

ZARZĄDZANIE KOMPETENCJAMI
WSPOMAGANE METODAMI STATYSTYCZNYMI

ZARZĄDZANIE KOMPETENCJAMI WSPOMAGANE METODAMI STATYSTYCZNYMI

pod redakcją

Macieja Szafrąńskiego

Marka Golińskiego

Magdaleny Graczyk-Kucharskiej

Małgorzaty Spychały



Wydawnictwo Politechniki Poznańskiej
Poznań 2022

Recenzent
prof. dr hab. Anna Rakowska

Redakcja
Rozalia Wojkiewicz

Skład i łamanie
Marcin Jaroszewski

Projekt okładki
Tomasz Walas, dtpowiec.pl



Zezwala się na korzystanie na warunkach licencji Creative Commons – uznanie autorstwa – na tych samych warunkach 4.0 (znanej również jako CC-BY-SA) dostępnej pod adresem <https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/> lub innej wersji językowej tej licencji, lub którejkolwiek późniejszej wersji tej licencji opublikowanej przez organizację Creative Commons.

ISBN 978-83-7775-680-5 (wersja drukowana)
ISBN 978-83-7775-681-2 (wersja elektroniczna)

Wydawnictwo Politechniki Poznańskiej
ul. Piotrowo 5
61-138 Poznań
tel. 61 665 35 16
e-mail: office_ed@put.poznan.pl; wydawnictwo.put.poznan.pl

Druk i oprawa:
Perfekt Druk
ul. Skórzewska 63
60-185 Skórzewo
tel. 61 666 05 19

SPIS TREŚCI

Wprowadzenie. O wielopłaszczyznowym wykorzystaniu danych zastanych w zarządzaniu kompetencjami pracowniczymi w organizacji.....	9
<i>Maciej Szafranski</i>	
1. Przesłanki wykorzystania metod statystycznych w zarządzaniu kompetencjami	21
<i>Maciej Szafranski, Marek Goliński, Magdalena Graczyk-Kucharska, Małgorzata Spychała</i>	
1.1. Zarządzanie kompetencjami pracowniczymi – podstawowe zagadnienia.....	21
1.2. Rosnąca rola przetwarzania danych i informacji w zarządzaniu kompetencjami.....	27
1.3. Zakres wykorzystania i dostrzegane przyczyny ograniczeń w zastosowaniu metod statystycznych w zarządzaniu kompetencjami	31
1.4. Inicjatywa Akcelerator Wiedzy Technicznej® Wydziału Inżynierii Zarządzania Politechniki Poznańskiej.....	35
1.4.1. Przyspieszająca rzeczywistość	35
1.4.2. Założenia funkcjonowania Akceleratora Wiedzy Technicznej® – odpowiedź na zmieniające się potrzeby.....	37
1.5. Prace badawcze nad kompetencjami w ramach inicjatywy Akcelerator Wiedzy Technicznej®	43
2. Wyzwania związane z przygotowaniem danych o kompetencjach do badań z wykorzystaniem metod statystycznych.....	66
<i>Maciej Szafranski, Dorota Woźna</i>	
2.1. Wprowadzenie	66
2.2. Dane wykorzystane w analizach opisanych w monografii.....	67
2.3. Wyzwania związane z danymi.....	69
2.3.1. Wyzwania związane z pozyskiwaniem danych w badaniach naukowych.....	69
2.3.2. Wyzwania związane z analizą zebranych danych.....	75
2.4. Podsumowanie.....	84
3. Determinanty zainteresowania ofertami pracy	87
<i>Magdalena Graczyk-Kucharska, Tomasz Stachurski, Dorota Woźna</i>	
3.1. Wprowadzenie	87
3.2. Metodologia.....	91
3.2.1. Idea wnioskowania statystycznego	91
3.2.2. Etapy wnioskowania statystycznego.....	92
3.2.3. Testowanie hipotez o różnicy między dwiema niezależnymi grupami.....	95
3.2.4. Testowanie hipotez o różnicy między wieloma niezależnymi grupami.....	97
3.2.5. Wizualizacja rozkładów danych liczbowych.....	100
3.3. Wyniki analiz	102
3.3.1. Wpływ wymaganego poziomu doświadczenia kandydata i zmienności pracy na poziom zainteresowania ofertami pracy	102
3.3.2. Wpływ formy zatrudnienia i wielkości firmy na poziom zainteresowania ofertami pracy i zmienności pracy na poziom zainteresowania ofertami pracy	105
3.4. Podsumowanie.....	111

4. Relacje między zawodem wybranym przez kandydata, a posiadanymi przez niego kompetencjami cyfrowymi	117
<i>Marek Gołński, Tomasz Stachurski</i>	
4.1. Wprowadzenie	117
4.2. Metodologia.....	121
4.3. Analiza zależności zmiennych nominalnych	121
4.3.1. Testy niezależności dwóch zmiennych nominalnych	123
4.3.2. Pomiar siły zależności zmiennych nominalnych	126
4.4. Wyniki analiz	128
4.4.1. Charakterystyka zbioru danych.....	128
4.4.2. Implementacja metod analizy zależności do badania wpływu kategorii zawodów na poziom kompetencji cyfrowych	130
4.5. Podsumowanie.....	140
5. Korelacje między kompetencjami handlowymi i społecznymi na rynku pracy	144
<i>Małgorzata Spychała, Tomasz Stachurski, Dorota Woźna</i>	
5.1. Wprowadzenie	144
5.2. Metodologia.....	148
5.2.1. Porządkowy pomiar zmiennych	148
5.2.2. Współczynnik korelacji liniowej Pearsona	150
5.2.3. Współczynnik korelacji rang Spearmana	150
5.2.4. Współczynnik gamma Goodmana i Kruskala.....	153
5.2.5. Współczynnik korelacji tau-Kendalla	153
5.2.6. Porównanie własności współczynników korelacji dla zmiennych porządkowych.....	155
5.2.7. Testy istotności na występowanie korelacji	156
5.3. Wyniki analiz	158
5.4. Podsumowanie.....	167
6. Badanie podobieństwa powiatów ze względu na umiejętności społeczne i inne wybrane atrybuty uczniów techników – przykład zastosowania analizy skupień.....	172
<i>Maciej Szafranski, Tomasz Stachurski, Agnieszka Kujawińska</i>	
6.1 Wprowadzenie	172
6.2 Metodyka badań	174
6.2.1 Zastosowane metody badawcze.....	174
6.2.2 Wybrane atrybuty uczniów ze szczególnym uwzględnieniem umiejętności społecznych.....	177
6.3 Wyniki analiz	179
6.3.1. Wykorzystane dane.....	179
6.3.2. Wyniki analizy skupień powiatów na podstawie ogólnych atrybutów (cech) uczniów techników	183
6.3.3. Wyniki analizy skupień powiatów na podstawie umiejętności społecznych uczniów techników	186
6.4. Podsumowanie.....	191

7. Wykorzystanie rozmytej analizy skupień do wyodrębnienia jednorodnych grup wymagań kompetencyjnych w zawodzie technik ekonomista	195
<i>Maciej Szafrąński, Tomasz Stachurski</i>	
7.1. Wprowadzenie	195
7.2. Metodologia.....	206
7.2.1. Idea metody rozmytej analizy skupień	206
7.2.2. Przebieg algorytmu metody c-średnich	208
7.2.3. Ustalenie wartości współczynnika rozmytości	209
7.2.4. Ustalenie liczby klastrów	210
7.3. Wyniki analiz	211
7.3.1. Opis danych	211
7.3.2. Wyniki badań	211
7.4. Podsumowanie.....	226
8. Model dopasowania kandydata do oferty z wykorzystaniem metody MARSplines i sieci neuronowych	230
<i>Magdalena Graczyk-Kucharska, Gerhard Wilhelm Weber, Maciej Szafrąński, Tomasz Stachurski, Dorota Woźna</i>	
8.1. Wprowadzenie	230
8.2. Metodologia.....	234
8.2.1. Metoda MARS.....	234
8.2.2. Metoda ANN.....	238
8.3. Wyniki analiz	240
8.3.1. Charakterystyka danych	240
8.3.2. Zagadnienie wprost – model uproszczony i uogólniony.....	243
8.3.3. Problem odwrotny jako system obliczeniowy z wykorzystaniem sztucznej sieci neuronowej (Artificial Neural Network)	248
8.3.4. Problem odwrotny jako system obliczeniowy z wykorzystaniem metody MARS	249
8.3.5. Porównanie modeli	250
8.4. Podsumowanie, wnioski i dalsze kierunki badań	254
Podsumowanie	263
<i>Marek Goliński</i>	
Załącznik nr 1 – Procedura weryfikacji hipotez statystycznych.....	278
Załącznik nr 2 – Metody pomiaru korelacji dla zmiennych porządkowych.....	286
Załącznik nr 3 – Procedura klasyfikacji obiektów w analizie skupień	295

WPROWADZENIE

O wielopłaszczyznowym wykorzystaniu danych zastanych w zarządzaniu kompetencjami pracowniczymi w organizacji

Maciej Szafrąński

Ta książka podejmuje zagadnienie, jak w szerokim zakresie wykorzystywać dane na potrzeby zarządzania kompetencjami w organizacji, czerpiąc je z jednego źródła znajdującego się w jej otoczeniu.

Zarządzanie kompetencjami to dynamicznie rozwijająca się subdyscyplina naukowa, powiązana z zarządzaniem zasobami ludzkimi (Szafrąński, 2022). Stanowi coraz bardziej istotną składową naukę o zarządzaniu i jakości (Szafrąński, 2022). Jednocześnie jest częścią systemu zarządzania. Przez zarządzanie kompetencjami rozumie się wykonywanie funkcji zarządzania zarówno w stosunku do kompetencji systemu zarządzanego, jak i kompetencji w systemie zarządzanym. W szczególności można więc odnosić zarządzanie kompetencjami do kompetencji organizacji lub jej podsystemu (np. wydziału, zespołu, itp.) albo do poszczególnych pracowników organizacji. Jeśli zarządzanie kompetencjami odnosi się do pracowników w systemie zarządzanym, nazywa się je zarządzaniem kompetencjami pracowniczymi. Wybrany aspektom tego zarządzania poświęcono niniejszą monografię.

Zarządzanie kompetencjami i badania w tym zakresie dla analizy i diagnozy funkcjonowania organizacji mogą dostarczać ciekawych informacji i przemyśleń do dalszych badań naukowych, ale wymagają danych, które można pozyskiwać zarówno wewnątrz organizacji, jak i w jej otoczeniu. Ważnym źródłem danych do analiz dotyczących zarządzania kompetencjami w organizacji pozostaje jej wnętrze. Dane pozyskiwane są w ramach komórek organizacyjnych, np. w działach zarządzania zasobami ludzkimi albo na podstawie wiedzy i doświadczenia kierowników różnych szczebli zarządzania. Np., źródłem danych na potrzeby analizy wymagań kompetencyjnych jest zarząd na poziomie strategicznym (Shaheen i in., 2019) oraz menedżerowie na poziomie operacyjnym (Xiao i in., 2019). W pozyskiwanie danych na potrzeby zarządzania kompetencjami włączani są też szeregowi pracownicy (Forsten-Astikainen, Heilmann, 2018). Coraz bardziej znaczącym, a jednocześnie trudnym do wykorzystania źródłem danych

o kompetencjach jest otoczenie organizacji. Dane te można znaleźć np. w gotowych raportach eksperckich (płatnych i bezpłatnych), w GUS, na stronach i w raportach instytucji rządowych i samorządowych, w publikacjach naukowych. Rozwój technologii informacyjnych, w tym baz danych, postępujące globalizacja i centralizacja, usieciowienie współpracy, rozwój zewnętrznych usług informacyjnych, a w Europie programów finansowanych ze środków unijnych – to tylko niektóre przesłanki rosnącej roli zewnętrznych danych i informacji w podejmowaniu decyzji, w tym decyzji w zakresie zarządzania kompetencjami.

Ilość danych przyrasta wraz z rozwojem gospodarki opartej na wiedzy (*the knowledge-based economy*), z którą silnie zaczyna konkurować paradygmat inteligentnej gospodarki (*smart economy*). Pierwsza rozumiana jest tradycyjnie jako „bezpośrednio oparta na produkcji, dystrybucji i użyciu wiedzy oraz informacji” (*The Knowledge...*, 1996, s. 7) lub inaczej jako gospodarka, „w której działa wiele przedsiębiorstw opierających na wiedzy swoją przewagę konkurencyjną” (Kozłowski 2002, s. 156). Koncepcja inteligentnej gospodarki również zakłada duże znaczenie wiedzy (Torres i in., 2005), ale jeszcze silniej akcentuje się w niej znaczenie innowacji i technologii jako najważniejszej siły napędowej (Torres i in., 2005), stąd podkreśla się znaczenie innowacyjnych klastrów i współpracy między przedsiębiorstwami, instytucjami badawczymi i obywatelami w celu rozwijania, wdrażania i promowania innowacji za pośrednictwem sieci (Bakici i in., 2013). „Inteligentna gospodarka łączy gospodarkę przedsiębiorstw i innowacyjność lub gospodarkę pomysłów”, którą charakteryzuje wykorzystanie kapitału ludzkiego i przekształcanie pomysłów w wartościowe procesy, produkty i usługi (Schaffers i in., 2011). Wyróżnia ją „zdolność do pokonywania wyzwań gospodarczych, tworzenia nowych miejsc pracy, zakładania nowych firm oraz zwiększania atrakcyjności i konkurencyjności regionalnej” (Alawadhi i in., 2012). Opisane uwarunkowania wpływają również na proces analizy danych dotyczących kompetencji.

Najczęściej badacz formułuje problem badawczy, projektuje badania, określa próbę badawczą, przygotowuje narzędzie badawcze, ewentualnie poszukuje jakiegoś źródła finansowania tych konkretnych badań, a następnie przeprowadza badania i wyciąga z nich wnioski, dzieląc się wynikami ze światem naukowym, czasami licząc, że te zostaną przynajmniej częściowo wykorzystane w praktyce.

Przy takim podejściu badacz posiada znaczną elastyczność w decyzji w zakresie wyboru tematu oraz dość szerokie możliwości w zakresie optymalizacji metod badawczych na potrzeby rozwiązania problemów, które zdecydował się wyjaśnić. Czasami może jednak pojawić się konieczność dostosowania się badacza do uwarunkowań proponowanych przez podmioty zewnętrzne. Wówczas metoda badawcza musi być dostosowana do specyficznych warunków, takich jak np. cel organizacji zlecającej badanie, dostępny budżet, oczekiwany termin wykonania badań, dostępna populacja, jej cechy i sposób zachowania, czas dostępu do przedstawicieli populacji badanej, zasady publikowania wyników badań. Ocena przydatności wyników takich badań opiera się najczęściej na wartości wyników dla organizacji lub społeczeństwa, na którą m.in. wpływa szybkość zastosowania rozwiązań, w których powstaniu badacz pełni jedynie rolę służebną. W takich sytuacjach badania nie stanowią celu samego w sobie. Dla podmiotów zewnętrznych proces badawczy nie jest procesem głównym, lecz pomocniczym, jedynie badacz traktuje go jako proces podstawowy. Niektóre uwarunkowania i konsekwencje tak prowadzonych badań opisywane są w literaturze (Szafranski, 2016). Udział badacza w złożonych wspólnych przedsięwzięciach wymaga często zgody na rezygnację z pełnej „wolności naukowej”. Jednym z przejawów takiego dostosowania jest zgoda na pracę z zastanymi danymi i uwzględnienie takiego ograniczenia. Opisane uwarunkowania pojawiają się również czasami, kiedy chodzi o badania dotyczące zarządzania kompetencjami.

Istnieje wiele opracowań naukowych w obszarze zarządzania kompetencjami, dokumentujących wykorzystanie metod i technik statystycznych, takich jak np. analiza statystyk opisowych (Martin i in., 2019), analiza regresji (Chen i in., 2020), modelowanie równań strukturalnych (Otoo, 2020), analiza czynnikowa (Shah, Prakash, 2018), analiza skupień (Poba–Nzaou i in., 2020), metoda alfa Cronbacha, metoda ANOVA, Z-test (Parameswaran, 2020), techniki incydentów krytycznych (Schulze, Bals, 2020), utajona analiza semantyczna (Kregel i in., 2019), wieloobiektywny algorytm genetyczny (de Moura i in., 2020), analiza korelacji, analiza dyskryminacyjna (Sypniewska, 2013), logika zbiorów rozmytych (Jabłoński, 2010) i wiele innych. Dostrzeżono jednak lukę poznawczą, jeśli chodzi o **wielopłaszczyznowe wykorzystywanie tych samych danych gromadzonych na platformach IT**, w szczególności na platformach

pośrednictwa pracy, **aby rozwiązywać różne problemy decyzyjne w zakresie zarządzania kompetencjami**. Stąd powstał generalny problem, w jaki sposób zbiór zebranych, zastanych danych w pojedynczym systemie IT wykorzystać do rozwiązania jak największej liczby różnych problemów decyzyjnych w obszarze zarządzania kompetencjami. Wielopłaszczyznowość stanowi więc główny przedmiot zainteresowań w monografii.

Koszty i czas zbierania danych często są duże, więc maksymalizowanie ich wykorzystania zwiększa efektywność prac analitycznych. Ograniczeniem w wykorzystaniu danych z systemów informatycznych, których głównym celem nie jest prowadzenie badań, a obsługa użytkowników korzystających z tych systemów, jest to, że zastane dane mają z góry określony zakres, ich jakość też jest zróżnicowana, a dodatkowo zakres stosowanych kategorii danych zmienia się w czasie, bo jest dostosowywany do potrzeb użytkowników narzędzi informatycznych. Zauważone ograniczenie stanowi ważne wyzwanie w dążeniu do zwiększenia efektywności wykorzystania zbiorów danych o kompetencjach.

Uwzględniając lukę poznawczą, monografię zaplanowano w taki sposób, aby osiągnąć trzy cele. Pierwszym jest **cel poznawczy**, gdyż autorzy pragną dokładniej poznać uwarunkowania prowadzenia badań dotyczących zarządzania kompetencjami w warunkach ograniczonych możliwości projektowania metod pozyskiwania danych do badań. Drugim jest **cel metodyczny**, polegający na egzemplifikacji możliwości zastosowania wybranych metod statystycznych w procesie poszukiwania wartościowych danych w wybranym systemie IT (w niniejszej monografii platforma *system.zawodowcy.org*), na potrzeby rozwiązywania wielu problemów decyzyjnych dotyczących zarządzania kompetencjami. Platformę zastosowaną do badań na potrzeby niniejszej pracy należy traktować jako przykładową. Chodzi o to, w jaki sposób i jak wiele danych można pozyskać, a ostatecznie jakie wnioski można wyciągnąć, korzystając z jednego wybranego narzędzia, i co ważniejsze, jak to robić oraz jakich można spodziewać się trudności. Wreszcie, trzecim celem, jest **cel utylitarny**, gdyż oprócz oczekiwanego rozszerzenia zastosowania metod statystycznych w badaniach w zakresie zarządzania kompetencjami intencją autorów jest dostarczenie organizacjom dodatkowych wskazówek dotyczących pozyskiwania i wykorzystania wiedzy o kompetencjach, pochodzącej z otoczenia organizacji. W pierwszej kolejności

wyniki badań będą przeznaczone dla przedsiębiorstw, ale dostrzega się też potencjalną wartość wyników badań w przypadku innych instytucji, takich jak samorządy, szkoły, uczelnie, instytucje rynku pracy i instytucje oświatowe.

W opinii autorów istnieje **luka badawcza dotycząca możliwości wykorzystywania w badaniach danych zastanych**. W monografii skupiono się na wątku danych o kompetencjach, dostępnych w wybranym systemie, wspomagającym kontakty organizacji poszukujących pracowników z kandydatami do pracy. Przekonanie o luce badawczej wynika z doświadczeń nabytych w toku prowadzonych wieloletnich badań nad kompetencjami oraz z badań literaturowych. Powstaje pytanie, jak prowadzić badania dające poznawczo interesujące rezultaty w sytuacji, w której badacz nie może dokonać wyboru źródła danych, a posiada je na wstępie analiz w ustalonych formie i zakresie. W opracowaniu wskazano możliwości wykorzystania danych zastanych, co stanowi wartość w kontekście, gdy wyzwaniem w zarządzaniu zasobami ludzkimi jest zauważany brak spójnego spojrzenia na aspekty zarządzania zasobami ludzkimi, opartego na kompetencjach w powiązaniu z przepływem procesów biznesowych i możliwościami gromadzenia informacji.

Po uwzględnieniu zauważonej luki badawczej formułowane są następujące cele badawcze, które należy traktować oddzielnie od wcześniej sformułowanych celów monografii. Pierwszym celem prac badawczych opisanych w niniejszej pracy jest **zidentyfikowanie wyzwań w stosowaniu jednej bazy danych** do rozwiązywania wielu problemów w obszarze zarządzania kompetencjami. Drugim celem badawczym jest próba sprostania tym wyzwaniom poprzez **przeprowadzenie wieloprzekrojowych empirycznych badań na podstawie danych wyselekcjonowanych z jednej przykładowej bazy danych o kompetencjach kandydatów do pracy i wymaganiach kompetencyjnych w organizacjach**, pochodzącej z funkcjonującego od wielu lat systemu, wspomagającego komunikację między organizacjami poszukującymi pracowników a kandydatami do pracy. Trzecim celem badawczym jest **ocena przydatności jednego zbioru zastanych danych zewnętrznych o wspomnianych kompetencjach i wymaganiach kompetencyjnych na potrzeby rozwiązywania wielu problemów organizacji w zakresie zarządzania kompetencjami**. Na ocenę tę złoży się kilka ocen cząstkowych, które zostaną sformułowane

w procesie testowania wybranej platformy IT. Testowanie zostało przeprowadzone pod kątem możliwości wykorzystania zbieranych na niej danych na potrzeby rozwiązywania różnych problemów dotyczących zarządzania kompetencjami z zastosowaniem metod statystycznych.

Sformułowane cele badawcze wyznaczają zakres badań, które przyjmą formułę przykładów. Każdy przykład został opracowany w ramach odrębnego rozdziału i będzie dotyczył badań nad możliwością zastosowania wybranej metody statystycznej do wnioskowania o kompetencjach, na temat których dane zawarte są zawsze w tym samym systemie IT, niezaprojektowanym na potrzeby konkretnych badań. Autorzy wchodzi więc w interakcję z zastaną bazą danych, którą z punktu widzenia procesu badawczego mogą traktować jako źródło wtórne. W ramach każdego przykładu wykorzystane zostaną metody ilościowe. Wyniki przeprowadzonych badań zostały syntetycznie opisane w *Podsumowaniu*.

Przyjęta, wcześniej zasygnalizowana, struktura celów monografii przełożyła się na jej zakres.

W pierwszym rozdziale przedstawiono tło badań opisanych w niniejszej książce. Stanowią je wcześniejsze i nowe badania oraz aktywność projektowa autorów. Pierwszy rozdział wzbogacony został w niezbędnym zakresie terminologią z zakresu zarządzania kompetencjami. Ze względu na dominujący w książce aplikacyjny i utylitarny charakter, celowo nie poświęcono w niej znacznej uwagi podstawom teoretycznym, które w interesujący sposób, ukazujący wielowątkowość tego zagadnienia, zostały zawarte np. w pracach Dubois i Rothwella (2008) czy Kupczyk i Stor (2017). W rozdziale pierwszym zwrócono też uwagę na rosnącą rolę przetwarzania danych i informacji w subdyscyplinie, jaką jest zarządzanie kompetencjami. Wreszcie zasygnalizowano problem zakresu wykorzystania danych i opisano dostrzeżone przyczyny ograniczeń w zastosowaniu metod statystycznych w zarządzaniu kompetencjami. Autorzy zauważają, że niezależnie od przyjętej koncepcji zarządzania kompetencjami czy też innych korespondujących propozycji, takich jak np. zarządzanie zasobami ludzkimi, oparte na kompetencjach, mają zastosowanie zaprezentowane propozycje wykorzystania metod statystycznych i wnioski wynikające z przeprowadzonych badań oraz obserwacje dotyczące rozwoju i wykorzystania platform IT.

W drugim rozdziale zaprezentowano przede wszystkim wyniki wieloletnich obserwacji i doświadczeń, dotyczących wyzwań w zakresie zastosowania metod statystycznych w badaniach, w których badacze zdecydowali się na wykorzystanie danych z już istniejącego systemu IT. Jest to platforma o nazwie *system.zawodowcy.org*. Wykorzystanie danych zastanych, z jednej strony, może przyspieszyć prace badawcze, bo wyeliminowany zostaje etap gromadzenia danych. Z drugiej strony, korzystanie z już istniejącego zbioru danych, który pochodzi z systemu opracowanego w innych celach niż badawcze, może prowadzić do ograniczenia kierunków badań i konieczności poszukiwania odpowiednich metod statystycznych, uwzględniających specyfikę dostępnych danych.

Rozdziały od trzeciego do ósmego stanowią opis zrealizowanych badań ilościowych na podstawie wybranych danych pochodzących z przykładowego, funkcjonującego od 2012 roku systemu IT, wspomagającego komunikację, w tym kojarzenie przedsiębiorstw poszukujących kandydatów do pracy z kandydatami. W zależności od rozwiązywanych problemów z systemu wybrano dane z podokresów. Np. w badaniach opisanych w rozdziałach trzecim, czwartym i piątym do badań wybrano dane z okresu od 1 marca 2018 do 13 sierpnia 2020. Uwarunkowania wyboru danych do badań opisano szczegółowo w rozdziale drugim. Wyselekcjonowano kilka przekrojów danych dotyczących kompetencji, żeby zweryfikować możliwości oraz ograniczenia w wykorzystaniu takiej bazy na potrzeby pogłębienia wiedzy na temat kompetencji na rynku, aby poprzez dostarczenie ich do organizacji wspomagać w nich zarządzanie kompetencjami. Zasadniczo, układ każdego z tych sześciu rozdziałów jest podobny. W każdym wprowadzeniu prezentowany jest szczegółowy problem badawczy i cel badań. Następnie opisana jest metoda statystyczna, która została wykorzystana do rozwiązania problemu badawczego. Dalej opisane są wyniki przeprowadzonych badań, a każdy z rozdziałów kończy się podsumowaniem. W tabeli 1 zaprezentowano zakres rozdziałów od trzeciego do ósmego.

W rozdziałach rozszerzono opisy metod statystycznych, co pozwala na lepsze uzasadnienie zastosowania takich właśnie metod w wybranych problemach, które mogą wystąpić w zarządzaniu kompetencjami w organizacjach. Uzupełnieniem niektórych rozdziałów są przykłady zawarte w załącznikach do monografii.

Tabela 1.

Zakres rozdziałów, w których zaprezentowano przykłady wykorzystania metod statystycznych na podstawie zastanych danych w wybranej platformie IT

Rozdział	Problem badawczy	Cel badań	Metody statystyczne
3.	Jak zwiększyć zainteresowanie kandydatów publikowanymi ofertami pracy?	Zweryfikować, jaki wpływ na zainteresowanie kandydatów ofertami pracy mają poziomy determinant opisywanych w ofertach, takich jak wymagany poziom doświadczenia kandydata, zmienność, forma zatrudnienia i wielkość firmy	testy nieparametryczne: Manna-Whitneya i Kruskala-Wallisza
4.	W jaki sposób posiadany zawód kandydata do pracy wpływa na posiadanie kompetencji cyfrowych?	Ocenić wpływ kategorii zawodu kandydatów na posiadanie przez nich wybranych kompetencji cyfrowych, takich jak podstawowa obsługa komputera i znajomość pakietów biurowych	test niezależności chi-kwadrat; mierniki efektu siły zależności (np. współczynnik Yule'a)
5.	Czy istnieje korelacja między poziomami kompetencji handlowych i społecznych na rynku pracy?	Ustalenie, czy istnieją korelacje między wymaganymi poziomami składowych kompetencji społecznych, takimi jak umiejętność komunikowania się z klientem, umiejętność współpracy z klientami i współpracownikami, umiejętności negocjacyjne oraz wybranymi składowymi kompetencjami handlowymi: znajomością produktów firmy, wiedzą na temat oferowanych produktów i ich danych technicznych, umiejętnością wyznaczania celów sprzedażowych.	współczynnik korelacji tau-B Kendalla; współczynniki korelacji rang Spearmana
6.	Jak klasyfikować powiaty ze względu na kompetencje i inne atrybuty uczniów techników kształcących się w nich, żeby skrócić czas dotarcia do kandydatów na praktyki, staże lub do pracy?	Opracować klasyfikację powiatów w województwie wielkopolskim ze względu na ich podobieństwo oceniane według takich kryteriów jak: a) 16 wybranych umiejętności społecznych, b) 8 wybranych atrybutów (cech), uczniów techników najstarszych klas.	metody analizy skupień: hierarchiczna metoda aglomeracyjna; metoda k-średnich

Tabela 1. c.d.

Zakres rozdziałów, w których zaprezentowano przykłady wykorzystania metod statystycznych na podstawie zastanych danych w wybranej platformie IT

Rozdział	Problem badawczy	Cel badań	Metody statystyczne
7.	<p>Jak w procesie modelowania kompetencji:</p> <ul style="list-style-type: none"> – sprawniej planować lub weryfikować zakres wymagań? – identyfikować i eliminować tożsame umiejętności, występujące w różnych opisach wymagań czasami pod różnymi nazwami? – dostrzegać podobieństwo wymagań kompetencyjnych ze względu na różne kryteria podobieństwa? 	<p>Dokonanie syntezy wymagań, poprzez zastąpienie dużego zbioru umiejętności w zawodzie technika ekonomisty zbiorem zawierającym od kilku do kilkunastu umiejętności, co usprawni komunikację firmy z kandydatami w zakresie wymaganych kompetencji.</p>	<p>rozmyta analiza skupień: metoda c-średnich</p>
8.	<p>Jak przewidywać dopasowanie kandydatów do ofert pracy?</p>	<ol style="list-style-type: none"> 1. Opracowanie modelu przewidującego w jakim stopniu kandydat spełni poziom wymagań umiejętności ogólnych występujących w ofercie 2. Poznanie cech kandydata i oferty, które mają największy wpływ na model. 3. Porównanie działania metod MARS i sieci neuronowych w opracowaniu modelu z celu 1. 	<p>Multivariate Adaptive Regression Splines (MARSplines) i sieci neuronowe</p>

Źródło: opracowanie własne

Jak wynika z tabeli 1, większość sformułowanych problemów odnosi się do dwóch funkcji zarządzania kompetencjami, które wymieniono w rozdziale pierwszym. Są to planowanie i organizowanie. Publikowanie ofert można zaliczyć do działań operacyjnych w zakresie zarządzania zasobami ludzkimi, ale już działania na rzecz zwiększenia zainteresowania ofertami to operacyjne działania w zakresie zarządzania kompetencjami. Uzyskiwanie wiedzy na temat powiązania między zdobytym lub zdobywanym zawodem a posiadanymi kompetencjami pracownika lub kandydata to działanie z zakresu operacyjnego planowania i organizowania zasobów w zarządzaniu kompetencjami. Posiadanie wiedzy na temat korelacji między poziomami kompetencji na rynku pracy wspomagać może planowanie

i organizowanie stanowisk pracy i procesów rekrutacyjnych, a samo zdobywanie takiej wiedzy jest działaniem operacyjnym w zarządzaniu kompetencjami. Klasyfikowanie obszarów administracyjnych ze względu na stan kompetencji na ich obszarze to przykład działania strategicznego w zakresie zarządzania kompetencjami, które może skutkować lokowaniem kolejnych oddziałów lub kampanii rekrutacyjnych. Modelowanie kompetencji, w tym wymagań kompetencyjnych, może mieć oddziaływanie zarówno operacyjne, jak i strategiczne na etapie planowania (opracowywanie modeli), organizowania (pozyskiwanie kompetencji zgodnych z modelowymi) oraz kontroli (polegającej na badaniu zgodności rzeczywistych kompetencji z modelowymi). Przewidywanie dopasowania kandydatów do ofert pracy szczególnie przydatne może okazać się na etapie organizowania operacyjnego, choć opracowanie metod takiego przygotowania można zaliczyć do planowania strategicznego w zarządzaniu kompetencjami.

Kończąc wprowadzenie, autorzy zwracają uwagę, że pojęcie „badanie” stosowane jest w monografii w dwóch aspektach. Pierwszym, dominującym, jest badanie, przez które rozumie się w istocie każdą analizę przeprowadzoną z zastosowaniem metod statystycznych. Analizy te zostały opisane w rozdziałach od trzeciego do ósmego. Tak rozumiane badania w wąskim ujęciu służą egemplifikacji wykorzystania danych do zarządzania kompetencjami pracowników z zastosowaniem wybranego systemu IT, a w szerokim ujęciu – pokazaniu możliwości użycia metod ilościowych w zarządzaniu kompetencjami. W drugim aspekcie pojęcie „badania” odnoszone jest do działań badawczych autorów ukierunkowanych na osiągnięcie sformułowanych celów badawczych i celów pracy. Autorzy zdają sobie sprawę, że wykorzystanie do badań różnych systemów IT, w różnym miejscu i czasie, w odniesieniu do różnych grup użytkowników systemów IT, z pewnością będzie prowadziło do różnych wyników, ale przetestowanie wybranych metod statystycznych pozwoli zweryfikować zasadność ich stosowania według takich samych procedur badawczych, często w odniesieniu do takich samych kategorii danych.

Wyniki badań odwołujących się do studiów przypadków z rozdziałów od trzeciego do ósmego opisano w *Podsumowaniu*, w którym jednocześnie odniesiono się do stopnia osiągnięcia celów sformułowanych we *Wprowadzeniu*, zrekapitulowano zauważone możliwości i ograniczenia dalszych prac badawczych oraz zarysowano ich kierunki.

Bibliografia

1. Alawadhi, S., Aldama-Nalda, A., Chourabi, H., Gil-Garcia, J.R., Leung, S., Mellouli, S., Nam, T., Pardo, T.A., Scholl, H.J., Walker, S. (2012), *Building Understanding of Smart City Initiatives*, „Electronic Government” 7443, s. 40–53.
2. Bakici, T., Almirall, E., Wareham, J. (2013), *A Smart City Initiative: The Case of Barcelona*, „Journal of the Knowledge Economy”, Special No., Vol. 4, No. 2, s. 135–148.
3. Chen, M.L., Chen, Y. H., Lin, L.C., Chuang, L.L. (2020), *Factors influencing the self-perceived competencies in spiritual care of nurses in the long-term care facilities*, „Journal of Nursing Management”, Vol. 28, No. 6, s. 1286–1296.
4. de Moura, R.L., Carneiroteresa, T.C.J., de Oliveira, M.P.V. (2020), *Unveiling the core competencies of the successful project manager through the application of multiobjective genetic algorithm*, „Revista Gestao & Tecnologia – Journal of Management and Technology”, Vol. 20, No. 3, s. 31–58.
5. Dubois, D.D., Rothwell, W.L. (2008), *Zarządzanie zasobami ludzkimi oparte na kompetencjach*, Helion, Gliwice.
6. Forsten-Astikainen, R., Heilmann, P. (2018), *Creating a competence profile of a new profession: social service agents in welfare centers*, „Employee Relations”, Vol. 40, No. 2, s. 362–380.
7. Jabłoński, M. (2010), *Fuzzy set logic in evaluation of employee’s competencies in terms of learning organization – empirical study*, 6th International Scientific Conference Business and Management 2010, Vol. I and II, s. 1000–1007.
8. Koźmiński, A.K. (2002), *Jak zbudować gospodarkę opartą na wiedzy?*, w: *Rozwój polskiej gospodarki*, (red.) Kołodko G., Wydawnictwo Wyższej Szkoły Przedsiębiorczości i Zarządzania im. Leona Koźmińskiego, Warszawa, s. 156–166.
9. Kregel, I., Ogonek, N., Matthies, B. (2019), *Competency profiles for lean professionals – an international perspective*, „International Journal of Productivity and Performance Management”, Vol. 68, No. 2, s. 423–446.
10. Kupczyk, T., Stor, M. (2017), *Zarządzanie kompetencjami – teoria, badania i praktyka biznesowa*, Wyższa Szkoła Handlowa we Wrocławiu, Wrocław.
11. Martin, J., Elg, M., Gremyr, I. (2019), *Fit for purpose? Exploring competence in quality management*, „International Journal of Quality and Service Sciences”, Vol. 11, No. 3, s. 317–333.
12. Otoo, F.N.K. (2020), *Measuring the impact of human resource management (HRM) practices on pharmaceutical industry’s effectiveness: the mediating role of employee competencies*, „Employee Relations”, Vol. 42, No. 6, s. 1353–1380.

13. Parameswaran, H. (2020), *Strategic human resource development – a manoeuvre for future competencies*, „Serbian Journal of Management”, Vol. 15, No. 2, s. 353–370.
14. Poba-Nzaou, P., Uwizeyemungu, S., Clarke, C. (2020), *Patterns underlying required HR and IT competencies: a content and cluster analysis of advertisements of HR manager positions*, „International Journal of Human Resource Management”, Vol. 31, No. 16, s. 2065–2088.
15. Shah, M.N., Prakash, A. (2018), *Developing generic competencies for infrastructure managers in India*, „International Journal of Managing Projects in Business”, Vol. 11, No. 2, s. 366–381.
16. Schulze, H., Bals, L. (2020), *Implementing sustainable purchasing and supply management (SPSM): A Delphi study on competences needed by purchasing and supply management (PSM) professionals*, „Journal of Purchasing and Supply Management”, Vol. 26, No. 4, wydanie elektroniczne, s. 1–12.
17. Sypniewska, B.A. (2013), *Examination of the individual competencies that differentiate results in direct sales*, „Contemporary Economics”, Vol. 7, No. 1, s. 83–100.
18. Szafrąński, M. (2016), *Badanie, projektowanie, wdrażanie i doskonalenie Systemu Zawodowcy, wspomagającego zarządzanie kompetencjami w przedsiębiorstwach*, „Zeszyty Naukowe Politechniki Poznańskiej. Organizacja i Zarządzanie”, nr 71, s. 75–86.
19. Szafrąński, M. (2022), *Modelowanie wymagań kompetencyjnych na stanowiskach pracy. Ujęcie teoretyczne i praktyczne*, Wydawnictwo Politechniki Poznańskiej, Poznań.
20. Schaffers, H., Komninou, N., Pallot, M., Trousse, B., Nilsson, M., Oliveira, A. (2011), *Smart Cities and the Future Internet: Towards Cooperation Frameworks for Open Innovation*, w: Domingue, J. i in. (eds), *Future Internet Assembly*, LNCS 6556, s. 431–446.
21. Shaheen, M., Azam, M.S., Soma, M.K., Kumar, T.J.M. (2019), *A competency framework for contractual workers of manufacturing sector*, „Industrial and Commercial Training”, Vol. 51, No. 3, s. 152–164.
22. *The Knowledge-based Economy* (1996), Organisation for Economic Co-Operation and Development, Paris.
23. Torres, L., Pina, V., Royo, S. (2005), *E-government and the transformation of public administrations in EU countries: Beyond NPM or just a second wave of reforms?*, „Online Information Review”, Vol. 29, No. 5, s. 531–553.
24. Xiao, Y.Q., Liu, J.K., Pang, Y.S. (2019), *Development of a competency model for real-estate project managers: case study of China*, „International Journal of Construction Management”, Vol. 19, No. 4, s. 317–328.

1. PRZESŁANKI WYKORZYSTANIA METOD STATYSTYCZNYCH W ZARZĄDZANIU KOMPETENCJAMI

*Maciej Szafrąński, Marek Goliński, Magdalena Graczyk-Kucharska,
Małgorzata Spychała*

1.1. Zarządzanie kompetencjami pracowniczymi – podstawowe zagadnienia

Istnieje wiele teorii i nurtów zarządzania (Lachiewicz, Matejun, 2012; Flak, 2012; Czekaj, 2012), które można odnosić do całej organizacji lub do wyróżnionych w niej podsystemów. Te podsystemy różnicuje się według wielu kryteriów. Coraz bardziej interesujące zarówno dla praktyków, jak i w ramach nauk o zarządzaniu i jakości staje się zarządzanie kompetencjami. Obecnie często, traktuje się je jako podsystem zarządzania zasobami ludzkimi (Sienkiewicz i Trawińska-Konadros, 2001, s. 248; Dubois i Rothwell, 2008; Kupczyk, Stor, 2017, s. 34). Choć takie podejście nie jest jedyne, o czym świadczą opracowania innych autorów, zajmujących odmienne stanowiska (Medina, Medina, 2017), to w niniejszej monografii operacyjnie przyjęto je, jako wystarczające. Problematykę związków zarządzania kompetencjami z zarządzaniem zasobami ludzkimi zaprezentowano szerzej w innej publikacji (Szafrąński, 2022), dlatego tutaj nie będzie ona omawiana. Tam też został opisany model kompetencji i jej trzy główne właściwości, zgodnie z którymi kompetencję w organizacjach można traktować jednocześnie jako cechę, zasób i działanie (Szafrąński, 2022), w związku z tym pominięte zostaną w niniejszej monografii dyskusje nad naturą kompetencji, która od razu zostanie tu zaprezentowana według modelu KSAO (Campion i in., 2011, s. 226). Przyjmując ten model, **kompetencję** określa się na podstawie jej zawartości jako zbiór wiedzy (*knowledge* – K), umiejętności (*skills* – S), zdolności (*abilities* – A) i innych cech (*others* – O). Takie określenie kompetencji prowadzi do przyjęcia jej opisu w ujęciu strukturalnym. Kompetencja traktowana jest jako byt składający się z wielu bytów niższego rzędu złożoności. Jest n-elementowym zbiorem cech, które jak zaproponowali Whiddett i Hollyforde (2003, s. 15–36), można rozpatrywać na różnych poziomach szczegółowości. Na podstawie koncepcji, zaprezentowanej w uproszczony sposób na rysunku

1.1, w niniejszej monografii zaproponowano nieco zmienioną, bardziej uniwersalną wersję takiej strukturyzacji (zob. rys. 1.2). Wprowadzona uniwersalizacja ułatwia prowadzenie badań i analiz na różnych zbiorach kompetencji, gdyż ogranicza liczby poziomów i ułatwia prowadzenie operacji na zbiorach kompetencji, w tym prowadzenie analiz statystycznych.



Rysunek 1.1.

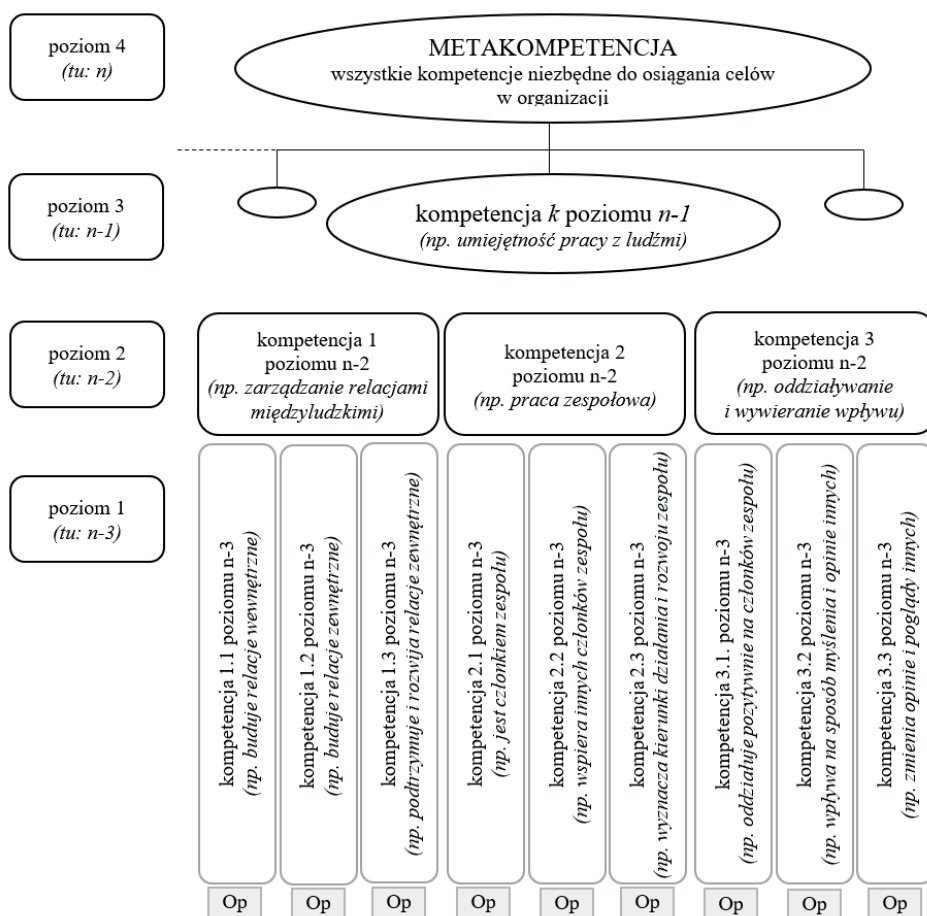
Struktura kompetencji według Whiddetta i Hollyforde'a (2003, s. 25)

W – wyznaczniki behawioralne kompetencji

Źródło: opracowanie własne

W zaproponowanej autorskiej strukturze kompetencji, kompetencje najniższego poziomu będą nazywane składowymi kompetencjami. Często badania, zwłaszcza ilościowe, dotyczące kompetencji w organizacjach prowadzone są z wykorzystaniem kompetencji najniższego, najbardziej operacyjnego poziomu,

czyli składowych kompetencji (S). Rozróżnienie pojęć „składowa kompetencji” i „kompetencja” jest szczególnie przydatne, jeśli prowadzone są badania na potrzeby klasyfikowania kompetencji, np. w modelowaniu kompetencji. W niektórych dalszych rozdziałach, jeśli będzie to przydatne, takie rozróżnienie zostanie wprowadzone.



Rysunek 1.2.

Propozycja zmodyfikowanej struktury kompetencji pracowniczych, zaproponowanej przez Whiddetta i Hollyforde'a (2003, s. 25)

Op – opisy kompetencji na najniższym poziomie, często wzbogacone o opisy poziomów kompetencji

Źródło: opracowanie własne

Tak wyróżnionymi kompetencjami, które ostatecznie wszystkie mogą współtworzyć jedno drzewo kompetencji w organizacji, **zarządza się**. W ujęciu funkcjonalnym oznacza to:

- planowanie kompetencji,
- organizowanie prac w celu ich zapewnienia oraz zapewnienia ich oczekiwanego poziomu,
- motywowanie pracowników, do ich zapewnienia (np. pracowników komórek HR), wykorzystania, rozwijania, uzupełniania (co dotyczy wszystkich pracowników),
- kontroli, czy kompetencje są dostosowane do wymagań wynikających z planowania, czy plany są aktualne i czy kompetencje są wykorzystane zgodnie z oczekiwaniami.

Te klasyczne funkcje zarządzania zaimplementowali Medina i Medina, proponując pętlę kompetencji z takimi mechanizmami jak: wykorzystanie, akumulacja, asymilacja, transformacja (Medina, Medina, 2017, s. 506).

W organizacji można zarządzać kompetencjami w różnych wymiarach, np. sieciowym (Fryczyńska, Ciecierski, 2020), organizacyjnym (Rakowska, 2018; Krzakiewicz, Cyfert, 2018; Lis, Žemgulienė, 2020), zespołowym (Szwarc, Wikarek, 2020), a także w odniesieniu do pracowników (Jędrzejczyk, 2013; Martin i in., 2019; Chamikara i in., 2020). W tym ostatnim przypadku mowa jest o **zarządzaniu kompetencjami pracowniczymi**. Traktowane jest więc ono w ujęciu podmiotowym.

Jedną z funkcji w zarządzaniu kompetencjami przecinającą w poprzek drzewo klasycznych funkcji zarządzania jest prowadzenie badań. Są one niezbędne zarówno na etapie planowania, organizowania, motywowania jak i kontroli i mogą dotyczyć np. potrzeb kompetencyjnych w organizacji, analizy pracy, potrzeb szkoleniowych, analizy rynku pracy lub rynku kompetencji (zob. rys. 1.3).

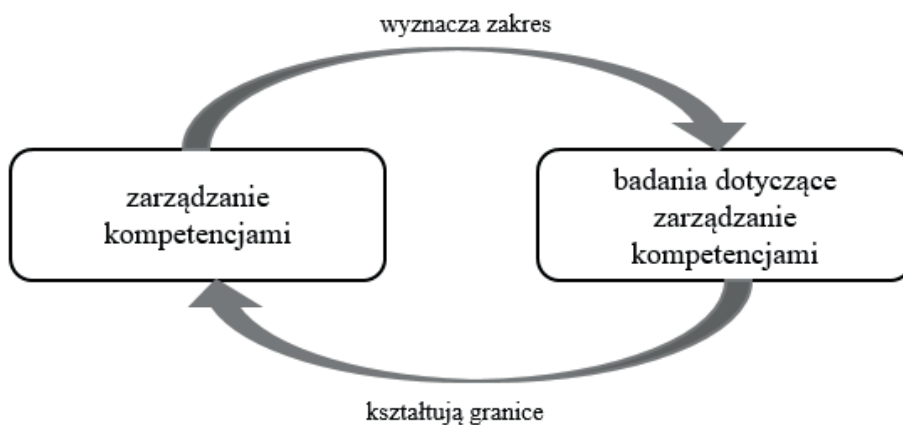
Możliwy zakres badań dotyczących zarządzania kompetencjami będzie wynikał z ukształtowanego (i zmiennego w czasie) zakresu zarządzania kompetencjami i jednocześnie badania nad zarządzaniem kompetencjami będą jednym z czynników kształtujących zakres zarządzania kompetencjami (zob. rys. 1.4). Dane do takich badań pozyskiwane są zarówno z wnętrza, jak i z otoczenia organizacji.

ZARZĄDZANIE KOMPETENCJAMI							
		planowanie	organizowanie	motywowanie		kontrola	
		na potrzeby organizacji		na potrzeby otoczenia			
		badania naukowe	inne badania	na potrzeby poznania naukowego		na inne potrzeby	
				badania naukowe	inne badania	badania naukowe	inne badania
BADANIA	wewnątrz organizacji						
	na zewnątrz organizacji						

Rysunek 1.3.

Kategorie badań na tle funkcjonalnego ujęcia zarządzania kompetencjami (w tym kompetencjami pracowniczymi)

Źródło: opracowanie własne



Rysunek 1.4.

Wzajemny wpływ zarządzania kompetencjami i badań nad nim

Źródło: opracowanie własne

Dane wewnętrzne pochodzą np. z systemu księgowego lub – szerzej – z systemu rachunkowości, zbierane są też i dostarczane przez dział zarządzania zasobami ludzkimi, współpracujący ze wszystkimi pracownikami organizacji lub częściowo mogą powstawać w innych komórkach organizacyjnych czy systemach.

Mogą być np. zbierane w systemie zarządzania jakością, jeśli zostaną w nim opracowane procedury dotyczące zarządzania kompetencjami. Przesłanką do ich powstania może być wdrażanie zapisów z normy ISO 9001 z punktu 7.2 *Kompetencje* (2016, s. 17). Mogą być pozyskiwane w komórce do spraw marketingu i dotyczyć nie tylko kompetencji pracowników tej komórki, ale też kompetencji klientów.

Powszechnymi zewnętrznymi źródłami danych, informacji i wiedzy o kompetencjach mogą być oczywiście: szkolenia, publikacje naukowe i eksperckie, raporty, dane z GUS, bezpośrednie kontakty z pracownikami działów HR z innych organizacji, z placówkami oświatowymi i ekspertami, ale coraz ważniejszy jest stały dostęp do dużych baz danych z rynku. Dane z dedykowanych systemów IT mogą ułatwić monitorowanie zmian w zapotrzebowaniu na kompetencje i porównywanie uświadomionych wewnętrznie wymagań kompetencyjnych z dostrzeganymi na rynku przez inne podmioty gospodarcze lub ekspertów. Analiza wymagań kompetencyjnych na rynku pozwala też na pośrednie wnioskowanie o zmianach u konkurentów w zakresie stosowanych technologii, procesów i wytwarzanych produktów oraz o zmianach skali tych zjawisk, co wynika ze zmian zapotrzebowania na kompetencje niezbędne, aby takie produkty czy procesy powstawały/występowały w przedsiębiorstwach.

Zgromadzone dane, przekształcone w informacje, są punktem wyjścia do podejmowania w organizacjach decyzji na rzecz osiągnięcia celów zarówno operacyjnych, jak i strategicznych. W zarządzaniu kompetencjami pracowniczymi opartym na sprawdzonych danych i informacjach w wymiarze operacyjnym będzie ułatwione podejmowanie decyzji np. w zakresie przygotowania treści ofert pracy, doskonalenia specyfikacji wymagań kompetencyjnych na stanowiskach, zmian na stanowiskach pracy, które pozwolą lepiej wykorzystać kompetencje pracowników już zatrudnionych (szkolenia, unarzędziwienie, zmiany w organizacji pracy, itp.). W wymiarze strategicznym zarządzanie kompetencjami pracowniczymi, wspomagane wynikami badań, pozwoli na podejmowanie chociażby takich decyzji, jak lokowanie nowych zakładów/oddziałów w regionach, w których jest łatwiejszy dostęp do kompetencji, decydowanie o wybrze strategicznych partnerów z otoczenia społeczno-gospodarczego (np. skoro w regionie jest 10 szkół, a firma może nawiązać współpracę tylko z trzema, to

z jakimi ma współpracować i budować trwałe relacje?), budowanie strategii *employer branding*, konkurowanie z innymi przedsiębiorstwami, dostrzeganie nowych kompetencji, których wykorzystanie może zwiększyć np. innowacyjność lub efektywność osiągania celów biznesowych, wybór i zacieśnianie współpracy z podmiotami w celu doskonalenia metod badawczych i ustalania zakresu i kierunków dalszych badań w obszarze zarządzania kompetencjami.

Wątek pozyskiwania i wykorzystania danych to wąski, ale istotny aspekt zarządzania kompetencjami, któremu poświęcono niniejszą monografię.

1.2. Rosnąca rola przetwarzania danych i informacji w zarządzaniu kompetencjami

Technologie informacyjne, często wspomagane sztuczną inteligencją, wkraczają w naszą codzienność już niemal we wszystkich obszarach życia. Początkowo systemy informacyjne, zasilane technologiami informacyjnymi, były projektowane jedynie w sferze naukowej i badawczej. Obecnie obserwuje się wykorzystanie ich przez niemal wszystkie branże, również w wielu sferach życia prywatnego. Przyczyną tego trendu są korzyści, które tym zmianom towarzyszą. Zaliczyć do nich możemy m.in. skrócenie czasu procesu informacyjnego, zwiększenie efektywności i sprawniejszą realizację celów, zmniejszenie zapotrzebowania na zasoby i oszczędności finansowe.

W celu wyjaśnienia wybranych aspektów związanych z procesem informacyjnym, danymi i informacjami, przytoczono krótką charakterystykę tych pojęć. **Dane**, definiowane są jako zapis liczb, faktów, pojęć, rozkładów (a także dźwięków, obrazów, animacji) lub opis zjawisk, sytuacji, zdarzeń, dokonany w sposób wygodny do przesyłania, interpretacji lub przetwarzania metodami ręcznymi lub automatycznymi (Januszewski, 2008). Przykładem danych w obszarze zasobów ludzkich są zbiory CV z kompetencjami pracowników. **Informacja** to pojęcie abstrakcyjne odnoszące się do zakodowanych danych (Flakiewicz, 2005; Stenfanowicz, 1997; Grudzewski, Hejduk, 2001). Inaczej mówiąc, informacja to przetworzone dane, z których możemy wnioskować np., że po analizie CV wszystkich kandydatów do pracy, trzech posiada najwięcej poszukiwanych w przedsiębiorstwie kompetencji, jeśli chodzi o określone stanowisko pracy. Przetwarzanie danych na informacje to **proces informacyjny**

rozumiany dokładniej jako proces tworzenia i interpretacji informacji, realizujący co najmniej jedną z następujących funkcji: generowanie informacji, gromadzenie (zbieranie) informacji, przechowywanie (pamiętanie, magazynowanie, archiwizowanie) informacji, przekazywanie (transmisja) informacji, przetwarzanie (przekształcanie, transformacja, translacja) informacji, udostępnianie (upowszechnianie) informacji, interpretacja (translacja na język użytkownika) informacji, wykorzystywanie (użytkowanie) informacji (Januszewski, 2008).

W literaturze naukowej coraz częściej zwraca się uwagę na zarządzanie zasobami ludzkimi i zarządzanie kompetencjami w kontekście technologii informacyjnych, nazywając ten obszar elektronicznym zarządzaniem zasobami ludzkimi (*Electronic Human Resource Management E-HRM*). W literaturze (Brockbank, 1997) zwraca się uwagę na osiągnięcie wspólnych celów w kontekście E-HRM i celów organizacji. Do realizacji tych celów zalicza się również czynności związane z aktywnym wykorzystaniem narzędzi w HR (*Human Resources*), w tym systemy informacyjne pozwalające na zarządzane danymi i informacjami dla osiągnięcia celów związanych z zarządzaniem zasobami ludzkimi. Również w licznych raportach doradczych dostrzega się specjalistów do spraw zasobów ludzkich o konieczności poszukiwania nowoczesnych rozwiązań w zakresie współczesnych wyzwań, takich jak rewolucja cyfrowa, automatyzacja czy sztuczna inteligencja (Minbaeva, 2020). Dotyczy to zarówno wykorzystania technologii w procesach związanych z zarządzaniem zasobami ludzkimi, jak i zmianami organizacji tych procesów i wymagań, aby zniwelować luki między postępem technologicznym a obecnymi i poszukiwanymi umiejętnościami pracowników.

Raport *Deloitte Global Human Capital Trends* (2017) dostarczył wyniki na podstawie danych 10 tys. liderów HR i biznesu, którzy potwierdzili, że HR ma do odegrania kluczową rolę w wypełnianiu luk między technologiami a osobami fizycznymi, przedsiębiorstwami, samorządami, społeczeństwem i podmiotami związanymi z edukacją. Dlatego też działy odpowiedzialne za zasoby ludzkie coraz częściej wykorzystują narzędzia elektroniczne już nie tylko na etapie publikowania ogłoszeń i prowadzenia rozmów kwalifikacyjnych, lecz również wykorzystując dane dla sprawniejszego realizowania innych działań (Graczyk i in., 2020, s. 18). Generowane przez narzędzia informatyczne dane (Goliński, 2020) mogą być wykorzystywane w realizacji wielu funkcji np. (Al-kasasbeh i in., 2016)

w obszarze: e-rekrutacja, e-selekcja, e-wynagrodzenia, e-kształcenie, e-ocena pracownicza, e-komunikacja. Automatyzację można wdrożyć we wszystkich funkcjach HR. Automatyzacja procesów HR (Meduri, Yadav, 2021) pozwala na:

- oszczędność czasu i unikanie nadmiarowości zadań,
- redukcję błędów i dążenie do osiągnięcia doskonałości,
- angażowanie się, budowanie więzi, wzmocnianie relacji i wpływanie na pracowników,
- śledzenie rozwoju organizacji,
- prognozowanie przyszłych trendów na rynku,
- sprawne zarządzanie bazą danych i utrzymaniu ich spójności,
- łatwiejsze poszukiwanie danych, ich przetwarzanie, wnioskowanie i podejmowanie trafniejszych decyzji,
- ustandaryzowanie usług HR,
- zmniejszenie ilości prac operacyjnych pracowników.

W przypadku HR, punktem wyjścia do cyfrowej transformacji powinna być najpierw analiza otoczenia i koncentracja na klientach, również klientach procesów rekrutacyjnych, a następnie reorganizacja procesów HR poprzez ciągłe innowacyjne eksperymenty. Podejście zorientowane na dane pozwala na zdobywanie nowej wiedzy i dostarczanie lepszych rozwiązań, dopasowanych do możliwości firmy i potrzeb klientów. Potwierdzeniem tego trendu są publikowane na portalach oferty pracy, jeszcze niedawno na mało popularnych stanowiskach, jak np. specjalista ds. analiz HR, analityk danych, analityk danych produkcyjnych czy koordynator ds. planowania przepływów magazynowych (*pracuj.pl*; *system.zawodowcy.org*).

Niestety, zarówno w praktyce, jak i w literaturze naukowej nadal rzadko publikuje się praktyczne w obszarze HR rozwiązania, wykorzystujące metody analiz dużych zbiorów danych i Data Science, choć udowodniono, że umożliwiają one poprawę ogólnych wyników firmy (Hamilton i in., 2020). Nieliczne prace badawcze podejmują, w dużym stopniu nadal tylko teoretycznie, problematykę dotyczącą integrowania różnych zbiorów danych. Te z kolei mają pomóc ocenić wydajność pracowników w czasie rzeczywistym, mogą wesprzeć identyfikację i rozwój talentów lub gwiazd wiedzy, które nieproporcjonalnie przyczyniają się do poprawy wydajności firmy, a także pomagają wzmocnić możliwości firmy.

Analityka stanowi poważne wyzwanie dla działów zarządzania zasobami ludzkimi, jednak stanowią je również same dane, ich jakość oraz brak kluczowych kompetencji analitycznych pracowników, umiejętności zadawania pytań badawczych istotnych dla biznesu oraz umiejętności budowania i uruchamiania modeli analitycznych. Większość personelu HR nadal nie jest w grupie przeszkolonych analityków danych (Waters i in., 2018), jednak kierownicy i dyrektorzy działów HR muszą osiągnąć najwyższy poziom zrozumienia prowadzonych procesów analitycznych, nawet jeśli sam dział HR nie realizuje faktycznego przetwarzania danych. Starsi menedżerowie HR powinni zrozumieć, w jaki sposób zmienne algorytmów mogą i powinny ze sobą współdziałać, by unikać wyciągania fałszywych wniosków lub prowadzenia nieistotnych analiz. Nie należy np. wnioskować o doświadczeniu kandydata i posiadanych kompetencjach jedynie na podstawie połowy doświadczenia kandydata wybranym losowo przez rekrutera. W odniesieniu do jakości przygotowanego CV, np. na podstawie literówek w profilach kandydatów online, decydować, czy kandydat spełnia wymagania na stanowisku pracy, na które aplikuje. Aby skutecznie realizować w nowoczesny sposób procesy HR, zarządzający firmami, a przede wszystkim kierujący działami HR, powinni posiadać podstawową wiedzę na temat metodologii badań, w tym rzetelności i trafności konstruktu (Janssen, 2017). Analizy danych mogą przyczynić się m.in. do zwiększania zasięgów ofert pracy, docierania do najlepszych kandydatów, skrócenia procesów selekcji i rekrutacji pracowników. Metody statystyczne mogą pomóc w przygotowaniu ofert pracy lub w analizie prawdopodobieństwa występowania poszukiwanych kompetencji w danym zawodzie czy na określonym terytorium.

W trwającej rewolucji cyfrowej i postępującej automatyzacji procesów rośnie rola danych i informacji także w zarządzaniu zasobami ludzkimi i zarządzaniu kompetencjami. Dlatego kompetencje związane z wykorzystaniem metod statystycznych na potrzeby wspomaganie decyzji w HR powinny być w priorytetowej grupie umiejętności, jakie są rozwijane przez specjalistów do spraw zasobów ludzkich. Oprócz tych wyzwań niestety nadal istnieje wiele ograniczeń w zakresie analityki danych HR, co scharakteryzowano w kolejnym podrozdziale.

1.3. Zakres wykorzystania i dostrzegane przyczyny ograniczeń w zastosowaniu metod statystycznych w zarządzaniu kompetencjami

Współczesne organizacje poszukują nowych metod i sposobów maksymalnego wykorzystania swoich zasobów. Jednym z nich jest stosowanie wielorakich analiz statystycznych. Zazwyczaj analizy takie dotyczą wielu obszarów funkcjonowania przedsiębiorstwa, jak np. planowanie rozwoju, analiza zdolności jakościowej dostawców, projektowanie i doskonalenie wyrobu, określenie wymagań niezawodnościowych dla wyrobu i prognozowanie jego trwałości, analiza danych dotyczących gotowego produktu, analizy metrologiczne, analizy marketingowe itp. (Aczel, Sounderpandian, 2011). Większość menedżerów zarządzających nowoczesną organizacją, wspiera wdrażanie metod i narzędzi statystycznych, gdyż informacja kompleksowa, zanalizowana szybko, holistycznie, dogłębnie i obiektywnie, pozwala jednostkom działać sprawniej i ułatwia zdobywanie przewagi nad konkurencją. Wprowadzaniu statystycznych metod analizy danych w firmach sprzyjają też inne czynniki: globalizacja rynków, zdobywanie przez specjalistów doświadczeń w międzynarodowych korporacjach, przepływ kadry między sektorami, ubieganie się firm o certyfikaty i zewnętrzne źródła finansowania (np. z funduszy UE), współdzielenie projektów, presja dyrektyw i norm dotyczących jakości i zarządzania oraz innowacje technologiczne i zdalny dostęp do publikacji naukowych (Żebrowska-Łucyk, 2015, s. 5–12).

W procesie zarządzania kompetencjami również występują obszary, w których wykorzystywane są metody statystyczne. Jak wspomniano w podrozdziale 1.2, analizy statystyczne mogą przyczynić się do zwiększenia efektywności procesu rekrutacji i selekcji, określenia ważności oceny efektywności podejmowanych przedsięwzięć rozwojowych i szkoleniowych pod kątem ich adekwatności do rzeczywistych potrzeb czy zgodności ze strategią organizacji oraz wskazywania zależności między kompetencjami, potrzebami i preferencjami zawodowymi pracowników a sukcesem organizacji w długim okresie. W obszarze zarządzania kompetencjami wyróżniono metody i narzędzia statystyczne wspomagające następujące procesy i działania:

- ustalenie rzetelności stosowanych narzędzi i metod do pomiaru kompetencji – badanie zgodności wewnętrznej testu, której miarą jest współczynnik α -Cronbacha; im wyższa zbieżność odpowiedzi na poszczególne pytania (zadania), badające tę samą kompetencję, tym większa rzetelność i tym wyższy współczynnik α -Cronbacha (zob. Cronbach, 1951), (Heinsman, i in., 2006, s. 292–306; Kupczyk, Stor, 2017, s. 69–96),
- zweryfikowanie trafności teoretycznej testów kompetencyjnych za pomocą trójczynnikowej struktury, odpowiadającej modelowi teoretycznemu; przed przystąpieniem do interpretacji wyników analizy czynnikowej oceniono dane na podstawie współczynnika macierzy korelacji, miary adekwatności próby oraz testu sferyczności Bartletta (Jurek, 2011),
- badanie stopnia wdrożenia zarządzania kompetencjami w zależności od wielkości przedsiębiorstwa za pomocą współczynnika korelacji (Heinsman, i in., 2006, s. 292–306; Kupczyk, Stor, 2017),
- rozpoznanie zależności pomiędzy badanymi zmiennymi za pomocą testu chi-kwadrat (Pearsona), np. badanie roli, jaką odgrywa technologia w zarządzaniu kompetencjami w przedsiębiorstwach w zależności od kraju, w którym znajduje się siedziba przedsiębiorstwa,
- sprawdzenie rozkładu zmiennej dotyczącej oceny poziomu zarządzania kompetencjami za pomocą testu Kołmogorowa-Smirnowa,
- porównanie oceny poziomu zarządzania kompetencjami ze względu na długość funkcjonowania badanych firm na rynku oraz porównanie oceny stopnia zarządzania kompetencjami w zależności od kraju, w którym zrealizowano badania, za pomocą testu Kruskalla-Wallisa ($p < 0,05$),
- w celu ustalenia zależności między stopniem wdrożenia zarządzania kompetencjami a wielkością firmy wykorzystano współczynnik korelacji rho-Spearmana,
- wykorzystanie testu U Manna-Whitneya, nieparametrycznego odpowiednika testu t-Studenta – w celu porównania dwóch niezależnych wobec siebie grup w sytuacji, gdy zmienna mierzona jest na skali porządkowej; test U Manna-Whitneya nie wymaga równoliczności grup, rozkładu normalnego ani homogeniczności wariancji, (Kupczyk, Stor, 2017),

- zbadanie różnicy pomiędzy średnimi wynikami oceny kompetencji przed podjęciem działań rozwojowych i po nich dostarcza nam informacji, na ile dane działania okazały się skuteczne, tzn. jaką zmianę w zakresie kompetencji zawodowych uczestników wywołały; dla oszacowania istotności tej zmiany wykorzystuje się test statystyczny, badający istotność różnicy pomiędzy średnimi w przypadku powtórzonego pomiaru (*Paired-Samples T-Test*) (Jurek, 2012, s. 123–125),
- analiza regresji liniowej służy do badania relacji między różnymi kompetencjami i czynnikami efektywności organizacji; głównym celem regresji liniowej jest wyjaśnienie zmienności jednej zmiennej zależnej na podstawie zmienności jednej lub większej liczby zmiennych niezależnych (Shah, 2017); analiza regresji liniowej wykazała, że kompetencje zawodowe i osobiste mają najistotniejszy wpływ statystyczny na wyniki biznesowe (Velu, Manxhari, 2017, s. 59–65),
- przeprowadzenie testu przedziału ufności w celu sprawdzenia trafności narzędzia badawczego, odnoszące się do mapowania kompetencji (Shah, 2017).

Pracownicy działów HR, chcąc podjąć decyzję na podstawie wielu danych, posiłkują się metodami należącymi do wielu działów statystyki, jak planowanie doświadczeń dotyczących danych wielowymiarowych, stratyfikacja danych, analiza wariancji, analiza regresji z użyciem modeli liniowych i nieliniowych, dekompozycja procesu, optymalizacja statystyczna. Aby zaś dostrzec zjawiska i zależności o mniejszej „sile rażenia”, które jednak mogą okazać się ważne dla praktyki, trzeba czasem odwołać się do metod eksploracyjnej analizy danych (zgłębiania danych lub zgłębiania wiedzy, *data mining*) z użyciem metod sztucznej inteligencji. (Graczyk-Kucharska i in., 2022). Jednak analizy te dokonywane są niewystarczająco systematycznie, zarówno ze względu na ich nieregularność, jak również rodzaj i kompleksowość stosowanych narzędzi pomiaru (Sienkiewicz, Trawińska-Konadors, 2013).

Najważniejszym warunkiem uzyskania korzyści z prowadzonych analiz statystycznych w obszarze zarządzania kompetencjami jest rzetelność danych wejściowych. W kontekście metod służących do pomiaru kompetencji zawodowych, rzetelna technika to taka, dzięki której uzyska się – z odpowiednią

dokładnością – informacje o poziomie opanowania badanej kompetencji. Rzetelny wynik nie jest obciążony poważnymi błędami, wynikającymi np. ze zniekształceń w procesie oceny. Niezgodność nawet niewielu danych ze stanem rzeczywistym może skutkować fałszywym wnioskowaniem i podejmowaniem niewłaściwych decyzji, które naruszają funkcjonowanie organizacji; np. Jakie koszty poniesie organizacja, a jakie nowo zatrudniony pracownik, gdy na podstawie niepewnych danych o poziomie kluczowych dla stanowiska kompetencji zatrudnimy konkretną osobę (Jurek, 2012, s. 123–125). Do przyczyn nierzetelności pozyskanych danych należą:

- a. pomyłki i niejednoznaczności w zapisie kompetencji (niepoprawne lub niepełne symbole, błędy przy przepisywaniu z formularzy papierowych do elektronicznych, nieopisane osie wykresów, itp.),
- b. niedokładne lub błędne wartości poziomów kompetencji – skutek niewłaściwie dobranej metody badawczej, braku umiejętności przygotowania odpowiednich narzędzi badawczych pod względem merytorycznym i strukturalnym bądź braku kwalifikacji czy staranności pracownika wykonującego badania,
- c. niewłaściwy dobór próby pobranej do badań, w wyniku czego rozkład analizowanych wartości jest znacząco różny od rozkładu w badanej populacji,
- d. niewłaściwe przeprowadzenie badania kompetencji przez pracownika, spowodowane brakiem wiedzy ogólnej, motywacji lub niedostatecznym zrozumieniem skutków zaniedbań,
- e. wybiórcza lub pobieżna interpretacja danych uzyskanych w trakcie badania. Wyciągnięcie użytecznych dla praktyki wniosków z bardziej złożonych analiz wymaga od osób interpretujących wyniki obliczeń nie tylko dobrego zrozumienia stosowanych metod statystycznych, ale również gruntownej wiedzy specjalistycznej i doświadczenia w dziedzinie, której prowadzone analizy dotyczą (Hirotsu, 2001, s. 53–63),
- f. brak danych lub zbyt mała próba badawcza, aby przeprowadzić właściwą analizę statystyczną, ograniczony dostęp pojedynczego podmiotu do danych dotyczących całego rynku,
- g. powierzchowna wiedza pracowników nadzorujących analizy statystyczne, którzy nie potrafią dobrać odpowiednich narzędzi statystycznych ani zinterpretować wyników badań,

h. nieuporządkowanie danych w firmach, dotyczących kompetencji pracowników.

W grupie środków zapobiegających nierzetelności danych wejściowych wyróżnia się systematyczne doskonalenie zawodowe pracowników w zakresie metod badawczych, metod pomiaru wskaźników, stosowanie testów do sprawdzania spójności danych oraz rozwój pozytywnej motywacji pracowników wszystkich szczebli całej organizacji. Menedżerowie przedsiębiorstwa muszą najpierw poznać korzyści wynikające ze stosowania metod statystycznych w obszarze HR, a dopiero potem mogą wprowadzać zmiany w organizacjach, tylko wtedy jest możliwe systematyczne i rzetelne stosowanie tych metod.

Podsumowując, odpowiednio zastosowane metody statystyczne pomagają firmom w wielu obszarach HR, m.in. ułatwiają proces rekrutacji i selekcji, doskonalenia pracowników czy motywowania ich. W wielu sytuacjach posługiwanie się narzędziami statystycznymi nie wymaga od pracowników HR wiedzy z zakresu statystyki, gdyż prawie wszystkie czynności przy zbieraniu i wprowadzaniu danych do systemu można zalgorytmizować i jednoznacznie opisać. Pracownik winien jedynie przestrzegać ustalonych procedur, a więc w odpowiednim czasie dokonywać obserwacji (pomiarów), rejestrować je. Dobór metod statystycznej analizy danych i formułowanie wniosków należy powierzyć osobom, które dobrze rozumieją cel prowadzonych analiz, znają warunki pozyskiwania danych i posiadają odpowiednią wiedzę statystyczną (Żebrowska-Łucyk, 2015, s. 5–12).

1.4. Inicjatywa Akcelerator Wiedzy Technicznej® Wydziału Inżynierii Zarządzania Politechniki Poznańskiej

1.4.1. Przyspieszająca rzeczywistość

Żyjemy w bardzo dynamicznie zmieniającej się rzeczywistości. Zdolność przewidywania przemian umożliwia osiągnięcie przewagi konkurencyjnej zarówno w obszarze gospodarczym, jak i społecznym. Ograniczony dostęp do zasobów powoduje zróżnicowanie zasobności grup ludzi i całych społeczeństw. Równość praw i równy dostęp do dóbr staje się sloganem trudnym do zweryfikowania w praktyce (Edgeman, Eskildsen, 2013). Ciągłe zmiany otoczenia są nieuchronne, wpisane w nasze życie i stanowią od zawsze bezdyskusyjny fakt.

Zmienne jest jednak tempo procesu zmian, jak również koszty z nim związane, które wywołują ciąg nierozstrzygniętych problemów i powiązanych z nimi pytań. Żeby odpowiedzieć na pytania, jak obecnie postępować, jaka będzie przyszłość oraz jak najlepiej przygotować się na zmiany trzeba posiadać wiedzę w zakresie tego: jak było, jak jest i posiadać instrumenty umożliwiające przekształcenie tej wiedzy w prognozowanie przyszłości. Wychodząc od diagnozy posiadanej wiedzy, można przystąpić do projektowania działań na przyszłość. Projektowanie to sprowadza się do opracowania opisu czynności, które będą miały największy wpływ na realizację wyznaczonego celu (Szafrński i in., 2014).

Dostęp do zdobyczy nauki wydaje się powszechny, a możliwość korzystania z rozwijającej się techniki ogólnie dostępna. W czasie kurczących się zasobów, np. paliw kopalnianych, to właśnie wiedza, jako efekt pracy uczonych, powinna stanowić siłę napędową postępu, a w konsekwencji poprawę dobrobytu ludzi. Ci, którzy wiedzą więcej, powinni wykorzystać tę wiedzę nie tylko na własny użytek, ale do podniesienia poziomu życia innych ludzi. Dlatego istotna jest współpraca i budowanie wszelkiego rodzaju sojuszy strategicznych, uprawdopodobniających realizację założonych celów (Sznajder, 2019; Lipka, 2021). Z tego względu zdobywanie, a następnie transferowanie informacji wewnątrz organizacji i pomiędzy organizacjami może stanowić o budowaniu przewagi konkurencyjnej podmiotów funkcjonujących na rynku (Bortolotti i in., 2015; Kaufman, 2015; Carayannis i in., 2017).

Tak jak zawsze rozwój gospodarczy uwarunkowany był głównie przez sprawne zarządzanie zasobami, tak też dzisiaj kluczowe tendencje rozwojowe koncentrują się na rozwoju kapitału ludzkiego. Przejawem tego zjawiska są m.in. procesy rekrutacyjne, ukazujące, że szczególne szanse na zatrudnienie mają obecnie pracownicy spełniający wymagania przedsiębiorstw, dotyczące aktualnych i prognozowanych potrzeb kompetencyjnych (Valente, 2014). W systemie zarządzania kapitałem ludzki istotne znaczenie mają równie różnego rodzaju kwestie osadzone w kulturze organizacji. W sytuacji niskiego uświadomienia personelu, pracownicy, którzy np. boją się przyznać do braków kompetencyjnych lub nie doceniają lub nie rozumieją procesu uczenia się i traktują je jako dodatkowe zadanie, stają się głównym hamulcem rozwoju organizacji (Liker, Morgan, 2020).

O sprawnym podejmowaniu wyzwań związanych ze zmieniającą się rzeczywistością decyduje m.in. umiejętne powiązanie:

- twardych wymogów ekonomicznych warunkujących rynkowe funkcjonowanie przedsiębiorstwa,
- miękkich składników opartych na zarządzaniu personelem (Pietruszka-Ortyl, 2020),
- systemowego myślenia strategicznego w wariantowy sposób przewidującego przyszłość, szczególnie w obszarze rozwoju kompetencji pracowników (Berliński, 2009; Zaleśna, 2019).

Opisane problemy zauważył w 2006 roku zespół osób, który w ramach inicjatywy Akcelerator Wiedzy Technicznej® postanowił wdrażać rozwiązania mogące sprostać wyzwaniom przyspieszającej rzeczywistości.

1.4.2. Założenia funkcjonowania Akceleratora Wiedzy Technicznej® – odpowiedź na zmieniające się potrzeby

Czy jest możliwe pogodzenie zróżnicowanych celów pracodawcy i pracownika? Czy można doskonalić system kształcenia z uwzględnieniem potrzeb gospodarczych? Czy doskonalenie zawodowe może elastycznie dostosowywać się do wymagań rynku pracy? Zamiar odpowiedzi na powyższe pytania stanowiły inspiracje rozwijania Akceleratora Wiedzy Technicznej® (AWT®). W 2006 roku zespół pracowników Wydziału Inżynierii Zarządzania¹ podjął inicjatywę podnoszenia kompetencji studentów Politechniki Poznańskiej (w pierwszej kolejności należących do uczelnianego Stowarzyszenie Inżynierów i Techników Mechaników Polskich) w celu przygotowania ich na wyzwania rynku pracy. Sukcesywnie zespół się powiększał, najpierw byli to pracownicy naukowcy, a z biegiem czasu również osoby reprezentujące instytucje związane z rynkiem pracy i kształceniem zawodowym. Po uzyskaniu wsparcia inicjatywy przez władze Politechniki Poznańskiej: profesorów Adama Hamrola i Tomasza Łodygowskiego, zaczęto formalizować pomysł i 14 września 2007 na Politechnice Poznańskiej, w trakcie uroczystego spotkania, przedstawiciele kluczowych instytucji mających wpływ na rozwój wiedzy i umiejętności technicznych w Wielkopolsce zadeklarowali wolę współpracy w zakresie rozwoju wiedzy i umiejętności technicznych.

¹ Wówczas Instytutu Inżynierii Zarządzania.

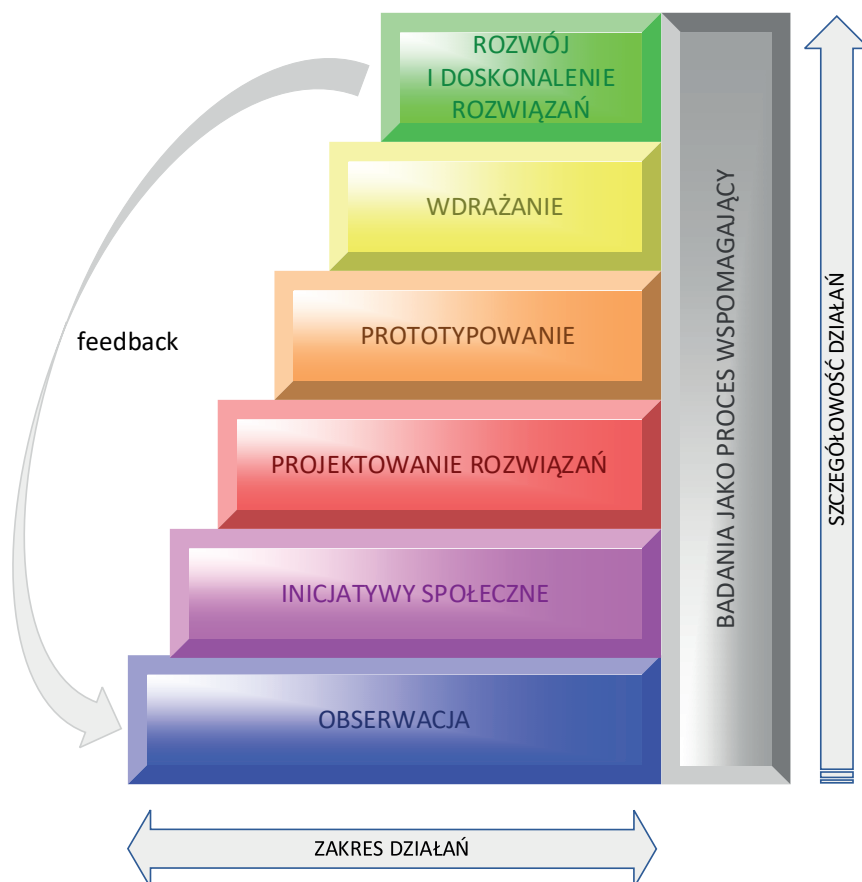
Docelowo list intencyjny, który był jednoznaczny z wyrażeniem gotowości uczestniczenia w projekcie Akcelerator Wiedzy Technicznej®, podpisały 34 instytucje, m.in. uczelnie, organizacje społeczne i media (Szafrąński i in., 2008).

Praktyczną przyczyną podjęcia działań w ramach AWT® był niezmiennie sygnalizowany przez przedsiębiorców niedobór kadry technicznej i zawodowej, zarówno z wykształceniem zawodowym ponadgimnazjalnym, jak i wyższym. Rozwiązanie codziennego, a w szczególności systemowego problemu, i skuteczne realizowanie celu wymaga zdobycia odpowiedniej wiedzy, proporcjonalnie do istoty problemu. Wsparcie informacyjne, a zwłaszcza efektywne zarządzanie przepływami informacji, stanowi podstawę działalności i rozwoju każdej organizacji. Tak też było w założeniach – w programie AWT®. Akceleracja realizowana w działaniach projektowych zakładała systemowe projektowanie przyszłości w obszarze edukacji i rynku pracy, dobierając często rozwiązania nietypowe, innowacyjne, gwarantujące skuteczność i ekonomiczność, pomimo większego ryzyka niepowodzenia. Wiązało się to z opracowaniem metod i zaangażowaniem instytucji potrafiących zadać pytanie, a następnie próbować na nie odpowiedzieć: Jak wspierać rozwój kompetencji wymaganych na rynku pracy?

Kolejne pytanie, na które szukano odpowiedzi w ramach AWT®, dotyczyło woli dzielenia się wiedzą przez podmioty posiadające większy potencjał rozwojowy. To właśnie edukowanie – dzielenie się własnym doświadczeniem w celu zdynamizowania postępu i rozwoju technicznego powinno służyć ludziom i ograniczać dysproporcje i wykluczenia społeczne. Rozwój gospodarczy poprzez uświadamianie i edukowanie uczniów, studentów i pracowników w zakresie możliwości wykorzystania osiągnięć technologicznych i naukowych to kolejny obszar aktywności AWT®. Szczególną domeną naukowo-badawczą, ale również aplikacyjną, stało się zarządzanie zasobami ludzkimi, a w głównej mierze koncentracja na kompetencjach pracowniczych. Sytuacja na rynku pracy, dotycząca zmian w zakresie zapotrzebowania na kompetencje, jest opisywana zarówno w literaturze naukowej (Pocztowski, 2019; *Zarządzanie zasobami ...*, 2021), jak i dostrzegana w praktyce przez twórców AWT®. Zmieniające się zapotrzebowanie na strukturę kompetencji pracowników wpisuje się także w zmianę dominujących do tej pory paradygmatów w subdyscyplinie zarządzania. Z punktu

widzenia organizacji pracy, wydajności pracy oraz perspektywy potencjalnych zmian na stanowisku pracy można wyróżnić „specjalistów” (paradygmat neopozytywistyczno-funkcjonalistyczno-systemowy) oraz „generalistów” – *multiskilled* (paradygmaty alternatywne) (Sułkowski, Lenart-Gansiniec, 2021, s. 220). Takie reorientacje wywołują konieczność systemowego przygotowania m.in. systemu kształcenia, dążącego do przekształcenia potrzeb rynku pracy.

Wszystkie powyższe przesłanki, sukcesywnie i metodycznie opisywane są w publikacjach (Szafrąński i in., 2008; Grupka i in., 2008; Szafrąński, Goliński, 2010), natomiast wyłania się z nich sposób postępowania, który został przedstawiony w modelu działania na rzecz realizacji Programu AWT® (zob. rys. 1.3).



Rysunek 1.3.

Model działań na rzecz akceleracji wiedzy technicznej i matematyczno-przyrodniczej, opracowany w latach 2006–2014 w ramach inicjatywy Akcelerator Wiedzy Technicznej®

Źródło: M. Szafrąński, 2014

Przedstawiony na rys 1.3 model stanowi uniwersalny sposób postępowania, który w zależności od bieżących potrzeb, warunków i źródeł finansowania realizowanych działań, zapewniając naukowe – metodyczne podstawy, zwiększa powodzenie praktycznej implementacji. Tak wypracowane modelowe podejście było i jest podstawą realizowania wielu inicjatyw, których wybrane przykłady przedstawiono w kolejnym podrozdziale.

Działania realizowane w ramach Akceleratora Wiedzy Technicznej® – przykładowe projekty i inicjatywy

Rozwijająca się od 2006 roku koncepcja zaowocowała licznymi projektami i towarzyszącymi jej publikacjami naukowymi. W realizowanych działaniach, w ramach AWT®, przestrzega się założeń spójności, efektywności oraz pragmatycznego podejścia, które ma charakter wdrożeniowy, przy zachowaniu metodycznych podstaw naukowych. Potwierdzeniem i w pewnym sensie zwieńczeniem podejścia naukowego jest niniejsza publikacja, która na podstawie metod naukowych wskazuje praktyczne narzędzia wykorzystywane w zarządzaniu. Przykładem prac w ramach AWT® mogą być zestawione w tabeli 1.2 (podrozdział 1.5) praktyczne rozwiązania, stanowiące naukowy efekt realizowanych projektów. Do najistotniejszych projektów, zainicjowanych w ramach inicjatywy AWT®, można zaliczyć w ujęciu chronologicznym:

1. „Wielkopolski system monitorowania i prognozowania” – innowacyjny projekt realizowany wspólnie z województwem wielkopolskim, Miastem Poznań i Central Ostrobothnia University of Applied Sciences Unit Ylivieska (Finlandia). Głównym celem projektu było opracowanie mechanizmów przepływu informacji – wspartej informatycznie – dotyczącej dostosowania potrzeb wielkopolskiego rynku pracy do podaży programów kształcenia zawodowego w zakresie kompetencji pracowniczych. Założenia tego projektu oraz wypracowane w nim rozwiązania stały się podstawą działań, projektów, które realizowane są do dzisiaj.
2. „Partnerski związek nauki i postępu” – projekt finansowany z Programu Operacyjnego Kapitał Ludzki, w którym liderem był Urząd Marszałkowski Województwa Wielkopolskiego, partnerami – Politechnika Poznańska (pomyślny projekt) oraz Telewizja Polska, Oddział w Poznaniu. Projekt miał charakter informacyjny, popularyzujący wiedzę naukową, kierunki

- kształcenia na Uczelni oraz pokazujący naukę i konieczność kształcenia, jako drogę do innowacyjności oraz konkurencyjności gospodarki. Rezultatami projektu (wykorzystywanymi do dzisiaj) był wortal internetowy, programy telewizyjne *Shot naukowy*, cykl audycji *Pimp My Mind*, czasopismo elektroniczne „Akademickie B+R” oraz *Elektroniczne archiwum techniki*.
3. „Zintegrowany system wspomagania dostępu do informacji w przestrzeni miejskiej” – projekt rozwojowy sfinansowany ze środków Narodowego Centrum Badań i Rozwoju. Głównym celem projektu było opracowanie testowego rozwiązania modułowego systemu optymalizującego dostęp do informacji w przestrzeni miejskiej.
 4. *Czas zawodowców – wielkopolskie kształcenie zawodowe* – projekt systemowy, w ramach Prioritytetu IX Programu Operacyjnego Kapitał Ludzki (Działanie 9.2), gdzie Liderem był Samorząd Województwa Wielkopolskiego, a patronem i głównym wykonawcom Politechnika Poznańska. Podstawowym celem Projektu było opracowanie innowacyjnego systemu zbierania i monitorowania informacji o kompetencjach oraz umiejętnościach zawodowych w kontekście rynku pracy. Główny cel projektu dotyczył podnoszenia atrakcyjności i jakości kształcenia zawodowego, a realizowano w nim m.in. takie działania jak organizacja praktyk i staży dla uczniów u wielkopolskich pracodawców, utworzenie na potrzeby realizacji praktyk zawodowych dwóch laboratoriów z bardzo nowatorskim wyposażeniem, opracowanie, rozwój i upowszechnienie Wielkopolskiego systemu doradztwa edukacyjno-zawodowego – Systemu Zawodowcy, powołanie i rozwijanie sieci współpracujących instytucji na rzecz rozwoju kształcenia zawodowego – Wielkopolska Sieć Edukacyjno-Gospodarcza.
 5. „Metoda akceleracji rozwoju kompetencji przekrojowych w procesie kształcenia praktycznego studentów” – projekt w ramach programu Erasmus+. Podstawowy cel, jaki zrealizowano w projekcie, to opracowanie oraz wdrożenie innowacyjnej metody wspomagającej przyspieszenie rozwoju kompetencji przekrojowych studentów poprzez poprawę wykorzystania kształcenia praktycznego. Projekt został zrealizowany we współpracy międzynarodowej ośmiu instytucji z czterech krajów europejskich (Politechnika Poznańska – koordynator, Centria University of Applied Sciences – Finlandia, Matej

Bel University Banska Bystrica – Słowacja, Politechnika Częstochowska – Polska; University of Maribor – Faculty of Economics and Business – Słowenia, Uniwersytet Ekonomiczny we Wrocławiu – Polska, The Federation of Education in Jokilaaksot – JEDU – Finlandia, Zachodnia Izba Przemysłowo-Handlowa w Gorzowie Wielkopolskim).

- 6 *Czas zawodowców BIS – zawodowa Wielkopolska* – kontynuacja i rozwinięcie poprzedniego projektu „Czas zawodowców – zawodowa Wielkopolska”, co w dużej mierze stanowi potwierdzenie słuszności założeń koncepcji realizowanych w ramach AWT®. Oprócz realizowanych już w poprzednim projekcie: zajęć specjalistycznych dla uczniów w innowacyjnych technologicznie laboratoriach; rozwijania dostępu do interaktywnych materiałów dydaktycznych dla uczniów i nauczycieli, doskonalenia interaktywnej platformy *system.zawodowcy.org*; rozwijania Wielkopolskiej Sieci Edukacyjno-Gospodarczej, dodatkowo w nowej edycji realizowane są płatne staże dla uczniów oraz współpraca z Wielkopolskimi Cechami Rzemiosła w obszarze kształcenia dualnego.

Przedstawione projekty stanowią przykłady aktywności w ramach AWT® i realizowania w jego ramach zadań naukowo-badawczych, edukacyjnych, organizacyjnych oraz wdrożeniowych. Na podkreślenie zasługuje również fakt rozwijania szerokiego partnerstwa w wymienionych działaniach (współpraca z Pracodawcami, Organizacjami Pracodawców, Szkołami, Samorządami, Cechami Rzemiosł) oraz partnerstwami międzynarodowymi. Istotne w bieżących działaniach doskonalących kompetencje pracownicze jest także utrzymanie niezbędnego w zrównoważonym rozwoju balansu między rozwijaniem kompetencji miękkich – społecznych oraz twardych – technicznych.

Aspekt związany z wypracowaniem szeroko pojętych partnerstw wpisuje się również w rozwijanie społeczeństwa opartego o konkurencyjną gospodarkę, której efektywność i skuteczność wynika z powszechnego wykorzystywania wiedzy.

Nadmienić należy, że od początku 2022 roku inicjatywa AWT® znalazła swoje formalne umiejscowienie na Wydziale Inżynierii Zarządzania Politechniki Poznańskiej w Ośrodku Akcelerator Wiedzy Technicznej®, co stwarza perspektywę do jeszcze szerszego i bardziej profesjonalnego rozwijania przedsięwzięć mieszczących się w ramach AWT®.

1.5. Prace badawcze nad kompetencjami w ramach inicjatywy Akcelerator Wiedzy Technicznej®

Jak wspomniano wyżej, zakres prac w ramach Akceleratora Wiedzy Technicznej® na rzecz otoczenia społecznego wynika z jego obserwowanych, zmieniających się potrzeb. Pierwotną funkcją AWT® od początku pozostaje funkcja badawcza. Od 2006 roku zakres badań ulegał zmianom, a obecnie od około 2014 roku, koncentruje się na kompetencjach i zarządzaniu nimi w organizacjach. W tabeli 1.1 sklasyfikowano problemy badawcze, które leżą w zakresie zainteresowań badaczy zespołu AWT®. Podzielono je na trzy kategorie. Problemy z obszaru ontologii obejmują istotę kompetencji i ich cech. Badania w tym zakresie mają prowadzić do lepszego poznania kompetencji. Problemy z obszaru epistemologii dotyczą tego, jak badać kompetencje, żeby lepiej poznać ich istotę i problem wartości kompetencji. Problemy z obszaru aksjologii dotyczą wartości kompetencji, a w naukach o zarządzaniu jakością w szczególności wartości kompetencji w organizacjach, zwłaszcza w przedsiębiorstwach. Nie wszystkie dostrzegane problemy badawcze autorzy zdążyli uwzględnić w badaniach. Nie wszystkimi problemami badawczymi zajęli się w pełnym zakresie. Dlatego do wyróżnionych problemów przypisano tematy badawcze, które były lub są realizowane albo są już zaplanowane w ramach AWT®.

W tabeli 1.2 uszczegółowiono zakres prac badawczych i zaangażowanie poszczególnych badaczy w ramach tematów z tabeli 1.1. Dodatkowo w tabeli 1.2 wymieniono innych badaczy i instytucje, które współpracowały lub współpracują w zakresie badań prowadzonych w ramach AWT®. Wymieniono także wypracowane rozwiązania praktyczne, które czasami stanowią rezultat wdrożenia prac badawczych, a czasami warunek podjęcia takich prac. Część prac badawczych jest inicjowanych w projektach.

Tabela 1.1.
Zakres prac badawczych w ramach Akceleratora Wiedzy Technicznej®

Ontologia		Epistemologia		Aksjologia	
O1.	Co to jest kompetencja?	E1.	Jak badać kompetencje?	A1.	Jaka jest wartość kompetencji?
O2.	Jakie są właściwości/cechy/ atrybuty kompetencji jako kategorii poznania?	E1.1	Zapewnienie narzędzi IT w badaniu kompetencji w zarządzaniu kompetencjami**	A2.	Jak zmienia się wartość kompetencji w czasie?
O2.1	Opracowanie i doskonalenie mo-delu kompetencji**	E1.2	Współpraca w zespołach badaw-czych*	A3.	Jakie kompetencje są wymagane w organizacjach?
O3.	Jakie są cechy wspólne i indywidualne kompetencji?	E2.	Jakie metody badawcze są stosowane w badaniach nad zarządzaniem kompetencjami?	A3.1	Kompetencje techniczne/twarde i społeczne/miękkie wymagane w przedsiębiorstwach**
O4.	Jak rozróżnić kompetencje?	E2.1	Metody statystyczne w badaniach dotyczących zarządzania kompetencjami w organizacjach**	A3.2.	Kompetencje przekrojowe wymagane w przedsiębiorstwach**
O4.1	Kompetencje zawodowe**	E2.2	Wyróżnianie wymagań kompetencyjnych wyższego rzędu złożoności; klasyfikowanie wymagań kompetencyjnych*	A4.	W jakim stopniu wymagania są spełnione/spotniane?
O4.2	Kompetencje techniczne/twarde**	E3.	Jakie są ograniczenia w badaniu kompetencji?	A5.	Jakie są luki kompetencyjne?
O4.3	Kompetencje społeczne/miękkie**	E3.1	Ograniczenia wynikające z wyko-rzystywanych źródeł danych*	A5.1	Identyfikowanie luk kompetencyjnych*
O4.4	Kompetencje przekrojowe: przedsiębiorczość, kreatywność, komunikatywność, praca zespołowa**	E4.	Jak badać wpływ czynników na kompetencje?	A6.	Jakie czynniki wpływają na zmianę wymagań kompetencyjnych?

Tabela 1.1.1. (c.d.)
Zakres prac badawczych w ramach Akceleratora Wiedzy Technicznej®

Ontologia		Epistemologia		Aksjologia
O4.5	Kompetencje kluczowe*	E4.1	Kompetencje w zależności od sub-dyscyplin, w których następuje ich poznanie?	A7. Jak zmieniają się wymagania kompetencyjne?
O4.6	Zielone kompetencje	E4.1.1	Kompetencje jako produkty w ujęciu marketingowym*	A8. Jak rozwijać wymagane kompetencje?
O4.7	Kompetencje transferowalne	E4.1.2	Kompetencje w aspekcie zarządzania jakością*	A8.1. Metody kształcenia praktycznego i inne czynniki wpływające na przyspieszenie rozwoju kompetencji przekrojowych wśród studentów na zgodność z wymaganiami w przedsiębiorstwach**
O5.	Jak opracowywać typologie kompetencji?	E6.	Jakie zależności występują między kompetencjami (kompetencje jako kategorie czynników wpływających na badaną kompetencję)?	A8.2. Zastosowanie dodatkowych zajęć laboratoryjnych, aby uczniowie techników rozwijali kompetencje zawodowe wykraczające poza kształcenie formalne w szkołach**
O5.1.	Wyzwania w opracowywaniu typologii kompetencji*	E6.1	Wpływ wybranych kompetencji przekrojowych na przedsiębiorczość**	A8.3. Rozwój bazy materiałów do kształcenia zdalnego, w celu usprawniania procesów kształcenia zawodowego**
O6.	Jak modelować kompetencje?			A8.4. Rola praktyk i staży zawodowych w kształtowaniu kompetencji młodych pracowników i kandydatów
O6.1	Metody modelowania kompetencji**			A9. Jak funkcjonuje rynek kompetencji?
O6.2	Procedury modelowania kompetencji**			A9.1. Rynek kompetencji*
O6.	Jak i dlaczego zmieniają się kompetencje w czasie?			A10. Jak zarządzać kompetencjami?

Tabela 1.1. (c.d.)
Zakres prac badawczych w ramach Akceleratora Wiedzy Technicznej®

Ontologia		Epistemologia		Aksjologia	
O6.1	Kompetencje przyszłości*		A10.1	Zarządzanie kompetencjami*	
O7.	Jakie czynniki wywołują zmiany w postrzeganiu kompetencji lub zmiany ich właściwości?		A10.2	Metody i techniki zarządzania kompetencjami**	
O7.1	Cele organizacji*		A10.3	Rozwijanie relacje między przedsiębiorstwami a systemem kształcenia, w tym szkołami technicznymi w celu przyspieszenia rozwoju kompetencji, w tym uczniów techników**	
O7.2	Subdyscypliny naukowe*		A10.4	Zarządzanie talentami	
O7.3	Cechy dysponenta kompetencji*		A10.5	Jak zarządzać kompetencjami w regionie?	
O7.4	Pokoleniowość*		A10.5.1	Budowanie, rozwijanie i utrzymywanie regionalnej sieci edukacyjno-gospodarczej**	
O7.5	Czynniki kulturowe*		A10.5.2.	Budowanie, rozwijanie i utrzymywanie systemu zarządzania kompetencjami w regionie**	
O7.6	Inne czynniki*				

UWAGA: prace realizowane wytłuszczono i oznaczono kursywą; z jedną gwiazdką – rozwijane; z dwiema gwiazdkami – zaawansowane, prowadzone od wielu lat; z podkreśleniem – zagadnienia omawiane w niniejszej monografii; kursywą (ale nie wyboldowane) – nowe planowane.

Tabela 1.2.

Zaangażowanie badaczy AWT® w prace badawcze wymienione w tabeli 1.1 (analiza obejmuje okres 01.01.2014 – 31.01.2022)

Prace badawcze	Maciej Szafrński	Marek Goliński	Magdalena Graczyk-Kucharska	Małgorzata Szychala	Publikacje	Rozwiązania praktyczne	Współpracujący badacze	Instytucje współpracujące
O2.1	+				Szafrński, 2019; Szafrński, 2020; Szafrński, 2022			
O4.1	+	+	+	+	Szafrński i in., 2017e; Szafrński i in., 2018; Szafrński i in., 2022		S. Günten, PP; G. W. Weber, PP	Samorząd Województwa Wielkopolskiego
O4.2	+	+	+	+	Szafrński i in., 2018; Szafrński, 2022			Samorząd Województwa Wielkopolskiego
O4.3			+		Szafrński, 2022			
O4.4	+	+	+	+	Więcek-Janka i in., 2017; Graczyk-Kucharska i in., 2019, 2018a; Graczyk-Kucharska i in., 2020a; Graczyk-Kucharska i in., 2020b; Goliński i Bączkiewicz, 2021		R. Olszewski, Politechnika Warszawska; G.W. Weber, PP; E. Więcek-Janka, PP; A. Özmen, M. Wyrwicka, PP; D. Woźna, z d. Bączkiewicz	Centria University of Applied Sciences (FIN), Matej Bel University Banská Bystrica (SLV), Politechnika Częstochowska, University of Maribor (SLO), Uniwersytet Ekonomiczny we Wrocławiu, JEDU (FIN) Zachodnia Izba Przemysłowo-Handlowa w Gorzowie Wielkopolskim
O4.5	+	+			Szafrński i Goliński, 2015			Samorząd Województwa Wielkopolskiego
O4.6			+		plan			
O4.7	+				plan			

Tabela 1.2. (c.d.)
Zaangażowanie badaczy AWT® w prace badawcze wymienione w tabeli 1.1 (analiza obejmuje okres 01.01.2014 -- 31.01.2022)

Prace badawcze	Maciej Szafranski	Marek Goliński	Magdalena Graczyk-Kucharska	Matgorzata Spychała	Publikacje	Rozwiązania praktyczne	Współpracujący badacze	Instytucje współpracujące
O5.1	+	+			Szafranski, 2017b; Szafranski i in., 2017a		S. Günten, PP; G. W. Weber, PP	Samorząd Województwa Wielkopolskiego
O6.1	+	+	+	+	Szafranski i in., 2017e; Graczyk-Kucharska i in, 2017; Graczyk-Kucharska i in, 2018b; Spychała i in., 2019; Graczyk-Kucharska, 2020b; Szafranski, 2022			
O6.2	+	+	+	+	Szafranski, 2017b; Szafranski i in., 2017a; Szafranski i in., 2017e; Spychała i in., 2017; Spychała i in., 2019	Procedura opracowania modeli referencyjnych w Wielkopolskiej Sieci Edukacyjno-Gospodarczej, finansowanej w projekcie Czas zawodowców BIS – zawodowa Wielkopolska (rok wdrożenia 2016)		
O7.1	+				Szafranski, 2022		R. Olszewski, Politechnika Warszawska; G.W. Weber, PP; E. Więcek-Janka, PP; A. Özmen; M. Wyrwicka, PP; D. Woźna	
O7.2	+				Szafranski, 2020			

Tabela 1.2. (c.d.)
Zaangażowanie badaczy AWT® w prace badawcze wymienione w tabeli 1.1 (analiza obejmuje okres 01.01.2014 -- 31.01.2022)

Prace badawcze	Maciej Szafranski	Marek Goliński	Magdalena Graczyk-Kucharska	Matgorzata Sychala	Publikacje	Rozwiązania praktyczne	Współpracujący badacze	Instytucje współpracujące
O7.3	+		+		Szafranski i in., 2022			Samorząd Województwa Wielkopolskiego
O7.4			+		Graczyk-Kucharska, 2020a; Graczyk-Kucharska i in., 2022			
O7.5	+	+	+	+	Graczyk-Kucharska i in., 2019		K. Bogurska-Matys	
O7.6	+	+	+	+	Graczyk-Kucharska i in., 2019		K. Borsekova, Uniwersytet Mateja Bela	
E1.1	+	+	+	+	Szafranski, 2015c, s. 179–240; Szafranski i Goliński, 2015; Szafranski i in., 2015; Goliński, 2016; Goliński i in., 2016; Szafranski, 2016; Mazur i in., 2016; Szafranski i in., 2017a; Szafranski i in., 2017d; Graczyk-Kucharska i in., 2018b	Opracowanie, wdrożenie i rozwój platformy IT pn. system.zawodowcy.org, służącej komunikacji między przedsiębiorcami i kandydatami do pracy, na praktyki i na staże (rok wdrożenia 2012)	K. Bogurska-Matys	Samorząd Województwa Wielkopolskiego
E1.2	+				Szafranski, 2015c, s. 190–199; Szafranski, 2016			

Tabela 1.2. (c.d.)
Zaangażowanie badaczy AWT® w prace badawcze wymienione w tabeli 1.1 (analiza obejmuje okres 01.01.2014 -- 31.01.2022)

Prace badawcze	Maciej Szafranski	Marek Goliński	Magdalena Graczyk-Kucharska	Małgorzata Sychala	Publikacje	Rozwiązania praktyczne	Współpracujący badacze	Instytucje współpracujące
E2.1	+	+	+	+	Graczyk-Kucharska i in., 2020a; Graczyk-Kucharska i in., 2020b; Goliński i Bączkiewicz, 2021; Szafranski i in., 2022; Graczyk-Kucharska i in., 2022; Goliński i in., 2022; Szafranski, 2022			Samorząd Województwa Wielkopolskiego, Centria University of Applied Sciences (FIN), Matej Bel University Banská Bystrica (SLV), Politechnika Częstochowska, University of Maribor (SLO), Uniwersytet Ekonomiczny we Wrocławiu, JEDU (FIN) Zachodnia Izba Przemysłowo-Handlowa w Gorzowie Wielkopolskim
E2.2	+	+			Szafranski i in., 2017a		S. Gümmen; G.W. Weber, PP	Samorząd Województwa Wielkopolskiego
E3.1	+	+			Szafranski, 2017b; Szafranski i in., 2017a		R. Olszewski, Politechnika Warszawska ; G.W. Weber, PP; M. Miądowicz, PP	Samorząd Województwa Wielkopolskiego
E4.1.1	+				Szafranski, Więcek-Janka i in., 2017; Szafranski, 2020		M. Wyrwicka, PP	
E4.1.2	+				Szafranski, 2015a; Szafranski i in., 2017b; Szafranski i Erickson, 2020		M. Wyrwicka, PP	

Tabela 1.2. (c.d.)
Zaangażowanie badaczy AWT® w prace badawcze wymienione w tabeli 1.1 (analiza obejmuje okres 01.01.2014 -- 31.01.2022)

Prace badawcze	Maciej Szafranski	Mark Goliński	Magdalena Graczyk-Kucharska	Małgorzata Sychala	Publikacje	Rozwiązania praktyczne	Współpracujący badacze	Instytucje współpracujące
E6.1	+	+	+	+	Szafranski i in., 2017c; Graczyk-Kucharska i in., 2020a		K. Bogurska-Matys, T. Dworek, PP; R. Przybylski, PP; M. Mazur, K. Borsekova, Uniwersytet Mateja Bela; M. Miądowicz, PP; Z. Włodarczak, PP	Centria University of Applied Sciences (FIN), Matej Bel University Banska Bystrica (SLV), Politechnika Czestochowska, University of Maribor (SLO), Uniwersytet Ekonomiczny we Wrocławiu, JEDU (FIN) Zachodnia Izba Przemysłowo-Handlowa w Gorzowie Wielkopolskim
A3.1	+	+			Szafranski, 2015; Goliński i Miądowicz, 2019; Goliński i Szafranski, 2019; Goliński i Bączkiewicz, 2021; Goliński i in., 2022; Szafranski, 2022			
A3.2	+	+	+		Szafranski i in., 2017c		R. Olszewski, Politechnika Warszawska; S. Günten, G.W. Weber PP; A. Özmen, M. Miądowicz, PP; D. Woźna	Centria University of Applied Sciences (FIN), Matej Bel University Banska Bystrica (SLV), Politechnika Czestochowska, University of Maribor (SLO), Uniwersytet Ekonomiczny we Wrocławiu, JEDU (FIN) Zachodnia Izba Przemysłowo-Handlowa w Gorzowie Wielkopolskim
A5.1	+	+	+	+	Szafranski i in., 2017e		K. Bogurska-Matys	

Tabela 1.2. (c.d.)
Zaangażowanie badaczy AWT® w prace badawcze wymienione w tabeli 1.1 (analiza obejmuje okres 01.01.2014 -- 31.01.2022)

Prace badawcze	Maciej Szafrński	Marek Goliński	Magdalena Graczyk-Kucharska	Małgorzata Sychala	Publikacje	Rozwiązania praktyczne	Współpracujący badacze	Instytucje współpracujące
A8.1	+	+	+	+	Szafrński i in., 2017c; Graczyk-Kucharska i in., 2018a; Graczyk-Kucharska i in., 2019	Opracowanie i wdrożenie metody ATC Erasmus, czyli metody akceleracji rozwoju kompetencji przekrojowych w procesie kształcenia praktycznego studentów oraz dokumentacji stosowania metody	K. Bogurska-Matys	Centria University of Applied Sciences (FIN), Matej Bel University Banská Bystrica (SLV), Politechnika Częstochowska, University of Maribor (SLO), Uniwersytet Ekonomiczny we Wrocławiu, JEDU (FIN) Zachodnia Izba Przemysłowo-Handlowa w Gorzowie Wielkopolskim
A8.2	+	+	+	+	Szafrński, 2014 Szafrński i in., 2018	Zaprojektowanie, wdrożenie i rozwój sieci laboratoriów specjalistycznych zajęć zawodowych (rok uruchomienia 2013)	E. Wićcek-Janka, PP	Samorząd Województwa Wielkopolskiego
A8.3	+	+	+	+	Szafrński i in., 2014 Szafrński i in., 2018	Zaprojektowanie, wdrożenie i rozwój platformy e-learningowej wraz z materiałami edukacyjnymi	S. Erickson, Ithaca College; M. Mazur; J. Grzegorzczak	Samorząd Województwa Wielkopolskiego
A8.4	+	+	+	+	Szafrński, 2015b Szafrński i in., 2018	Zaprojektowanie, wdrożenie i rozwój systemu płatnych staży w przedsiębiorstwach	R. Olszewski, Politechnika Warszawska; E. Wićcek-Janka, PP; M. Branowski, PP; M. Wyrwicka, PP	Samorząd Województwa Wielkopolskiego
A9.1					Szafrński, 2020, s. 29 Szafrński, 2022		M. Miądowicz, PP; D. Woźna	

Tabela 1.2. (c.d.)
Zaangażowanie badaczy AWT® w prace badawcze wymienione w tabeli 1.1 (analiza obejmuje okres 01.01.2014 -- 31.01.2022)

Prace badawcze	Maciej Szafranski	Mark Goliński	Magdalena Graczyk-Kucharska	Małgorzata Szychala	Publikacje	Rozwiązania praktyczne	Współpracujący badacze	Instytucje współpracujące
A10.1	+	+			Szafranski, 2016; Goliński i Szafranski, 2019; Szafranski, 2022		E. Wićcek-Janka, PP; M. Branowski, PP; M. Wyrwicka, PP	
A10.2	+	+	+		Szafranski i in., 2017e; Graczyk-Kucharska i in., 2018b; Szafranski i in., 2019b; Szychala, 2020a			
A10.3	+	+	+		Szafranski, 2015a; Szafranski, 2017a; Szafranski i in., 2019a		E. Wićcek-Janka, PP; M. Branowski, PP; M. Wyrwicka, PP	
A10.4			+		Szychala, 2020b			
A10.5.1	+	+	+		Szafranski, 2015a; Szafranski i in., 2016; Szafranski i in., 2018; Goliński i Szafranski, 2019; Goliński i Szafranski, 2020	Zaprojektowanie, wdrożenie i rozwój Wielkopolskiej Sieci Edukacyjno-Gospodarczej (rok uruchomienia 2015)	K. Grupka, PP	Samorząd Województwa Wielkopolskiego
A10.5.2	+	+			Goliński i Szafranski, 2020			

UWAGA: skrót PP oznacza „Politechnikę Poznańską”
Źródło: opracowanie własne

Rezultaty podejmowanych prac zostały szczegółowo opisane w przywołanych publikacjach. Dodatkowe, praktyczne rezultaty zostały opisane na stronie www.awt.org.pl oraz na stronach z nią powiązanych. Znajdują się tam również szczegółowe informacje o krajowych i zagranicznych partnerach, którzy współpracowali lub współpracują z zespołem AWT® w realizacji prac badawczych, projektowych i publikacyjnych.

Bibliografia

1. Aczel, A.D., Sounderpandian J. (2011), *Statystyka w zarządzaniu*, PWN, Warszawa.
2. Al-kasasbeh, A.M., Halim, M.A.S.A., Omar, K. (2016), *E-HRM, workforce agility and organizational performance: A review paper toward theoretical framework*, „International Journal of Applied Business and Economic Research”, Vol. 14, Issue 15, s. 10671–10685.
3. Berliński, L. (2009), *Modelowanie strategii biznesu*, Wydawnictwo Towarzystwo Naukowe Organizacji i Kierownictwa, Toruń.
4. Bortolotti, T. Boscari, S., Danese, P. (2015), *Successful lean implementation: Organizational culture and soft lean practices*, „International Journal of Production Economics”, Vol. 160, s. 182–201.
5. Brockbank, W. (1997), *HR's future on the way to a presence*, „Human Resource Management Journal”, Vol. 36, No. 1, s. 65–69.
6. Champion, M.A., Fink, A.A., Ruggenberg, B.J., Carr, L.P., Geneva M., Odman, R.B. (2011), *Doing Competencies Well: Best Practices in Competency Modeling*, „Personnel Psychology”, Vol. 64, No. 1, s. 225–262.
7. Carayannis, E.G. Grigoroudis, E. Del Giudice, M., Della Peruta, M.R., Sindakis, S. (2017), *An exploration of contemporary organizational artifacts and routines in a sustainable excellence context*, „Journal of Knowledge Management”, Vol. 21, No. 1, s. 35–56.
8. Chamikara, P.B.S., Perera, B.A.K.S., Rodrigo, M.N.N. (2020), *Competencies of the quantity surveyor in performing for sustainable construction*, „International Journal of Construction Management”, Vol. 20, Issue 3, s. 237–251.
9. Cronbach, L.J. (1951), *Coefficient alpha and the internal structure of tests*, „Psychometrika”, Vol. 16, No. 3, s. 297–334.
10. Czekaj, J. (2012), Zygmunt Rytel – *prekursor prakseologicznej teorii organizacji*, w: Czech, A. (red.), *Nauki o zarządzaniu – u początków i współcześnie*, „Zeszyty Naukowe Wydziałowe Uniwersytetu Ekonomicznego w Katowicach”, Wydawnictwo Uniwersytetu Ekonomicznego w Katowicach, Katowice, s. 77–97.
11. Deloitte (2017), *Rewriting the roles for the digital age*, Deloitte Global Human Capital Trends, <https://www2.deloitte.com/content/dam/Deloitte/global/Documents/About-Deloitte/central-europe/ce-global-human-capital-trends.pdf> (dostęp: 22.08.2021).

12. Dubois, D.D., Rothwell, W.L. (2008), *Zarządzanie zasobami ludzkimi oparte na kompetencjach*, Helion, Gliwice.
13. Edgeman, R., Eskildsen, J. (2013), *Modeling and Assessing Sustainable Enterprise Excellence*, „Business Strategy and the Environment”, Vol. 23, No. 3, s. 173–187.
14. Flak, O. (2012), *Istota nauk o zarządzaniu na początku wieków XX i XXI*, w: Czech A. (red.), *Nauki o zarządzaniu – u początków i współcześnie*, „Zeszyty naukowe wydziałowe Uniwersytetu Ekonomicznego w Katowicach”, Wydawnictwo Uniwersytetu Ekonomicznego w Katowicach, Katowice, s. 199–211.
15. Flakiewicz, W. (2005), *Pojęcie informacji w technologii multimedialnej*. Warszawa, Wyd. Naukowe SGH.
16. Fryczyńska, M., Ciecierski, C. (2020), *Networking competence and its impact on the employability of knowledge workers*, „Journal of Organizational Change Management”, Vol. 33, No. 2, s. 349–365.
17. Goliński, M. (2016), *Elastyczne zarządzanie kompetencjami w Systemie Zawodowcy*, „Zeszyty Naukowe Politechniki Poznańskiej. Organizacja i Zarządzanie”, nr 71, s. 5–15.
18. Goliński, M. (2020), *Wpływ nowoczesnych technologii na rekrutację pracowników*, w: *Wyzwania nowoczesnego zarządzania zasobami ludzkimi*, Graczyk-Kucharska, M., Spychała, M., Goliński, M., Szafrąński, M. (red.), Spatium, Radom, s. 45–56.
19. Goliński, M., Bączkiewicz, D. (2021), *Analysis of Factors Influencing the Teamwork Competences of Managers Starting their Professional Career*, „European Research Studies Journal”, Vol. 24, spec. No. 5, s. 64–76.
20. Goliński, M., Miądowicz, M. (2019), *Management of employee competencies in resource management of an enterprise*, Proceedings of the 20th European Conference on Knowledge Management: Universidade Europeia de Lisboa, Lisbon, Portugal, 5–6 September 2019. Vol. 1, E., Tomé, F., Cesário, R.R., Soares (eds), Academic Conferences and Publishing International Limited, s. 405–414.
21. Goliński, M., Szafrąński, M. (2019), *Application of Corporate Social Responsibility for Competency Management – Case Study: Environmental Issues in Logistics and Manufacturing*, w: *Corporate Social Responsibility in the Manufacturing and Services Sectors*, Golińska-Dawson P., Spychała M. (eds.), Springer, s. 3–18.

22. Goliński, M., Szafrąński, M. (2020), *Sieciowość w ciągłym doskonaleniu kompetencji*, w: *Wyzwania nowoczesnego zarządzania zasobami ludzkimi*, Graczyk-Kucharska, M., Spychała, M., Goliński, M., i Szafrąński, M. (red.), Instytut Naukowo-Wydawniczy Spatium, Radom, s. 101–112.
23. Goliński, M., Spychała, M., Miądowicz, M. (2022), *Model of acquiring transversal competences among students on the example of the analysis of communication competences*, w: *Innovations in Mechatronics Engineering*, Machado J., Soares F., Trojanowska, J. (eds), Sahin Yildirim – Switzerland, Springer Nature Switzerland AG, s. 351–365.
24. Goliński, M., Włodarczak, Z., Miądowicz, M. (2016), *IT solutions supporting the management of information of employees' competencies*, „Polish Journal of Management Studies”, Vol. 13, No. 2, s. 46–57.
25. Graczyk-Kucharska, M. (2020a), *Dopasowane narzędzia rekrutacji i komunikacji do pracowników generacji X, Y i Z*, w: *Wyzwania nowoczesnego zarządzania zasobami ludzkimi*, Graczyk-Kucharska, M., Spychała, M., Goliński, M., Szafrąński, M. (red.), Instytut Naukowo-Wydawniczy Spatium, Radom, s. 89–100.
26. Graczyk-Kucharska, M. (2020b), *Planowanie zasobów ludzkich i kompetencje przyszłości*, w: *Wyzwania nowoczesnego zarządzania zasobami ludzkimi*, Graczyk-Kucharska M., Spychała M., Goliński M., Szafrąński M., (red.), Instytut Naukowo-Wydawniczy Spatium, Radom, s. 89–100.
27. Graczyk-Kucharska, M., Goliński, M., Spychała, M., Szafrąński, M. (2017), *Competences of the future as an impulse for innovation in the management of smart organizations*, w: *Conference Proceedings, Engines of Urban and Regional Development, 6th Central European Conference in Regional Science*, Banska Bystrica, s. 664–673.
28. Graczyk-Kucharska, M., Goliński, M., Wyrwicka, M., Szafrąński M., Spychała, M. (2019), *Determinanty akceleracji nabywania kompetencji przekrojowych przez studentów*, „Zeszyty Naukowe Politechniki Poznańskiej, Organizacja i Zarządzanie”, nr 79, Wydawnictwo Politechniki Poznańskiej, Poznań, s. 81–99.
29. Graczyk-Kucharska, M., Olszewski, R., Goliński, M., Spychała, M., Szafrąński, M., Weber, G.W., Miądowicz, M. (2022), *Human resources optimization with MARS and ANN: Innovation geolocation model for generation Z*, „Journal of Industrial and Management Optimization” 2022, Vol. 18, No. 6, s. 4093–4110.

30. Graczyk-Kucharska, M., Olszewski, R., Szafrąński, M., Goliński, M., Spychała, M. (2020a), *Rozwój kompetencji przedsiębiorczości w procesie kształcenia praktycznego studentów szkół wyższych*, „Przegląd Organizacji”, nr 2, s. 35–42.
31. Graczyk-Kucharska, M., Özmen, A., Szafrąński, M., Weber, G.W., Goliński, M., Spychała, M. (2020b), *Knowledge accelerator by transversal competences and multivariate adaptive regression splines*, „Central European Journal of Operations Research” 2020, Vol. 28, No. 2, s. 645–669.
32. Graczyk-Kucharska, M., Szafrąński, M., Goliński, M., Spychała M. (2018a), *The acceleration method of development of transversal competences in the students’ practical training*, w: *Cooperation of Universities and Employers for Quality and Relevance of Education*, E.V. Viktorova (ed.), Publishing House of Saint-Petersburg State University of Economics, Saint-Petersburg, s. 29–46.
33. Graczyk-Kucharska, M., Szafrąński, M., Goliński, M., Spychała, M., Borskova, K. (2018b), *Model of competency management in the network of production enterprises in Industry 4.0 – assumptions*, w: *Advances in Manufacturing*, Hamrol, A., Cizak, O., Legutko, P., Jurczyk, M. (eds), Springer, s. 195–204.
34. Grudzewski W., Hejduk I., (2001), *Projektowanie systemów zarządzania*, Warszawa, Diffin.
35. Grupka, K., Szafrąński, M., Goliński, M. (2008), *Koncepcja organizacyjna kształcenia kadr kwalifikowanych i kształcenia ustawicznego w Wielkopolsce*, Prymasowskie Wydawnictwo Gaudentinum Sp. z o.o., Poznań.
36. Hamilton, R.H., Sodeman, W.A. (2020), *The questions we ask: Opportunities and challenges for using big data analytics to strategically manage human capital resources*, „Business Horizons”, Vol. 63, No. 1, s. 85–95.
37. Heinsman, H., de Hoogh, A.H.B., Koopman, P.L., van Muijen, J.J. (2006), *Competency management: Balancing between commitment and control*, „Management Revue”, Rainer Hampp Verlag, Mering, Vol. 17, No. 3, s. 292–306.
38. Hirotsu C. (2001), *Statistical training of researchers in total quality management: The Japanese experience*, w: Batanero, C. (ed.), *Training researchers in the use of statistics*, s. 53–63.
39. Janssen, M., van der Voort, H., Wahyudi, A. (2017), *Factors influencing big data decision-making quality*. „Journal of Business Research”, Vol. 70, Issue C, s. 338–345.

40. Januszewski, A. (2008), *Funkcjonalność informatycznych systemów zarządzania*, t.1, *Zintegrowane systemy transakcyjne*, PWN SA, Warszawa.
41. Jędrzejczyk, W. (2013), *Management of managerial competencies in polish organizational practice*, „Polish Journal of Management Studies”, Vol. 7, No. 1, s. 17–24.
42. Jurek, P. (2011), *Konstrukcja i zastosowanie testów kompetencyjnych na przykładzie Zestawu Testów Kompetencji Podstawowych*, „Zeszyty Naukowe Wyższej Szkoły Bankowej w Poznaniu”, nr 34, s. 281–293.
43. Jurek, P. (2012), *Metody pomiaru kompetencji zawodowych*, „Zeszyt Informacyjno-Metodyczny Doradcy Zawodowego”, nr 54, Ministerstwo Pracy i Polityki Społecznej Departament Rynku Pracy, Warszawa, s. 123–125.
44. Kaufman, B.E. (2015), *The RBV theory foundation of strategic HRM: critical flaws, problems for research and practice, and an alternative economics paradigm*, „Human Resource Management Journal”, Vol. 25, No. 4, s. 516–540.
45. Krzakiewicz, K., Cyfert, S. (2018), *Potential for imitation as a dynamic capability of organisation*, „Management”, Vol. 22, No. 1, s. 1–10.
46. Kupczyk, T., Stor, M. (2017), *Zarządzanie kompetencjami – teoria, badania i praktyka biznesowa*, Wyższa Szkoła Handlowa we Wrocławiu, Wrocław.
47. Lachiewicz S., Matejun M. (2012), *Ewolucja nauk o zarządzaniu*, w: Zakrzewska-Bielawska, A. (red.), *Podstawy zarządzania*, Oficyna Wolters Kluwer Business, Warszawa, s. 85–141.
48. Liker, J.K., Morgan, J.M. (2020), *Projektowanie przyszłości. Jak Toyota, Ford i inni wprowadzają innowacje przez Lean Product Development*, Wydawnictwo MT Biznes, Warszawa.
49. Lipka, A. (2021), *Controlling personalny. W kierunku zrównoważonego gospodarowania kapitałem ludzkim*, PWE, Warszawa.
50. Martin, J., Elg, M., Gremyr, I. (2019), *Fit for purpose? Exploring competence in quality management*, „International Journal of Quality and Service Sciences”, Vol. 11, No. 3, s. 317–333.
51. Mazur, M., Szafranski, M., Dworek, T. (2016), *An attempt to use eye-tracking to improve a chosen ICT system*, „Zeszyty Naukowe Politechniki Poznańskiej. Organizacja i Zarządzanie”, nr 70, Poznań, s. 113–125.
52. Medina, R., Medina, A. (2017), *Managing competence and learning in knowledge-intensive, project-intensive organizations: a case study of a public organi-*

- zation, „International Journal of Managing Projects in Business”, Vol. 10, No. 3, s. 505–526.
53. Meduri, Y., Yadav, P. (2021), *Automation Invading Human Resources*, „Delhi Business Review”, Vol. 22, No. 1, s. 65–72.
 54. Minbaeva, D. (2021), *Disrupted HR?*, „Human Resource Management Review”, Vol. 31, Issue 4.
 55. Pietruszka-Ortyl, A., (2020), *Kooperacja w perspektywie zasobów niematerialnych organizacji*, C.H. Beck, Warszawa.
 56. PN EN ISO 9001 (2016), *Systemy zarządzania jakością. Wymagania*, Polski Komitet Normalizacyjny, Warszawa.
 57. Poczowski A. (2019), *Zarządzanie zasobami ludzkimi*, PWE, Warszawa 2019.
 58. Rakowska, A. (2008), *Przewaga konkurencyjna i kompetencje polskich przedsiębiorstw w kontekście wymagań stawianych nowoczesnym organizacjom*, „Organizacja i Zarządzanie”, nr 4, s. 5–20.
 59. Shah, C. (2017), *Competency Mapping and its impact on Organization Effectiveness with special reference to Sales, Staff of Pharmaceutical Industry of Ahmedabad Region*, Gujarat Technological University, rozprawa doktorska.
 60. Sienkiewicz, Ł., Trawińska-Konadors, K. (2013), *Koncepcja zarządzania zasobami ludzkimi w oparciu o kompetencje*, w: *Zarządzanie zasobami ludzkimi w oparciu o kompetencje. Perspektywa uczenia się przez całe życie*, Sienkiewicz Ł. (red.), Instytut Badań Edukacyjnych, s. 7–19, Warszawa.
 61. Spychała, M., Goliński, M., Szafrąński, M., Graczyk-Kucharska, M. (2019), *Competency Models as Modern Tools in the Recruitment Process of Employees*, Proceedings of the 10th European Conference on Intangibles and Intellectual Capital ECIIC 2019, Massimo Sargiacomo (ed.), Published by Academic Conferences and Publishing International Limited, Chieti-Pescara, Italy, s. 282–291.
 62. Spychała, M. (2020a), *Tradycyjne i nowoczesne metody i techniki zarządzania kompetencjami w przedsiębiorstwie*, w: *Wyzwania nowoczesnego zarządzania zasobami ludzkimi*, Graczyk-Kucharska, M., Spychała, M., Goliński, M., Szafrąński, M. (red.), Instytut Naukowo-Wydawniczy Spatium, Radom, s. 33–44.
 63. Spychała, M. (2020b), *Zarządzanie talentami w przedsiębiorstwie*, w: *Wyzwania nowoczesnego zarządzania zasobami ludzkimi*, Graczyk-Kucharska,

- M., Spychała, M., Goliński, M., Szafrąński, M. (red.), Instytut Naukowo-Wydawniczy Spatium, Radom, s. 79–88.
64. Spychała, M., Szafrąński, M., Graczyk-Kucharska, M., Goliński, M. (2017), *The Method of Designing Reference Models of Workstations*, w: *Proceedings of the 18th European Conference on Knowledge Management ECKM 2017*, F. Marimon, Mas-Machuca M., Berbegal-Mirabent J., Bastida R. (eds), Academic Conferences and Publishing International Limited, Barcelona, s. 930–939.
65. Sułkowski, Ł., Lenart-Gansiniec, R. (2021), *Epistemologia, metodologia i metody badań w naukach o zarządzaniu i jakości*, Społeczna Akademia Nauk, Łódź.
66. Szafrąński, M. (2014), *Laboratoria praktyk jako narzędzie wspomagające akcelerację dyfuzji wiedzy technicznej w przedsiębiorstwach*, w: *Pomiędzy zarządzaniem procesami edukacyjnymi a rynkiem pracy*, Werner, I., Więcek-Janka, E. (red.), „Przedsiębiorczość i Zarządzanie”, t. 15, z. 8, cz. 3, Wydawnictwo Społecznej Akademii Nauk, Łódź, s. 75–89.
67. Szafrąński, M. (2015a), *Acceleration of educating as an external factor supporting preventive and improving actions in businesses*, w: *Procedia Manufacturing; 6th International Conference on Applied Human Factors and Ergonomics and the Affiliated Conferences*, AHFE 2015, Ahram, T., Karwowski, W., Schmorow, D. (red.), Vol. 3, s. 4948–4955.
68. Szafrąński, M. (2016), *Badanie, projektowanie, wdrażanie i doskonalenie „Systemu Zawodowcy”, wspomagającego zarządzanie kompetencjami w przedsiębiorstwach*, „Zeszyty Naukowe Politechniki Poznańskiej. Organizacja i Zarządzanie”, nr 71, Poznań, s. 75–86.
69. Szafrąński, M. (2017a), *Models of businesses’ support for technical knowledge development in Wielkopolska Region – a quality approach*, w: *Conference Proceedings, Engines of Urban and Regional Development, 6th Central European Conference in Regional Science*, Baska Bystrica, s. 128–137.
70. Szafrąński, M., Grupka, K., Goliński, M. (2008), *Program akceleracji wiedzy technicznej i matematyczno-przyrodniczej w Polsce*, Wyd. PP, Poznań.
71. Szafrąński, M. (2015b), *Praktyki zawodowe – narzędzie obniżania kosztów w przedsiębiorstwach*, „Przegląd Organizacji”, nr 1, s. 29–35.
72. Szafrąński, M. (2015c), *Zarządzanie akceleracją tworzenia zasobów wiedzy w przedsiębiorstwach*, Wydawnictwo Politechniki Poznańskiej, Poznań.

73. Szafrąński, M. (2017b), *Problem of language used to describe competences in the management of acceleration in the creation of knowledge resources in businesses*, „Procedia Engineering”, No. 182, s. 679–686.
74. Szafrąński, M. (2019), *Threefold Nature of Competences in Enterprise Management: A Qualitative Model*, w: *Proceedings of the 20th European Conference on Knowledge Management*, Tomé, E., Cesário, F., Soares, R.R. (eds.), Universidade Europeia de Lisboa, Lisbon, Portugal, 5–6 September 2019, Vol. 2, s. 1006–1015.
75. Szafrąński, M. (2020), *Złożona natura kompetencji*, w: *Wyzwania nowoczesnego zarządzania zasobami ludzkimi*, Graczyk-Kucharska, M., Spychała, M., Goliński, Szafrąński, M. (red.), Instytut Naukowo-Wydawniczy Spatium, Radom, s. 23–31.
76. Szafrąński, M. (2022), *Modelowanie wymagań kompetencyjnych na stanowiskach pracy. Ujęcie teoretyczne i praktyczne*, Wydawnictwo Politechniki Poznańskiej, Poznań.
77. Szafrąński, M., Goliński, M. (2010), *Interactive Laboratory of Technical Knowledge Acceleration in Program of Acceleration of Knowledge of Technology*, Mathematics and Natural Science in Poland, Publishing House of Poznan University of Technology, Poznań.
78. Szafrąński, M., Erickson, S. (2020), *HR Professionals’ Knowledge of Firms’ Quality Requirements: An Exploratory Study*, w: *Proceedings of the 21st European Conference on Knowledge Management: A Virtual Conference hosted by Coventry University*, UK, 2–4 December 2020, Garcia-Perez, A. (eds), Lyndon Symkin – United Kingdom: Academic Conferences and Publishing International Limited Reading, s. 779–787.
79. Szafrąński, M., Goliński, M. (2015), *System for Professionals – monitoring employers’ demands for key competences in Wielkopolska*, w: *Recent Advances in Computer Science; Proceedings of the 19th International Conference on Computers; 19th International Conference on Circuits, Systems, Communications and Computers*, Zakhyntos, s. 184–199.
80. Szafrąński, M., Więcek-Janka, E. (2017), *Zastosowania marketingu kompetencji w ofertach pracy – wyniki badań*, „Handel Wewnętrzny”, nr 6, s. 372–385.
81. Szafrąński, M., Bogurska-Matys, K., Goliński, M. (2017a), *Problems in communication between businesses and technical education system*, „Management and Production Engineering Review”, Vol. 8, No. 2, s. 9–18.

82. Szafrąński, M., Ganowicz, M., Goliński, M. (2016), *Rozwój społecznej odpowiedzialności biznesu w sieci edukacyjno-gospodarczej*, w: *Społeczna odpowiedzialność i zrównoważony rozwój w naukach o zarządzaniu. Aspekty teoretyczne i aplikacyjne*, Ejdyś, J. (red.), Wydawnictwo Dom Organizacji, Toruń, s. 99–114.
83. Szafrąński, M., Goliński, M., Grupka, K. (2014), *Akcelerator Wiedzy Technicznej® – projektowanie przyszłości*, w: *e-Technologie w Kształceniu Inżynierów*, „Zeszyty Naukowe Wydziału Elektrotechniki i Automatyki Politechniki Gdańskiej”, nr 37, Gdańsk, s. 81–84.
84. Szafrąński, M., Goliński, M., Graczyk-Kucharska, M., Spychała M. (2017e), *Doskonalenie kodu kompetencji zawodowych w przedsiębiorstwach – case study*, „Przegląd Organizacji”, nr 3, s. 54–59.
85. Szafrąński, M., Goliński, M., Graczyk-Kucharska, M., Spychała, M. (2018), *System zarządzania kompetencjami zawodowymi w Wielkopolsce jako innowacja społeczna*, w: *Współczesne kontynuacje dorobku Karola Adamieckiego. Od tradycji do współczesności*, Kosieradzka, A., Rojek, D. (red.), Wydział Zarządzania, Politechnika Warszawska, Warszawa, s. 198–214.
86. Szafrąński, M., Goliński, M., Graczyk-Kucharska, M., Spychała, M. (2019a), *Cooperation of Education and Enterprises in Improving Professional Competences – Analysis of Needs*, w: Hamrol, A., Grabowska, M., Maletic, D. i Woll, R. (red.), *Advances in Manufacturing II*, Springer, Cham, s. 155–168.
87. Szafrąński, M., Graczyk-Kucharska, M., Pawłowska, M. (2015), *System Zawodowcy – narzędzie wspomagające zarządzania informacjami o kompetencjach w mieście centralnym aglomeracji*, w: *Kreowanie przedsiębiorczości. Perspektywa procesów i technologii informacyjnych*, Jelonek, D., Turka, T. (red.), Wydawnictwo Wydziału Zarządzania Politechniki Częstochowskiej, Częstochowa, s. 167–177.
88. Szafrąński, M., Graczyk-Kucharska, M., Dworek, T., Mazur, M., Przybylski R. (2017d), *Wykorzystanie badań eyetrackingowych do doskonalenia systemów informacyjnych na przykładzie system.zawodowcy.org*, w: *Wybrane zagadnienia zarządzania współczesnymi przedsiębiorstwami*, Kiełtyka, L., Kobis, P. (red.), Wydawnictwo Politechniki Częstochowskiej, Częstochowa, s. 159–172.
89. Szafrąński, M., Graczyk-Kucharska, M., Goliński, M., Spychała, M. (2019b), *Badanie znajomości marek przedsiębiorstw na potrzeby zewnętrzne*

- go employer branding* – wyniki badań studentów Politechniki Poznańskiej, „Przegląd Organizacji”, nr 2, s. 21–29.
90. Szafrąński, M., Graczyk-Kucharska, M., Więcek-Janka, E., Branowski, M., Goliński, M., Wyrwicka, M. (2017c), *Matrix of the Dependencies of Practical Teaching Methods and Methods of Teaching Transversal Competences*, w: *The acceleration of development of transversal competences*, Szafrąński, M., Goliński, M., Simi, H. (eds), Centria University of Applied Sciences, Kokkola, s. 187-197.
91. Szafrąński, M., Gütmen, S., Graczyk-Kucharska, M., Weber, G.W. (2022), *Modeling IT specialist Competency in the era of Industry 4.0.*, w: *Innovations in Mechatronics Engineering*, Machado, J., Soares, F., Trojanowska, J., Yildirim, S. (eds), Springer, s. 257–269.
92. Szafrąński, M., Mazur, M., Grzegorzczak, J. (2017b), *Wspomaganie zarządzania jakością procesów pracy w przedsiębiorstwach przez diagnozowanie stanów kompetencji*, „Zeszyty Naukowe Politechniki Poznańskiej. Organizacja i Zarządzanie”, nr 73, s. 253–271.
93. Sznajder, A. (2019), *Alianse marketingowe. Partnerstwa przedsiębiorstw dla zwiększenia konkurencyjności*, Wydawnictwo Nieoczywiste, Warszawa.
94. Szwarz, E., Wikarek, J. (2020), *Proactive planning of project team members' competences*, „Foundations of Management”, Vol. 12, No. 1, s. 71–84.
95. Valente, A.C., Salavisa I. and Lagoa S. (2014), *Education quality and economic performance in Europe, Proceedings of the European Conference on Knowledge Management*, „ECKM”, Vol. 3, s. 1028–1036.
96. Veliu, L., Manxhari, M. (2017), *The Impact of Managerial Competencies on Business Performance: Sme's in Kosovo*, „Vadyba Journal of Management”, Vol. 30, No. 1, s. 59–65.
97. Waters, S.D., Streets, V.N., McFarlane, L.A., Johnson-Murray, R. (2018), *The practical guide to HR analytics: Using data to inform, transform, and empower HR decisions. Society for Human Resource Management*, Alexandria, VA.
98. Whiddett, S., Hollyforde, S. (2003), *Modele kompetencyjne w zarządzaniu zasobami ludzkimi*, Oficyna Ekonomiczna, Kraków.
99. Więcek-Janka, E., Spychała, M., Szafrąński, M., Goliński, M. (2017), *Basic Terms*, w: *The acceleration of development of transversal competences*, Szafrąński, M., Goliński, M., Simi, H. (eds), Centria University of Applied Sciences, Kokkola, s. 10–17.

100. Zaleśna, A. (2019), *Kompetencje zarządzających w przedsiębiorstwach społecznie odpowiedzialnych*, Wydawnictwo Difin, Warszawa.
101. Pocztoński, A., Rakowska, A., Sitko-Lutek A., *Zarządzanie zasobami ludzkimi w Polsce, ewolucja i współczesność*, Oficyna Wolters Kluwer, Warszawa, 2021.
102. Żebrowska-Łucyk, S. (2015), *Praktyczne aspekty zastosowania metod statystycznych w procesach systemów zarządzania*, „Pomiary. Automatyka. Robotyka”, nr 2, s. 5–12.

2. WYZWANIA ZWIĄZANE Z PRZYGOTOWANIEM DANYCH O KOMPETENCJACH DO BADAŃ Z WYKORZYSTANIEM METOD STATYSTYCZNYCH

Maciej Szafrąński, Dorota Woźna

2.1. Wprowadzenie

W naukach o zarządzaniu i jakości uprawnione jest stosowanie szerokiego wachlarza metod badawczych (*Podstawy metodologii...*, 2015; Sułkowski, Lenart-Gansiniec, 2021, s. 323–408). Od tych nauk szczególnie często oczekuje się praktycznych rezultatów badań zwłaszcza aplikacyjnych (stosowanych), np. badań na rzecz optymalizacji decyzji związanych z zarządzaniem systemem IT, chociażby platformą komunikacji między pracodawcami i kandydatami do pracy.

Ważnym, ale nie zawsze akcentowanym, zagadnieniem są wyzwania związane z przygotowaniem danych do badań. Natura danych, a także uwarunkowania ich pozyskania, często powodują, że są one dalece niedoskonałe. Jakość danych może wpływać na decyzje o zakresie prowadzonych badań, a nawet rodzić wątpliwość, czy w ogóle je rozpoczynać. Prowadzi też do pytania, jak zbliżyć się do prawdy, mimo ograniczonego wglądu w naturę świata.

W naukach społecznych, w tym w naukach o zarządzaniu i jakości (zwłaszcza w badaniach pierwotnych), dość trudno jest pozyskać duże ilości danych z otoczenia, stąd w tej dyscyplinie oprócz badań ilościowych dynamicznie rozwija się metodologia badań jakościowych (Glinka, Czakon, 2021). Czasami udaje się pozyskać większe ilości danych i tak działo się w wielu badaniach w ramach inicjatywy Akcelerator Wiedzy Technicznej[®], co pozwala stosować w nich badania ilościowe. Stało się to możliwe m.in. dzięki zastosowaniu platformy IT *system.zawodowcy.org*, której geneza została opisana w rozdziale 1.4.3.

W tym rozdziale zaprezentowana zostanie struktura analizowanych danych oraz wybrane wyzwania, jakie mogą powstawać na etapie zbierania i przygotowania danych do badań nad kompetencjami niezbędnymi na rynku pracy. Wyzwania zostaną opisane przede wszystkim na przykładzie doświadczeń zebranych w ciągu kilku lat badań z wykorzystaniem

funkcjonującej platformy, która służy do wspierania procesów komunikowania się przyszłych pracowników, w szczególności uczniów techników z pracodawcami, zwłaszcza z przedsiębiorstwami. Opis zauważonych wyzwań stanie się tłem wyjaśniającym metody przeprowadzenia badań, których wyniki zaprezentowano w rozdziałach 3–8.

Należy podkreślić, że w rozdziale nie wyczerpano tematu dotyczącego problemów, które pojawiają się w procesie pozyskiwania danych. Dodatkowo zostały one tu odniesione do specyficznej sytuacji pozyskiwania i przetwarzania danych na potrzeby badań prowadzonych z wykorzystaniem funkcjonującego na rynku produktu – platformy IT. Taka platforma tylko dodatkowo może stanowić źródło danych do badań, ponieważ przede wszystkim jest narzędziem wspomagającym ich użytkowników. Wiele opisanych w rozdziale wyzwań zostało rozwiązanych, ale stały się one powodem dużo wolniejszej realizacji badań w stosunku do pierwotnych planów. Natomiast w wieloletnim procesie dochodzenia do prawd w obszarze zarządzania kompetencjami w organizacjach pojawiały się momenty pozytywnie zaskakujące i przyspieszające lub w ogóle umożliwiające prowadzenie badań. W tym rozdziale skupiono się głównie na wyzwaniach.

2.2. Dane wykorzystane w analizach opisanych w monografii

W badaniach opisanych w rozdziałach od trzeciego do ósmego wykorzystano dane z platformy *system.zawodowcy.org*, finansowanej w projektach *Czas zawodców* (zob. rozdz. 1.4.3).

Platforma dostarcza danych o profilach kandydatów do pracy oraz ofertach pracy, praktyk i staży. Zarówno kandydaci do pracy, jak i pracodawcy oceniają swoje umiejętności i wymagania kompetencyjne na tej samej skali. Do poszczególnych opisów słownych przypisano kolejne liczby: podstawowy – 1, dostateczny – 2, zadowolający – 3, dobry – 4, bardzo dobry – 5. Można określić relację większości lub mniejszości pomiędzy kolejnymi poziomami, co oznacza, że skala pomiaru jest porządkowa. Zarówno kandydaci, jak i osoby z przedsiębiorstw, wprowadzające oferty do systemu, korzystają z tego samego słownika umiejętności, który jest zbiorem fraz opisujących składowe kompetencje. Jest on na bieżąco aktualizowany i poszerzany.

W rozdziałach od trzeciego do piątego, dotyczących zainteresowania ofertami pracy, kompetencji cyfrowych i związków między kompetencjami, posłużono się danymi zgromadzonymi w okresie 01.03.2018 – 13.08.2020. Wybór takiego zakresu danych nie jest przypadkowy. Wiąże się on ze zmianą słownika umiejętności w *system.zawodowcy.org*. Od 1 marca 2018 roku pierwotnie stosowany język podstawy programowej kształcenia zawodowego został zastąpiony językiem biznesowym. Zagadnienie to opisano w podrozdziale 2.3.2. pod hasłem „Zmienność słowników a porównywanie danych w czasie”. Na dzień pobrania danych z systemu (13.08.2020) w bazie znajdowało się 2601 użytkowników z kategorii uczniowie/absolwenci techników, którzy korzystali jedynie z języka biznesowego. Z tego samego okresu pobrano dane z ofert pracy (w tym ofert praktyk i staży), opracowanych we współpracy z przedsiębiorstwami. Analizie poddano łącznie 369 ofert. Zestaw danych obejmujący okres ponad dwóch lat jest bogatym zbiorem, pozwalającym na wiele analiz statystycznych.

W rozdziale szóstym, w którym zaprezentowano wyniki dwóch badań podobieństwa powiatów ze względu na umiejętności społeczne oraz inne wybrane atrybuty uczniów techników, wykorzystano dane o uczniach techników z okresów: 01.01.2013 – 30.06.2015 (dotyczące kompetencji społecznych) oraz 01.11.2016 – 30.06.2017 (dotyczące wybranych atrybutów uczniów, traktowanych jako charakterystyki powiatów, w których zlokalizowane były szkoły tych uczniów). Dane te opisano szczegółowo w podrozdziale 6.3.1. Badania te zostały zrealizowane w 2017 roku, na wewnętrzne potrzeby w projekcie, ale dotychczas nie były publikowane.

W rozdziale siódmym poświęconym wyodrębnianiu jednorodnych grup umiejętności w wybranym zawodzie uwzględniono dane z okresu od 04.10.2017 – 29.07.2021. Dotyczyły one wymagań kompetencyjnych formułowanych w opisach wybranych stanowisk pracy dla absolwentów kształcących się w zawodzie technik ekonomista i studentów oraz absolwentów kierunków ekonomicznych. Okres ten wybrano, aby zapewnić możliwie duży zakres danych i opisów stanowisk dla wybranej do analizy wąskiej grupy kandydatów do pracy. Choć wybrane modele są opracowywane od 04.10.2017,

to zapewniana jest ich aktualność przez coroczną weryfikację potrzeb pracodawców opisanych w modelach.

W rozdziale ósmym wykorzystano duży zbiór danych z lat 2013–2015 z charakterystykami kompetencyjnymi blisko 20 tys. uczniów techników z kilkudziesięciu zawodów oraz zapotrzebowaniem na kompetencje blisko 1200 przedsiębiorstw opisanych za pomocą 20 tys. umiejętności. Dla ułatwienia analizy wyodrębniono dane dotyczące techników informatyków. Wybór zawodu został podyktowany dwoma kryteriami. Pierwsze kryterium dotyczyło rodzaju kompetencji, na które jest wysokie zapotrzebowanie, a drugie związane było z liczebnością próby.

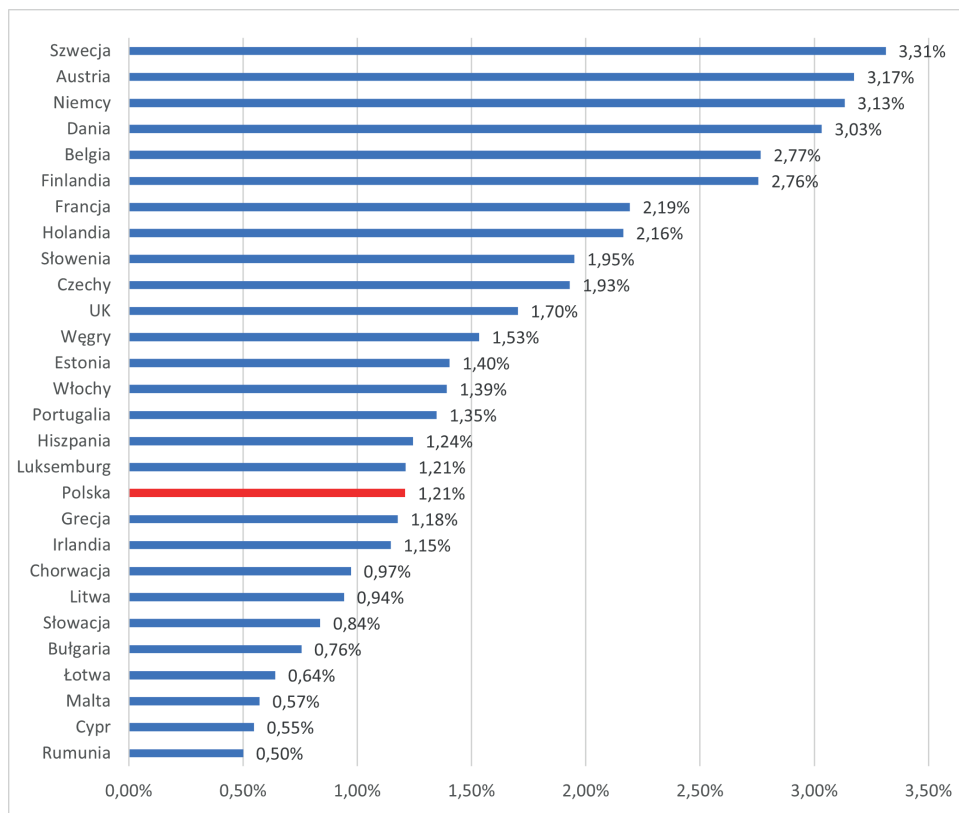
Wszystkie dane osobowe na potrzeby prowadzonych badań zostały poddane anonimizacji poprzez nieodwracalne pozbawienie danych cech identyfikacyjnych.

2.3. Wyzwania związane z danymi

2.3.1. Wyzwania związane z pozyskiwaniem danych w badaniach naukowych

Cele społeczne a cele badacza. Badacz często przygotowuje plan badań, wzorcową procedurę badawczą i chce pozyskać jak najwięcej szczegółowych danych, aby mieć materiał do analiz, które mógłby prowadzić w wielu aspektach i przekrojach. Jeśli chodzi o kompetencje na rynku pracy, w tym w organizacjach, sprawa wydaje się prosta. Wystarczy o te dane wszystkich poprosić. Duże, zwłaszcza globalne firmy, nie mają z pozyskaniem danych istotnych problemów. Wiele z nich w sposób jawny śledzi swoich klientów lub użytkowników. Zasady te publikowane są na stronach tych firm (zob. np. strona Facebooka: <https://www.facebook.com/privacy/explanation>), a klient lub użytkownik musi potwierdzić, że zgadza się z zasadami ustalonymi przez firmy.

W innej sytuacji są badacze np. z krajów o stosunkowo małych budżetach na badania naukowe, np. takich jak Polska. Na rysunku 2.1 porównano poziomy nakładów na działalność badawczą i rozwojową jako odsetek PKB w krajach Unii Europejskiej w roku 2018. Te budżety mogą przekładać się na skalę i jakość badań.



Rysunek 2.1.

Poziomy nakładów na działalność badawczą i rozwojową jako odsetek PKB
w krajach Unii Europejskiej w roku 2018

Źródło: opracowanie własne na podstawie danych The UNESCO Institute for Statistics (UIS)

Rysunek 2.1 pokazuje, że występują znaczne różnice w UE między budżetami na działalność badawczą i rozwojową w krajach Europy. W 2018 roku Polska zajmowała pod tym względem 18. miejsce spośród 28 krajów UE. Jednak dla odpowiedniego odniesienia ważne jest również porównanie nakładów na działalność B+R, przypadających na badacza i mieszkańca danego kraju. Dane przedstawiono w tabeli 2.1.

Tabela 2.1.

Nakłady krajowe brutto na działalność badawczą i rozwojową
w krajach Unii Europejskiej w roku 2018

Kraj	Nakłady krajowe brutto na działalność badawczą i rozwojową			
	% PKB	tys. PPP\$	tys. PPP\$ na pracownika B+R (EPC ¹)	PPP\$ na mieszkańca
Szwecja	3,31	18117085,36	241,08	1816,86
Austria	3,17	15962535,13	313,14	1795,28
Niemcy	3,13	141433504,60	326,46	1701,47
Dania	3,03	10054210,49	216,70	1747,91
Belgia	2,77	16513336,43	286,30	1438,17
Finlandia	2,76	7504359,54	198,05	1358,85
Francja	2,19	68440898,84	223,33	1053,09
Holandia	2,16	21463053,31	224,48	1258,12
Słowenia	1,95	1567372,14	155,39	754,33
Czechy	1,93	8286917,93	201,15	776,97
UK	1,70	53137811,65	171,93	791,43
Węgry	1,53	4733514,48	150,60	487,61
Estonia	1,40	675022,06	135,87	510,25
Włochy	1,39	36006510,90	257,46	593,90
Portugalia	1,35	4758849,81	102,26	464,00
Hiszpania	1,24	23552882,89	168,09	504,42
Luksemburg	1,21	859999,95	288,01	1423,26
Polska	1,21	14622024,89	124,14	385,59
Grecja	1,18	3835586,24	104,67	364,52
Irlandia	1,15	4713043,52	186,54	978,08
Chorwacja	0,97	1113997,44	139,51	268,02
Litwa	0,94	945434,79	105,78	337,50
Słowacja	0,84	1486941,32	91,02	272,68
Bułgaria	0,76	1199781,61	72,62	170,14
Łotwa	0,64	378458,36	109,51	196,25
Malta	0,57	120835,43	141,33	275,10
Cypr	0,55	189408,83	172,19	216,25
Rumunia	0,50	2848697,12	165,50	146,04

1 PPP\$ (dolar międzynarodowy) ~ 1,74 zł w 2018 roku

Źródło: opracowanie własne na podstawie danych The UNESCO Institute for Statistics (UIS)

1 Ekwiwalent pełnego czasu pracy (odpowiada jednej osobie pracującej na pełen etat przez rok).

W Polsce w 2018 roku przeznaczono 124,14 tys. PPP\$ na jednego pracownika w działalności B+R. Pod tym względem nasz kraj zajmował 22. miejsce w Unii Europejskiej.

Każdy ośrodek badawczy potrzebuje adekwatnych danych dla rozwiązania postawionego problemu badawczego i jak najbardziej zaawansowanych technik oraz technologii, aby wydobyć ze zgromadzonych danych informacje i wiedzę. Posiadacze danych źródłowych, klienci, użytkownicy systemów IT itp. nie zawsze chętnie biorą udział w dzieleniu się nimi.

W przypadku małych funduszy na badania, rekomendowanym rozwiązaniem jest podejmowanie działań badawczych jako uzupełniających w stosunku do głównych aktywności na rzecz społeczeństwa, społeczności, klientów. W takiej sytuacji często tematy badawcze trzeba dostosowywać do możliwości pozyskania danych.

Badacz musi liczyć się np. z tym, że konieczność przekazania dużej ilości danych przez użytkownika systemu IT będzie wiązała się z długim czasem wypełniania formularzy, co zniechęci użytkownika do korzystania z systemu. Taka sytuacja miała miejsce m.in. w przypadku pozyskiwania danych do badań o kompetencjach w *system.zawodowcy.org*. System pod pierwotną nazwą „Wielkopolski system doradztwa edukacyjno-zawodowego” był bardzo dobrze przygotowany na potrzeby prowadzenia badań, ale wymagał od użytkowników (uczniów techników) wprowadzania dużej ilości danych. Do czasu, kiedy ten proces nadzorowali nauczyciele w szkołach, zbieranie danych było ułatwione (lata 2012–2015). Po zmianach w finansowaniu projektów, w których system jest utrzymywany i rozwijany, nauczyciele przestali uczestniczyć w procesie i konieczna była zmiana metody komunikacji z użytkownikami, m.in. poprzez uproszczenie funkcjonalności systemu, np. zmniejszenie wymagań dotyczących wprowadzania danych, co istotnie wpłynęło na ich zakres (od 2016 roku).

Kolejne wyzwanie wystąpiło we wspomnianym systemie w zakresie wprowadzania danych przez pracodawców, którzy określają, jakich kompetencji, w szczególności umiejętności, potrzebują na stanowiskach pracy. Czynią to m.in. przez zamieszczanie w systemie ofert pracy, praktyk i staży. System został zaprojektowany tak, żeby pracodawcy, korzystając ze słownika kompetencji, mogli w systemie przygotowywać i zarządzać ofertami. Uwzględniając sposób funkcjonowania działów HR w firmach, zorganizowano proces w taki sposób, aby oferty nadsyłane

przez pracodawców były wprowadzane do systemu przez jego administratorów. Takie rozwiązanie jednak również miało wady, ponieważ szczegółowość oferty była uboższa niż w sytuacji, gdy pracodawcy sami wprowadzali dane do systemu na podstawie zestandaryzowanego słownika.

Konieczność dostosowania się badacza do sposobów funkcjonowania otoczenia społecznego prowadzi czasami do dużych kompromisów, które mogą wpłynąć na zakres, a czasami nawet na kierunek badań.

Ulokowanie platformy w strukturze instytucji publicznej. Rozwój i utrzymanie produktu przez instytucję finansów publicznych ma wiele zalet, ale też stwarza sporo wyzwań. Zaletą jest np. możliwość wystąpienia o środki unijne i publiczne oraz znaczne bezpieczeństwo wydatkowania tych środków ze względu na obowiązujące w tego typu instytucjach złożone i dlatego przejrzyste, a tym samym bezpieczne, procedury wydatkowania środków. Wspomniana złożoność procedur stanowi źródło wielu wyzwań. Głównym wyzwaniem jest dokonywanie zakupów, np. usług IT, z zachowaniem procedur przetargowych. W przypadku zakupu sprzętu często dość precyzyjnie można opisać przedmiot zamówienia, choć nie jest to wcale takie łatwe, zwłaszcza że kolejne zmiany przepisów prawa zamówień publicznych (PZP) na przestrzeni lat wprowadzają coraz większe trudności w zakresie zarówno zakupu, jak i sprzedaży sprzętu. Początkowo *system.zawodowcy.org* był programowany i utrzymywany przez firmy zewnętrzne, jednak specyfika realizacji projektów informatycznych, a takim jest wykonanie, a dalej utrzymanie i rozwój platformy IT, kłóci się ze specyfiką wykonywania usług zakupionych w wyniku przetargów. Wieloletnie doświadczenie zespołu odpowiadającego za merytoryczne działania związane z *system.zawodowcy.org*, uzupełnione wiedzą z obszaru nowoczesnych metod zarządzania projektami IT, wskazują, że procedury przetargowe istotnie ograniczają możliwość rozwoju systemów informatycznych, które wykonuje i rozwija firma zewnętrzna. Eliminują niezbędną dla rozwoju produktów IT zwinność, elastyczność i innowacyjność. Dodatkowo w związku z okresową koniecznością ponawiania przetargów (ograniczony okres świadczenia usługi, kolejne projekty zapewniające finansowanie systemu) procedury przetargowe nie gwarantują stabilności współpracy ze sprawdzonymi partnerami, co działa demotywująco na partnerów w zakresie dzielenia się wiedzą i zaangażowania, zwłaszcza w końcowej fazie świadczenia usługi. Finansowanie

usług IT w ramach procedur przetargowych sprawdzało się w przypadku *system.zawodowcy.org* na dwóch pierwszych etapach jego rozwoju: projektowania z testowaniem i wdrożenia. Rozwój systemu wymagał zachowania dużej elastyczności, stąd w 2017 roku podjęto decyzję o utworzeniu zespołu IT w strukturze organizacyjnej projektu. Takie rozwiązanie daje duże możliwości zastosowania zwinnych metod zarządzania projektem informatycznym.

Specyfika projektów finansowanych ze środków unijnych. Wieloletnie projekty, których finansowanie odbywa się ze środków UE, należy dostosowywać do zmian warunków ich realizacji. Zmiany mogą następować np. w wytycznych realizacji projektów, zwłaszcza między kolejnymi programami finansowania przedsięwzięć na rzecz rozwoju kapitału ludzkiego. W projektach, w szczególności o dużych budżetach, w które zaangażowane jako partnerzy są instytucje finansów publicznych, należy liczyć się z długimi okresami przygotowania, wdrażania i oczekiwania na zatwierdzenie zmian. Zmiany wdrażane są w trybie ciągłym, a z doświadczenia autorów niniejszej monografii – realizatorów kilku wielomilionowych projektów wynika, że trwają od trzech do ośmiu miesięcy, co przede wszystkim jest skutkiem złożonych procedur w instytucjach publicznych, w tym wieloetapowego zatwierdzania zmian. Planowane, istotne z punktu widzenia projektu zmiany, należy więc zgłaszać z wielomiesięcznym wyprzedzeniem.

Zmienność zasad funkcjonowania platformy. W przypadku, kiedy badania są realizowane jako funkcja towarzysząca innym głównym funkcjom platformy wspomagającej komunikowanie się kandydatów z pracodawcami, ich prowadzenie jest możliwe w długim okresie, kiedy procesy badawcze są podporządkowane oczekiwaniom społecznym. Spełnianie tych oczekiwań warunkuje utrzymanie funkcjonowania platformy *system.zawodowcy.org*, przynajmniej do czasu jej komercjalizacji. Często jednak działania prospołeczne nie mają potencjału biznesowego. W momencie pisania niniejszej monografii *system.zawodowcy.org* funkcjonuje już 11 lat i był w tym czasie wielokrotnie dostosowywany do zmian wymagań otoczenia, w tym zmian:

- oczekiwań interesariuszy,
- wytycznych finansowania projektów unijnych,
- aktów prawnych,
- w zakresie postępu technologicznego,

- uwarunkowań organizacyjnych funkcjonowania podmiotu utrzymującego i rozwijającego platformę (Politechnika Poznańska).

Te wszystkie zmiany wpływały i będą wpływać na zmiany w działaniu platformy, co z kolei wywiera wpływ na zakres i spójność danych w czasie, a tym samym wprowadza zawirowania, ograniczenia, ale i nowe możliwości w pozyskiwaniu danych oraz w zakresie prowadzenia i rozwoju badań.

2.3.2. Wyzwania związane z analizą zebranych danych

Niekompletność i ograniczona rzetelność danych o użytkownikach systemu. Jest to ważna przesłanka wpływająca na konieczność dostosowywania procesów badawczych do sposobów zachowania się użytkowników systemów IT. Zostawiając np. dowolność wypełnienia niektórych pól w kwestionariuszach, badacz wyraża zgodę na ich potencjalny brak, jednak zakłada, że przynajmniej część użytkowników je uzupełni. Takie rozwiązanie może uniemożliwić przeprowadzenie wielu analiz ilościowych, jednak może okazać się wystarczające, aby rzucić światło na niektóre problemy. Przykładem danych, które użytkownicy podają dobrowolnie, może być wynagrodzenie na stanowisku (którego pracodawca nie musi ujawniać), czy też uzyskane certyfikaty w profilu kandydata. Istniejące ograniczenia można zobrazować na podstawie tabeli 2.2.

Tabela 2.2.

Przykładowe zestawienie danych o atrybutach $a_1 - a_6$ posiadanych przez użytkowników $U_1 - U_5$ w systemie IT

Użytkownicy	Atrybuty (cechy) użytkowników systemu IT					
	a_1^*	a_2^*	a_3	a_4	a_5	a_6
U_1	1	1	1	1	1	
U_2	1	1		1	1	1
U_3	1	1			1	1
U_4	1	1				1
U_5	1	1	1			

UWAGA: * oznacza, że podanie danych w systemie jest wymagane

Źródło: opracowanie własne

Na podstawie danych z tabeli 2.2 trzeba stwierdzić, że użytkowników można porównać wyłącznie na podstawie danych wymaganych $\{a_1, a_2\}$. Dane o wszystkich pozostałych atrybutach są niekompletne i jeśli celem badania byłoby porównanie użytkowników z uwzględnieniem atrybutów ze zbioru $\{a_3, a_4, a_5, a_6\}$, nie można byłoby tego dokonać na całym ich zbiorze. Jedyne pełne porównania dotyczyłyby kompletności wypełniania danych lub częstości podawania danej informacji. Jednak nie byłyby możliwe badania podobieństwa kandydatów do pracy ze względu na posiadane umiejętności i/lub ich poziomy.

Niekompletność danych może wynikać z braku kontroli w procesie badawczym nad rzetelnym wypełnianiem danych przez użytkowników systemu IT. W badaniach, w których przeprowadza się wywiad z respondentem, ankieter moderuje jego przebieg i ma wpływ na sposób wypełnienia kwestionariusza wywiadu. Ankieta, np. internetową, można zbudować w taki sposób, żeby minimalizować błędy, nie dopuszczając, aby respondent przeszedł do kolejnego pytania, póki poprawnie nie wypełni poprzedniego. W systemie IT, gdzie priorytetem jest zadowolenie użytkownika, często nie można wprowadzać rygoru pełnego uzupełnienia, a dodatkowo z oczywistych względów badacz nie towarzyszy użytkownikowi w procesie korzystania z systemu, w czasie którego zostawia on dane.

W przypadku platformy *system.zawodowcy.org* duży pozytywny wpływ na rzetelność danych ma jego wykorzystywanie m.in. w ramach zajęć laboratoryjnych, w których uczestniczą uczniowie techników z dwóch najstarszych roczników, kształcący się w kilkunastu zawodach. Elementem zajęć w laboratoriach jest przybliżenie problematyki kompetencji i wymagań kompetencyjnych. W ramach tego bloku tematycznego system jest wykorzystywany jako narzędzie wspomagające i przy okazji tych zajęć uczniowie uczą się opracowywać osobiste profile kompetencyjne, czego rezultatem jest pozyskanie danych. Pomoc prowadzącego zajęcia w zakresie obsługi systemu i wyjaśnienie korzyści z opracowania profilu podnosi jakość danych. Te wysokiej jakości dane mieszają się jednak z danymi wprowadzanymi przez uczniów, którzy nie biorą udziału w zajęciach laboratoryjnych. Trzeba podkreślić, że prowadzący zajęcia również nie ma pełnego wpływu na skrupulatność w przygotowaniu przez

ucznia osobistego profilu kompetencyjnego. Może on skorzystać z pojemnego słownika umiejętności i od ucznia zależy dokładność opracowania profilu. Pojawia się również pytanie o szczerłość w samoocenie swoich umiejętności. Jednak zauważono, że w procesie samooceny większość uczniów ocenia się odpowiednio lub zaniża poziom swoich umiejętności, co jest weryfikowane obiektywizującymi testami, które uczniowie rozwiązują w czasie zajęć laboratoryjnych. Należy również zwrócić uwagę, że brak zaznaczenia danej umiejętności w systemie nie musi oznaczać, że kandydat do pracy jej nie posiada. Obszerny słownik cech i umiejętności, zawierający kilkaset pozycji, pomaga w precyzyjnym opisanu swoich kompetencji, jednak stanowi jednocześnie wadę w momencie, gdy użytkownik po raz pierwszy uzupełnia swój profil i staje przed kilkuset elementowym kwestionariuszem. Uzupełnienie listy wszystkich posiadanych umiejętności może być przez to utrudnione. Ponadto, co też zaobserwowano, spora część uczniów techników przywiązuje mniejszą wagę do oceny swoich kompetencji miękkich i nie informuje o ich posiadaniu.

Ze względu na dobrowolność wprowadzania niektórych danych do systemu zaobserwowano, że w *system.zawodowcy.org* część użytkowników nie wprowadza danych o miejscu zamieszkania, co ogranicza wszelkiego rodzaju analizy geolokalizacyjne. Uczeń podaje jednak szkołę, w której się kształci. W analizach na poziomie powiatu zakłada się, że zazwyczaj uczniowie wybierają szkołę średnią w pobliżu miejsca zamieszkania, stąd w większości dane na temat powiatu, w którym znajduje się szkoła, będą się pokrywać z powiatem zamieszkania.

W *system.zawodowcy.org* użytkownicy po rejestracji m.in. zakładają swój osobisty profil kompetencyjny, który mogą aktualizować. Aktualizacji nie wykonują jednak na bieżąco, a jedynie w sytuacjach, kiedy aktywizują się na rynku pracy. Z tego powodu pojawia się problem aktualności danych. Uczeń, który rejestrował się kilka lat temu, najprawdopodobniej jest już absolwentem lub studentem i ma już inne umiejętności. Ponadto część użytkowników po jakimś czasie od zarejestrowania się w systemie przestaje być aktywna, czyli przestaje korzystać z produktu. Użytkownicy nie mają przy tym obowiązku zgłaszania zamiaru odejścia z platformy. Problemy z aktualnością danych utrudniają prowadzenie analizy zmian w czasie.

Zmienność słowników a porównywanie danych w czasie. Kandydaci i pracodawcy korzystają ze wspólnego słownika zawierającego nazwy umiejętności, wiedzy i postaw. W latach 2012–2017 w *system.zawodowcy.org* używano słownika, w którym nazwy te pochodziły z podstawy programowej kształcenia zawodowego, ustanowionej zgodnie z *Rozporządzeniem Ministra Edukacji Narodowej z dnia 7 lutego 2012 roku w sprawie podstawy programowej kształcenia w zawodach* (Dz.U. 2012 poz. 184). Zaktualizowano je w ramach *Rozporządzenia Ministra Edukacji Narodowej z dnia 16 maja 2019 roku w sprawie podstaw programowych kształcenia w zawodach szkolnictwa branżowego oraz dodatkowych umiejętności zawodowych w zakresie wybranych zawodów szkolnictwa branżowego* (Dz.U. 2019 poz. 991). W praktyce, gdy jednym z celów jest włączanie pracodawców w podnoszenie jakości kształcenia zawodowego, język ten sprawiał wiele problemów, gdyż nie był on do końca rozumiały, a stąd akceptowany przez pracodawców, a dodatkowo przez uczniów. Dlatego zdecydowano się na zastąpienie tego słownika słownikiem opracowywanym na podstawie języka pracodawców, nazwanym językiem biznesowym. Zmiana była wprowadzana stopniowo. Zanim nowy słownik został rozbudowany, pierwotny musiał jeszcze funkcjonować, dlatego w latach 2017–2018 występował okres przejściowy.

Proces zmiany języków stosowanych w systemie przedstawiono szczegółowo w tabeli 2.3.

Problemy w stosowaniu języków w opisie kompetencji zostały zaprezentowane szerzej przez Szafrąńskiego (2017a) oraz Szafrąńskiego i innych i in. (2017b).

Tabela 2.3.

Proces zmiany języka podstawy programowej na język biznesowy w platformie komunikacji między pracodawcami a kandydatami do pracy *system.zawodowcy.org*

Data	Wydarzenie	Okres obowiązywania języka w ofertach	Okres obowiązywania języka w profilach osobistych kandydatów
19.04.2012	pierwsza oferta w języku podstawy programowej	okres języka podstawy programowej	okres języka podstawy programowej
01.07.2017	oferty wzorcowe w języku biznesowym		
28.09.2017	ostatnia oferta w języku podstawy programowej przed wdrożeniem języka biznesowego		
29.09.2017	pierwsza oferta w języku biznesowym	okres przejściowy	okres przejściowy
25.02.2018	ostatni użytkownik z profilem osobistych kompetencji opracowanym w języku podstawy programowej przed pojawieniem języka biznesowego		
01.03.2018	pierwszy użytkownik z profilem osobistych kompetencji opracowanych w języku biznesowym		
04.12.2018	ostatnia oferta w języku podstawy programowej	okres języka biznesowego	okres języka biznesowego
05.12.2018	dzień, od którego pojawiały się już tylko oferty sporządzone w języku biznesowym		
22.10.2019	zakończenie stosowania języka podstawy programowej w profilach kandydatów		
13.08.2020	dzień pobrania danych do analizy		

Źródło: opracowanie własne

Zbyt małe liczebności prób mimo dużej ilości zgromadzonych danych.

Duża ilość zgromadzonych danych nie zawsze zapewnia rozwiązanie konkretnego problemu badawczego. W *system.zawodowcy.org* jest np. wystarczająca ilość danych, żeby różne analizy prowadzić w odniesieniu do województwa wielkopolskiego, ale często jest niewystarczająca, żeby zejść z badaniami na poziom powiatów czy miast. W tabeli 2.4 zaprezentowano, ile powinna wynosić minimalna liczebność próby w populacjach o różnej wielkości, aby osiągnąć dokładność szacunków na określonym poziomie. Do obliczeń użyto wzoru na wielkość próby dla szacowania odsetka w populacji, która jest skończona (Daniel, 2008, s. 192):

$$n = \frac{Nz^2f(f-1)}{d^2(N-1) + z^2f(1-f)}, \quad (2.1)$$

gdzie:

N – wielkość populacji,

d – dopuszczalny błąd szacunku,

f – szacowany odsetek w populacji uzyskany w próbie wstępnej (jeżeli jest nieznan, należy przyjąć 0,5),

z – kwantyl rozkładu normalnego dla przyjętego poziomu istotności (najczęściej $\alpha=0,05$, wówczas $z=1,96$).

Tabela 2.4.

Dobór wielkości próby przy założeniu, że $f=0,5$

Wielkość populacji N	Minimalna liczebność próby dla $d=1\%$	Minimalna liczebność próby dla $d=5\%$	Minimalna liczebność próby dla $d=10\%$
100	99	80	49
200	196	132	65
300	291	169	73
400	384	196	78
500	475	217	81
600	565	234	83
700	653	248	85
800	739	260	86
900	823	269	87

Tabela 2.4. (c.d.)
Dobór wielkości próby przy założeniu, że $f=0,5$

Wielkość populacji N	Minimalna liczebność próby dla $d=1\%$	Minimalna liczebność próby dla $d=5\%$	Minimalna liczebność próby dla $d=10\%$
1 000	906	278	88
1 100	987	285	88
1 200	1067	291	89
1 300	1145	297	89
1 400	1222	302	90
1 500	1297	306	90
1 600	1372	310	91
1 700	1444	313	91
1 800	1516	317	91
1 900	1586	320	91
2 000	1655	322	92
2 500	1984	333	93
3 000	2286	341	93
4 000	2824	351	94
5 000	3288	357	94
10 000	4899	370	95
15 000	5855	375	95
20 000	6488	377	96
30 000	7275	379	96
40 000	7744	381	96
50 000	8056	381	96
60 000	8279	382	96
70 000	8445	382	96
80 000	8574	382	96
90 000	8678	383	96
100 000	8762	383	96
3 500 000	9577	384	96

Źródło: opracowanie własne

Przykładowo, jeśli populacja badanych uczniów i absolwentów szukających pracy w danym województwie wyniesie 20 tys., to aby błąd szacunku nie przekroczył 1% z prawdopodobieństwem 95%, do próby należy wylosować co najmniej 6448 osób. Zakładając, że w systemie zgromadzono opisy takiej liczby osób z kilkudziesięciu powiatów tego województwa, można przeprowadzić badania na poziomie całego regionu. Jeśli jednak w wybranym powiecie wszystkich uczniów lub absolwentów jest np. 800, a próbę dla całego województwa zasila z tego powiatu jedynie 15 uczniów lub absolwentów, to analogiczne jak dla województwa, badania trudno będzie wykonać na podstawie danych dla wybranego powiatu. Żeby osiągnąć wynik badań o podobnej jakości jak dla województwa, konieczne byłoby zapewnienie w konkretnym powiecie próby o liczebności 260 osób. Gdyby więc badacz chciał przejść z poziomu województwa na poziom powiatów, to musiałby zebrać dużo więcej danych lub pogodzić się z dużym błędem szacunku, który mógłby wykluczyć podejmowanie decyzji na podstawie wyników tych badań.

Problem konieczności spełnienia założeń stosowanych metod statystycznych. Poza problemem reprezentatywności próby pojawiają się również ograniczenia ze strony metod statystycznych. Przykładowo, istnieje wiele metod służących do badania różnic między grupami, jednak aby wybrać odpowiednią, należy uprzednio sprawdzić, czy dane spełniają określone założenia. Taką przeszkodę napotkano podczas badań, których wyniki opisano w rozdziale trzecim, gdy okazało się, że wiele metod parametrycznych nie może zostać zastosowanych. Powodem był brak rozkładu normalnego zmiennych i jednorodności (homogeniczności) wariancji w porównywanych grupach. W związku z tym zastosowano metody nieparametryczne: test Manna-Whitneya dla porównań między dwiema grupami oraz test Kruskala-Wallisa dla porównań między trzema grupami lub więcej. Innym często pojawiającym się założeniem jest minimalna liczebność grup. W rozdziale czwartym podjęto próbę zbadania, czy kształcenie w określonym zawodzie ma wpływ na poziom kompetencji cyfrowych. W zastosowanym teście badana zbiorowość dzielona jest na grupy ze względu na dwie zmienne: zawód oraz posiadanie określonej kompetencji. Test ten wymaga, aby w każdej z tak utworzonych podgrup liczebność próby wynosiła co najmniej pięć elementów. W związku z niespełnieniem tego założenia, aby uzyskać wymagane

liczebności, konieczne było zgrupowanie uczniów w ramach obszarów kształcenia, które wymienione zostały w *Rozporządzeniu Ministra Edukacji Narodowej z dnia 23 grudnia 2011 roku w sprawie klasyfikacji zawodów szkolnictwa zawodowego* (Dz.U. 2012 poz. 7).

Przy wyborze metody statystycznej należy także uwzględnić skalę, jaka była wykorzystywana w procesie pomiaru. Inne metody powinny być używane np. w badaniu korelacji między danymi o skali porządkowej, a inne podczas sprawdzania zależności między zmiennymi o skali ilorazowej. W rozdziale piątym analiza była oparta na zmiennych porządkowych, co wykluczyło możliwość zastosowania współczynnika korelacji Pearsona, w zamian zaproponowano użycie współczynnika korelacji Spearmana lub tau-B Kendalla.

Złożoność obliczeń. W dużych zbiorach danych znaczna liczba wierszy i kolumn w tabelach z danymi sprawia, że bardzo utrudnione, a czasami niemożliwe, jest analizowanie zmiennych bez użycia zaawansowanych narzędzi statystycznych. W związku z tym autorzy polecają używanie oprogramowania statystycznego, np. R czy Python, które nie tylko pozwala na szybkie i efektywne wykonanie obliczeń, ale przede wszystkim umożliwia szybkie powtórzenie całej analizy dla nowego zestawu danych. Dzięki temu badacz może zaoszczędzić dużo czasu związanego z monotonnym powtarzaniem poszczególnych kroków obliczeń po zmianie zestawu danych. Konieczność powtórzenia obliczeń może wystąpić, np. gdy badacz zmieni okoliczności badania, np. w przypadku zauważenia usterek w danych, które często wychodzą na jaw dopiero na etapie obliczeń.

Błędy w danych obserwowane dopiero na etapie obliczeń. Wiele nieprawidłowości w danych może pozostać niezauważonych przed wykonaniem obliczeń. Informują nas o nich nietypowe wyniki. Powodem np. bardzo wysokich korelacji między danymi, które intuicyjnie nie mają ze sobą związku, może być duża liczba zer w obu seriach, a nie realny związek między zmiennymi. Przykładem takich cech jest wymaganie znajomości języka hiszpańskiego i umiejętności projektowania w środowisku Autodesk Inventor. Wysoka korelacja między nimi wystąpiła, choć obie umiejętności pojawiły się jednocześnie tylko w jednej ze zbioru wszystkich ofert zgromadzonych w *system.zawodowcy.org*. W wyjaśnieniu nietypowych wyników pomaga wizualizacja danych. Wykonanie wykresu punktowego między badanymi zmiennymi jest szybką i efektywną metodą, aby

wykryć obserwacje nietypowe. Z tym problemem spotkano się podczas prac nad rozdziałem piątym, gdzie podjęto próbę znalezienia korelacji między poziomami wymaganych umiejętności.

Ograniczone możliwości wykorzystania narzędzi IT, wspomagających obliczenia. Na rynku dostępnych jest wiele pakietów statystycznych, które przyspieszają obliczenia. Dobór odpowiedniego należy rozpatrzyć ze względu na jego funkcjonalność i dostępność. Pakiet Analiza Danych w MS Excel pozwala na szybkie użycie podstawowych metod, jednak istnieją programy o znacznie szerszym zakresie funkcji. Znany i szeroko stosowanym komercyjnym programem jest Statistica. Posiada łatwy w użyciu interfejs graficzny, który nie wymaga od użytkownika znajomości komend ani doświadczenia w pisaniu skryptów, aby przeprowadzać analizy. Popularnym darmowym narzędziem wspomagającym badania statystyczne jest język oprogramowania R. Jest to środowisko Open Source z szerokim wyborem bibliotek. Jego dużą zaletą jest możliwość elastycznego i szybkiego przetwarzania danych za pomocą skryptów napisanych przez użytkownika. Poniat (2014) nazywa go groźną konkurencją dla płatnych aplikacji. Jego przewagą jest szybki proces tworzenia nowych pakietów, które nieustannie powiększają możliwości jego zastosowania. Mówi się o programie R, że utrudnia rzeczy proste, a ułatwia trudne (TechVidvan, 2021), bowiem wykonanie prostych obliczeń, ze względu na konieczność samodzielnego napisania skryptu, bywa niekiedy bardziej czasochłonne niż wykonanie tych samych operacji w arkuszu kalkulacyjnym. Jednak zdecydowanie przyspiesza bardziej skomplikowane i złożone procesy.

Pracując w różnych środowiskach, zawsze warto raportować, jaki program został użyty, ponieważ czasami wyniki mogą różnić się między nimi, ze względu na sposób implementacji metody lub dobór domyślnych parametrów.

2.4. Podsumowanie

W rozdziale przeprowadzono analizę wybranych wyzwań pojawiających się w trakcie badań, zwłaszcza z wykorzystaniem dużych zbiorów danych. Analizę oparto na doświadczeniach z badań prowadzonych w latach 2012–2021 z wykorzystaniem danych pochodzących z projektów: *Czas zawodowców – wielkopolskie kształcenie zawodowe*, *Czas zawodowców BIS – zawodowa Wielkopolska*.

Celem podstawowym przeprowadzonych analiz było podsumowanie dotychczasowych doświadczeń badawczych i przybliżenie uwarunkowań prowadzenia badań, których wyniki zaprezentowano w kolejnych rozdziałach niniejszej monografii. Do analizy danych i wizualizacji wyników wykorzystywano różnorodne narzędzia: MS Excel, oprogramowanie R, Python oraz środowisko Matlab.

Zebrane wyniki analiz mogą uzupełnić zbiór doświadczeń innych badaczy, pogłębiając rozumienie skali wyzwań pojawiających się w implementacji metod badawczych, zwłaszcza statystycznych, w badaniach, które towarzyszą rzeczywistym zjawiskom gospodarczo-educacyjnym.

Niezależnie od prezentowanych w rozdziale przykładów radzenia sobie z różnymi wyzwaniami, warto podkreślić, że doskonalenie wyników badań może zostać osiągnięte poprzez uświadamianie otoczeniu społeczno-gospodarczemu korzyści z wykorzystania tych wyników. Wsparcie badaczy przez podmioty otoczenia społeczno-gospodarczego w zakresie gromadzenia danych może przyspieszyć formułowanie dokładnych wniosków na potrzeby podejmowania decyzji w przedsiębiorstwach, podmiotach systemu oświaty i jednostkach samorządowych.

Bibliografia

1. Daniel, W.W. (2008), *Biostatistics: A Foundation for Analysis in the Health Sciences*, 9th Edition.
2. Glinka, B., Czakon W. (2021), *Podstawy badań jakościowych*, PWE, Warszawa.
3. *Podstawy metodologii badań w naukach o zarządzaniu* (2015), Czakon, W. (red.), Oficyna Wolters Kluwer Business, Warszawa.
4. Poniat, R. (2014), *O wykorzystaniu wykresów pudełkowych do prezentacji danych demograficznych i o pożytku z użycia środowiska R z pakietem ggplot2*, „Przeszłość Demograficzna Polski”, t. 34, s. 103–120.
5. *Rozporządzenia Ministra Edukacji Narodowej z dnia 23 grudnia 2011 r. w sprawie klasyfikacji zawodów szkolnictwa zawodowego* (Dz.U. 2012 poz. 7).
6. *Rozporządzenie Ministra Edukacji Narodowej z dnia 16 maja 2019 r. w sprawie podstaw programowych kształcenia w zawodach szkolnictwa branżowego oraz dodatkowych umiejętności zawodowych w zakresie wybranych zawodów szkolnictwa branżowego* (Dz.U. poz. 991).
7. *Rozporządzenie Ministra Edukacji Narodowej z dnia 7 lutego 2012 r. w sprawie podstawy programowej kształcenia w zawodach* (Dz.U. 2012 poz. 184).
8. Should you start learning R? Weigh the Pros and Cons of R programming? <https://techvidvan.com/tutorials/pros-and-cons-of-r/> (dostęp: 28.09.2021).
9. Sułkowski, Ł., Lenart-Gansiniec, R. (2021), *Epistemologia, metodologia i metody badań w naukach o zarządzaniu i jakości*, Wydawnictwo Społecznej Akademii Nauk, Łódź.
10. Szafrąński, M. (2017a), *Problem of language used to describe competences in the management of acceleration in the creation of knowledge resources in businesses*, „Procedia Engineering”, No. 182, s. 679–686.
11. Szafrąński, M., Bogurska-Matys, K., Goliński, M. (2017b), *Problems in communication between businesses and technical education system*, „Management and Production Engineering Review”, Vol. 8, No. 2, s. 9–18.
12. The UNESCO Institute for Statistics (UIS), <http://data.uis.unesco.org/> (dostęp: 28.09.2021).

3. DETERMINANTY ZAINTERESOWANIA OFERTAMI PRACY

Magdalena Graczyk-Kucharska, Tomasz Stachurski, Dorota Woźna

3.1. Wprowadzenie

Wykorzystanie danych i analiz na potrzeby wspomaganie decyzji w zarządzaniu zasobami ludzkimi i procesami pozyskiwania oraz utrzymywania pracowników na stanowiskach pracy to nadal aktualne wyzwanie przedsiębiorstw (Juchnowicz, 2019). Pracownicy poszukują najlepszych dla nich miejsc pracy, a pracodawcy najlepszych pracowników. Współczesny pracownik wykorzystujący wiedzę: jest samodzielny, mobilny, mniej pokorny, ma duży wybór różnych możliwości, dzięki czemu staje się silniejszy i bardziej pewny siebie na rynku pracy. Szuka nowego, własnego sensu życia, oczekuje szacunku i rozwoju osobistego (Robertson, Abbey, 2010, s. 237). Pracodawca z kolei, chcąc przyciągnąć nowego, utalentowanego pracownika, z jednej strony powinien określić jasne kryteria selekcji najlepszych kandydatów, z drugiej – nie zawyżać wymagań na stanowiskach pracy.

Zmiany na rynku pracy powodują, że pracodawcy borykają się z wieloma wyzwaniami dla zapewnienia odpowiednich zasobów kompetencyjnych pracowników niezbędnych do realizacji celów przedsiębiorstwa. Zjawiska światowe w makrootoczeniu oddziałują bezpośrednio lub pośrednio na zmiany w zarządzaniu, w tym na zarządzanie zasobami ludzkimi. Wśród determinant w skali makro, wpływających na ilość i treści ofert pracy, możemy wymienić m.in. kryzys finansowy, dekoniunkturę, recesję, bezrobocie, ubóstwo, przemiany polityczne, migrację ludności czy kryzys demograficzny (Jankowska, 2015, s. 29). Te zmienne bezpośrednio wpływają na popyt i podaż wymaganych kompetencji, liczby poszukiwanych kandydatów w przedsiębiorstwach czy kierunku wymaganych kompetencji w przyszłości, a przez to również formy i rodzaju ofert pracy. Determinanty makroekonomiczne to zmienne niezależne od przedsiębiorstwa, a pracownicy poszczególnych jednostek organizacyjnych nie mają bezpośredniego wpływu na ich oddziaływanie. Determinanty makrootoczenia mogą być neutralizowane poprzez działania w skali mikro. W ten sposób mogą skutecznie oddziaływać na zwiększenie liczby kandydatów lub ich odpowiednią selekcję.

Wśród tych determinant wymienić można m.in. miejsce zatrudnienia, formę zatrudnienia, możliwość świadczenia pracy na odległość, mobilność świadczących pracę, relacje z pracodawcą, dynamiczne i wszechstronne kompetencje, sposoby rekompensowania wkładu intelektualnego w pracę czy oryginalne praktyki podejścia do różnorodnych problemów organizacyjnych (Strzelczyk-Łucka, Dewalska-Opitek, 2019, s. 120). Każdy z nich powinien być wzięty pod uwagę i dopasowany do grupy docelowej określonej oferty pracy. W tym aspekcie ważne jest przygotowanie wymagań na dane stanowisko, lecz również wymagań grupy docelowej, która ma aplikować na publikowaną ofertę pracy.

We współczesnych realiach pracodawcy muszą się zmierzyć z różnymi oczekiwaniami potencjalnych kandydatów, zwłaszcza w aspekcie zróżnicowanych wymagań reprezentujących młode pokolenie (Kuczerska, Smolağ, 2018, s. 134). Zrozumienie wymagań kandydatów, ich oczekiwań wraz z opisem wymagań na stanowisku pracy pozwala na dopasowanie oferty i jej kryteriów do oczekiwań kandydatów, a przez to zwiększenie zasięgów oferty pracy i możliwość dotarcia do najlepszego kandydata.

Według kandydatów informacje, które powinny być zawarte w ofercie pracy, to obok wymagań kompetencyjnych przede wszystkim charakterystyka przedsiębiorstwa wraz z informacją o pozycji firmy na rynku. Dla kandydatów ważne są: atrakcyjność stanowiska, możliwość rozwoju kompetencji poprzez szkolenia z możliwością uzyskania certyfikatu końcowego, informacja o perspektywach awansu, odległość od miejsca zamieszkania, elastyczność godzin pracy czy dodatkowe benefity, w tym dostęp do urządzeń służbowych (Kuczerska, Smolağ, 2018, s. 142). Wysokość wynagrodzenia wskazana w ofercie pracy jest istotną determinantą, motywującą kandydatów do aplikowania, choć nie najbardziej istotna. Ważniejszą determinantą w przypadku ofert pracy jest oferowanie przez pracodawcę stabilnego zatrudnienia na podstawie umowy o pracę (Mikołajczyk-Szewczyk, Waligóra, 2019). Khalid i Tariq (2015) wskazują również, że pozytywny wizerunek pracodawcy na rynku pracy ułatwia proces rekrutacyjny. Silna marka i pozytywny odbiór pracodawcy wpływają pozytywnie na wolę i intencje aplikowania na stanowiska publikowane jako oferty praktyk, stażu czy pracy. Z kolei dobre sprecyzowanie oczekiwań pracodawcy, wymagań fizycznych i poznawczych ostatecznie decydują o wyborze kandydata i wydajności jego pracy (Pandey, 2019).

Kandydaci z młodego pokolenia zwracają uwagę przede wszystkim na trzy kluczowe grupy determinant, które w przypadku ofert pracy wyróżniają się spośród wielu zmiennych. Należą do nich (Harris i in., 2017): charakterystyka miejsca pracy, korzyści stanowiskowe i charakterystyka czynności zawodowych. Najczęściej powiązane determinanty wpływające na aplikowanie do odpowiednich ofert wiążą się z kierunkiem kształcenia oraz ofertą pracy, jak i z charakterystyką warunków pracy. Autorzy opracowania i in. (jw.) podkreślają również jednoznacznie, że kandydaci poszukujący pierwszej pracy po zakończeniu edukacji mają zestaw zróżnicowanych i unikalnych wymagań, biorąc pod uwagę również szereg determinant motywujących do wyboru pracy, o którą chcą się ubiegać.

Oferta pracy to miejsce, gdzie pracodawca również kształtuje swój wizerunek poza przedsiębiorstwem. Dlatego też należy dołożyć wszelkich starań, by oferta była nie tylko atrakcyjna dla kandydata, ale również starannie przygotowana zarówno pod względem treści, jak i elementów graficznych. Z badań wynika, że firmy nawet o świetnej reputacji, nastawione na realizację działań w obszarze społecznej odpowiedzialności biznesu (CSR) przyjmują zaskakująco niewielką korzyść ze swojego pozytywnego wizerunku, jeśli chodzi o przyciąganie kandydatów do pracy (Puncheva-Michelotti i in., 2018). Kumari i Saini (2018) wykazali, że atrakcyjność pracodawcy powiązana jest z możliwością rozwoju kariery, a ten z kolei na zamiar poszukiwania pracy przez kandydatów. Z powyższego wynika jednoznacznie, że atrakcyjność pracodawcy jest jedną z determinant przyciągających kandydatów do aplikowania.

W celu zwiększenia atrakcyjności pracodawcy zaleca się, aby menedżerowie ds. zasobów ludzkich rozważyli realizację kolejnych działań (Puncheva-Michelotti i in., 2018):

- zoptymalizowanie struktury internetowych ogłoszeń o pracę poprzez włączenie opisu charakterystyki firmy, w której można łatwo przedstawić informacje CSR,
- rozszerzenie zakresu opisu CSR w ogłoszeniach o pracę (praktykę, staż) o informacje na temat wpływu na środowisko naturalne oraz relacji ze społecznością,
- udzielanie informacji o możliwości zaangażowania pracowników w CSR,

- przyjęcie strategicznego podejścia w zakresie CSR do internetowych ogłoszeń o pracę.

Ogłoszenia o pracę i profile kandydatów to główne składowe procesu rekrutacji. Ze względu na to, że obecnie niemal wszystkie oferty pracy są dostępne online, z jednej strony stanowią kluczową determinantę nowej ery e-rekrutacji (Graczyk-Kucharska, 2020, s. 21), z drugiej strony stwarzają w prosty sposób nowe możliwości analiz, wnioskowania i doskonalenia procesu rekrutacyjnego. Kojarzenie odpowiednich umiejętności kandydata do pracy z surowymi danymi tekstowymi z ofert pracy jest coraz większym wyzwaniem. Badania naukowe w tym zakresie dopiero od niedawna zaczynają być prowadzone, głównie z wykorzystaniem statystycznej analizy danych wielowymiarowych, badania korelacji między umiejętnościami a zbiorem danych w ofertach pracy. Prace te mieszczą się w stosunkowo nowej dziedzinie dotyczącej eksploracji baz danych o zasobach ludzkich, ze szczególnym uwzględnieniem rozwoju oprogramowania wspomagającego gromadzenie i przetwarzanie tych danych (Papoutsoglou i in., 2017).

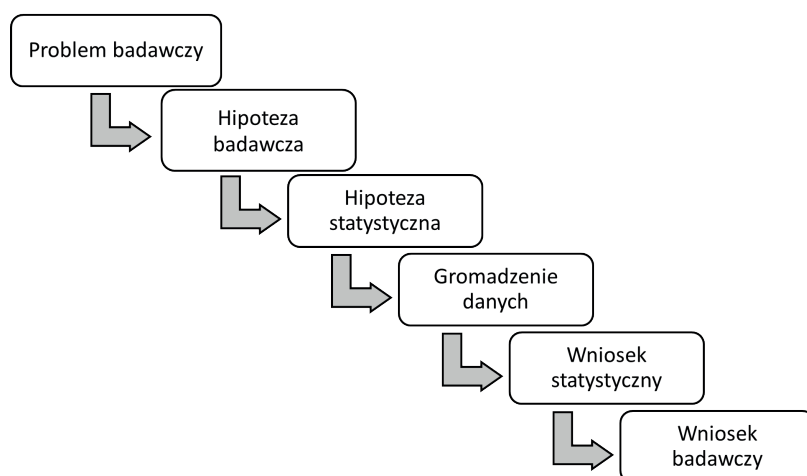
W dalszej części rozdziału wskazano metody pomiaru zainteresowania ofertami pracy ze względu na wybrane determinanty. Zweryfikowane zostaną hipotezy badawcze dotyczące relacji pomiędzy poziomem zainteresowania ofertami a wymaganym poziomem doświadczenia kandydata (stażysta lub specjalista). Kolejnymi determinantami poddanymi analizie wpływu na poziom zainteresowania ofertami będzie praca zmianowa oraz forma zatrudnienia i wielkość firmy. Do testowania hipotez badawczych wykorzystano wybrane testy nieparametryczne. Test Manna-Whitneya został zastosowany do analizy różnic między ofertami pracy wyodrębnionymi na podstawie determinanty przyjmującej dwie wartości. Drugą wykorzystaną metodą jest test Kruskala-Wallisa, który zastosowano w przypadku porównań przeprowadzanych między ofertami, które na podstawie badanej determinanty zostały podzielone na trzy lub większą liczbę grup. Zaletą podejścia nieparametrycznego jest brak konieczności spełnienia restrykcyjnych założeń dotyczących rozkładu badanej zmiennej, które przyjmowane są w klasycznych metodach wnioskowania statystycznego.

3.2. Metodologia

3.2.1. Idea wnioskowania statystycznego

W ostatnich latach obserwowany jest dynamiczny rozwój analityki w obszarze HR (KPMG, 2014). Przez analitykę HR należy rozumieć zastosowanie zaawansowanych technik statystycznych obejmujących m.in. analizę korelacji i regresji, metody klasyfikacji i redukcji wymiaru oraz **wnioskowanie statystyczne** w celu uzyskania sensownej interpretacji danych gromadzonych przez przedsiębiorstwo. Zastosowanie analityki HR pozwala na rozwiązywanie różnorodnych problemów decyzyjnych dotyczących domeny zarządzania zasobami ludzkimi w przedsiębiorstwie (Puri i Sengupta, 2018). W niniejszym rozdziale przedstawiono ideę wnioskowania statystycznego wraz z formalną procedurą jego przeprowadzania w przypadku porównywania dwóch lub więcej zbiorowości.

Pierwszym etapem procedury badawczej jest sformułowanie **problemu badawczego**, którego rozwiązanie przyniesie konkretną wartość biznesową. Na podstawie problemu badawczego formułowana jest hipoteza badawcza, czyli pewne przypuszczenie, którego zgodność (lub jego brak) z rzeczywistością będzie weryfikowana za pośrednictwem realizowanego procesu badawczego. Ogólny schemat procesu badawczego przedstawia rysunek 3.1.



Rysunek 3.1.

Etapy procesu badawczego

Źródło: opracowanie własne na podstawie: King, Minium (2020, s. 24–31); Krajewski (2020, s. 59–60)

Przykład pokazujący kolejne etapy procesu badawczego przedstawionego na rysunku 3.1 zawarto w załączniku 1.

3.2.2. Etapy wnioskowania statystycznego

Na podstawie sformułowanej **hipotezy badawczej** w pierwszym etapie procedury wnioskowania statystycznego formułowane są odpowiednie **hipotezy statystyczne**. Hipotezy statystyczne w przeciwieństwie do hipotez badawczych nie są bezpośrednio powiązane z rozważanym problemem badawczym, lecz dotyczą one pewnych charakterystyk liczbowych badanych zmiennych w **populacji**. Populacją nazywana jest zbiorowość statystyczna, np. wszyscy pracownicy firmy. Natomiast próbą jest część populacji, która bierze udział w badaniu. Do najczęściej badanych parametrów populacji należą miary takie jak średnia, mediana, odsetek, wariancja i odchylenie standardowe. Testy statystyczne mogą dotyczyć badania określonego parametru jednej populacji lub porównania dwóch (lub więcej) zbiorowości. W praktyce wartości parametru dla całej populacji nie są znane, a wnioskowanie odbywa się na podstawie danych z próby.

W procesie wnioskowania statystycznego formułowane są dwie hipotezy: **hipoteza zerowa** – bezpośrednio sprawdzana, którą oznacza się jako H_0 oraz **hipoteza alternatywna**, którą oznacza się symbolem H_1 . Hipoteza alternatywna jest hipotezą konkurencyjną do hipotezy H_0 w tym sensie, że w przypadku jej odrzucenia, przyjmuje się, że prawdziwą jest hipoteza H_1 .

Hipoteza zerowa w testach dla dwóch populacji jest przypuszczeniem o równości pewnego parametru w obu zbiorowościach. Hipoteza zerowa ma zatem postać równania o ogólnej postaci:

$$H_0: \theta_1 = \theta_2,$$

gdzie θ_1 symbolizuje tu wartość parametru zmiennej w pierwszej zbiorowości, a θ_2 to wartość parametru badanej zmiennej w drugiej z analizowanych zbiorowości.

Sposób konstrukcji hipotezy alternatywnej jest zależny od celu badania:

- jeśli celem badania jest stwierdzenie, czy wartości parametrów w pierwszej i drugiej populacji różnią się od siebie istotnie statystycznie, hipoteza alternatywna formułowana jest wprost jako zaprzeczenie hipotezy zerowej, co zapisywane jest następująco:

$$H_1: \theta_1 \neq \theta_2,$$

- jeśli celem badania jest stwierdzenie, że w jednej z badanych populacji wartość parametru jest większa (lub mniejsza) od parametru w drugiej populacji, wówczas należy sformułować hipotezę kierunkową, która przyjmuje jedną z dwóch poniższych postaci:

$$H_1: \theta_1 > \theta_2,$$

$$H_1: \theta_1 < \theta_2.$$

Testem istotności nazywana jest reguła postępowania, która na podstawie danych zebranych w próbie badawczej pozwala na podjęcie decyzji o odrzuceniu hipotezy zerowej lub o stwierdzeniu braku podstaw do jej odrzucenia. Jednak należy pamiętać, że brak podstaw do odrzucenia hipotezy zerowej nie jest równoznaczny z udowodnieniem jej prawdziwości. Można to porównać z zasadą domniemania niewinności (Wasilewska, 2015, s. 224). Gdy uzyska się wystarczająco mocne dowody, to oskarżony zostanie uznany za winnego. Jednak jeśli nie ma jednoznacznych dowodów, oskarżony pozostaje niewinny. Analogicznie przyjmuje się hipotezę zerową, gdy nie ma podstaw do jej odrzucenia.

Przeprowadzenie testu istotności wymaga ustalenia określonego **poziomu istotności** α . Jest to prawdopodobieństwo popełnienia błędu pierwszego rodzaju, tzn. odrzucenia hipotezy zerowej, mimo że jest ona prawdziwa. Jest to sytuacja, gdy „oskarżony zostaje skazany, pomimo iż jest niewinny”. W przypadku porównywania dwóch populacji błąd pierwszego rodzaju można nazwać „fałszywym odkryciem”, ponieważ odrzucenie hipotezy zerowej wiąże się z odrzuceniem równości pomiędzy grupami i tym samym wskazuje na odkrycie pewnej różnicy między nimi. W procesie weryfikacji hipotez statystycznych istnieje także możliwość popełnienia błędu drugiego rodzaju, czyli przyjęcia hipotezy zerowej, która jest fałszywa. Prawdopodobieństwo popełnienia błędu drugiego rodzaju oznaczane jest symbolem β .

Przy ustalonej liczebności próby zmniejszenie poziomu istotności α (czyli zmniejszenie ryzyka popełnienia błędu pierwszego rodzaju) pociąga za sobą zwiększenie ryzyka błędu drugiego rodzaju β . Stąd przy określaniu poziomu istotności badacz powinien wziąć pod uwagę ewentualne konsekwencje w przypadku podjęcia błędnej decyzji wynikającej z przyjęcia fałszywej hipotezy zerowej oraz odrzucenia hipotezy zerowej, która była prawdziwa.

Możliwe sytuacje przy testowaniu hipotez statystycznych przedstawiono w tabeli 3.1.

Tabela 3.1.

Występowanie błędów decyzyjnych w procedurze testowania statystycznego

Decyzja	Prawdziwa H_0	Fałszywa H_0
Nie odrzucono H_0	decyzja poprawna (prawdopodobieństwo zdarzenia: $1 - \alpha$)	błąd drugiego rodzaju (prawdopodobieństwo zdarzenia: β)
Odrzucono H_0	błąd pierwszego rodzaju (prawdopodobieństwo zdarzenia: α)	decyzja poprawna (prawdopodobieństwo zdarzenia: $1 - \beta$)

Źródło: opracowanie własne na podstawie: Krywicki i in. (1999)

W praktyce trudno jednocześnie minimalizować zarówno błąd pierwszego, jak i drugiego rodzaju. W związku z tym przyjmuje się z góry ustalony mały poziom istotności α (Krywicki i in., 1999). Wybór należy do badacza, może to być np. wartość 0,1 lub 0,01. Jednak najczęściej przyjmowaną wartością jest $\alpha=0,05$ (Greń, 1976, s. 56) i taki poziom istotności przyjęto również w rozważaniach przedstawionych w niniejszej rozdziale.

Po skonstruowaniu hipotez kolejnym krokiem jest wybór odpowiedniego testu statystycznego. Często istnieje kilka wariantów testu dla danego parametru populacji. Przykładowo do testowania istotności średniej dla małej próby korzysta się z innego testu niż dla dużych prób. Zatem, aby odpowiednio wybrać test, należy sprawdzić, czy próba spełnia jego założenia. Mogą one dotyczyć nie tylko liczebności, ale również rozkładu czy skali pomiarowej. Poszczególne testy statystyczne różnią się także postacią statystyki testowej. Jest to funkcja o znanym rozkładzie, której wartość wyznacza się na podstawie danych z próby. Ma ona decydujący wpływ na podjęcie decyzji w procesie weryfikacji.

Rozkład prawdopodobieństwa statystyki testowej dzieli się na dwa obszary. Jeden z nich obejmuje wartości najbardziej prawdopodobne w sytuacji, gdy hipoteza zerowa jest prawdziwa. Pozostały obszar nazywany jest **obszarem krytycznym** (inaczej obszarem odrzucenia). W testach istotności zakłada się na początku prawdziwość hipotezy zerowej. Gdy wartość statystyki z próby znajdzie się w obszarze krytycznym, oznacza, że zaszło zdarzenie bardzo mało

prawdopodobne. Skoro wydarzyło się coś bardzo mało prawdopodobnego przy założeniu o prawdziwości hipotezy zerowej, to najwyraźniej nie była ona prawdziwa. Aby zobrazować tę sytuację, przedstawiono przykład 2, który znajduje się w załączniku nr 1.

3.2.3. Testowanie hipotez o różnicy między dwiema niezależnymi grupami

Najczęściej stosowanym testem istotności w celu zbadania różnic między dwoma grupami jest test *t*-Studenta. Jednak warunkiem ograniczającym jego stosowanie staje się konieczność spełnienia założenia o normalności rozkładu zmiennych w obu porównywanych populacjach. Normalność rozkładu sprawdza się np. za pomocą testu istotności Shapiro-Wilka (Shapiro i Wilk, 1965), dostępnego w podstawowych pakietach statystycznych. Gdy wynikiem tego testu jest $p > 0,05$, to można przyjąć hipotezę o normalności rozkładu. W przypadku, gdy rozkłady wartości w porównywanych dwóch niezależnych grupach nie spełniają założenia o normalności rozkładu, używany jest test Manna-Whitneya. Wykorzystywany jest on również w sytuacji, gdy badane zmienne mierzone są na skali porządkowej. Test ten służy do zbadania, czy rozkłady obu grup istotnie różnią się od siebie. Hipotezy, które są weryfikowane w procedurze testowania, to:

H_0 : Rozkłady obu grup nie różnią się istotnie,

H_1 : Rozkłady obu grup pochodzą z dwóch różnych populacji.

Często test Manna-Whitneya jest stosowany jako test sprawdzający równość median w dwóch populacjach. Wiąże się to z faktem, że różnice w rozkładach zmiennych często współwystępują z różnicami między medianami. Jednak test Manna-Whitneya uwzględnia większą liczbę informacji. Jego celem jest sprawdzenie, czy istnieje tendencja, aby wartości jednej próby były większe od wartości drugiej (nie tylko mediana). Na wynik testu wpływa zatem kształt całego rozkładu i warto zwrócić na to uwagę podczas wnioskowania (Hart, 2001).

Test Manna-Whitneya można także spotkać w literaturze pod nazwą test Wilcoxona lub Wilcoxona-Manna-Whitneya. Powodem różnorodnego nazewnictwa jest fakt, że test Manna i Whitneya (1947) został oparty na podstawie pracy Wilcoxona (1945), w której po raz pierwszy przedstawiono ideę testów

sumy rang. Aby uniknąć błędnego skojarzenia tej metody z innymi testami zaproponowanymi przez Wilcoxon, w poniższej pracy używana jest nazwa test Manna-Whitneya. Procedura postępowania wiąże się z kilkoma działaniami:

1. Wszystkie obserwacje porządkuje się w postaci ciągu niemalejącego, zawierającego zarówno wartości z pierwszej, jak i drugiej grupy.
2. Poszczególnym wartościom w ciągu przypisywane są rangi. Są to kolejne pozycje, gdzie rangę 1 przypisuje się elementowi najmniejszemu, a rangę n , elementowi o największej wartości w próbie składającej się z n obserwacji. W przypadku, gdy kilka wartości powtarza się, wtedy ich rangą jest średnia arytmetyczna kolejnych pozycji¹.
3. Obliczenie sumy rang U dla jednej z badanych grup. Może to być zarówno suma rang pierwszej, jak i drugiej grupy – wybór należy do badacza i nie wpływa na wnioskowanie. Podczas sumowania nie pomija się wartości, które pojawiły się zarówno w pierwszym, jak i drugim zbiorze danych. Należy także uwzględnić powtórzenia.
4. Suma U stanowi składnik statystyki Z , której wzór prezentuje się następująco (Sheskin, 2000, s. 317):

$$Z = \frac{U - \frac{n_1 n_2}{2}}{\sqrt{\frac{n_1 n_2 (n_1 + n_2 + 1)}{12} - \frac{n_1 n_2 \sum_{i=1}^k t^3 - t}{12 n_1 n_2 (n_1 + n_2 - 1)}}}, \quad (3.1)$$

gdzie:

n_1, n_2 – odpowiednio liczebności próby pierwszej i drugiej,

U – suma rang w pierwszej grupie danych,

k – liczba rang wiązanych,

t – liczba powtórzeń składających się na jedną rangę wiążaną.

Rozkład statystyki Z dąży do rozkładu normalnego dla dużych n_1, n_2 . Liczebność grup może, ale nie musi być równa (Koronacki, Mielniczuk, 2007). W przypadku hipotezy alternatywnej ze znakiem różności obszar krytyczny dla poziomu istotności $\alpha=0,05$ ma postać: $(-\infty; -1,96] \cup [1,96; \infty)$. Gdy wartość statystyki znajduje się w tym przedziale, odrzuca się hipotezę zerową na rzecz

¹ Przykład procedury przypisywania rang opisano szczegółowo w rozdziale piątym.

hipotezy alternatywnej. Świadczy to, że wystąpiło zdarzenie bardzo mało prawdopodobne przy założeniu prawdziwości H_0 . We wnioskowaniu można posłużyć się także p -wartością. Gdy $p \leq \alpha$, to rozkłady obu populacji uznaje się za istotnie różne od siebie.

Po wykazaniu istotności różnicy między rozkładami obu zbiorów można wyznaczyć miernik wielkości efektu. W tym celu korzysta się ze wzoru (Fritz i in., 2011):

$$r = \frac{Z}{\sqrt{n_1 + n_2}}. \quad (3.2)$$

Wskaźnik efektu r przyjmuje wartości z przedziału $[0, 1]$ (Kassambara, 2021). Im bliżej 1, tym silniejsza jest różnica między rozkładami badanych grup. Interpretację siły współczynnika r przedstawiono w tabeli 3.2.

Tabela 3.2.

Interpretacja wskaźnika efektu dla testu Manna-Whitneya

Wartość r	Wielkość efektu
$r < 0,3$	efekt mały
$0,3 \leq r < 0,5$	efekt umiarkowany
$r \geq 0,5$	efekt duży

Źródło: opracowanie własne na podstawie: Cohen (1988, s. 79–83), Kassambara (2021)

3.2.4. Testowanie hipotez o różnicy między wieloma niezależnymi grupami

W celu zbadania wpływu na zmienną zależną determinanty, który przyjmuje więcej niż dwie kategorie, nie można posłużyć się już testem Manna-Whitneya. Istnieje kilka przyczyn, dla których takie postępowanie nie jest adekwatne. Przede wszystkim wykorzystanie testu dla dwóch prób wymagałoby dokonania porównań między wszystkimi możliwymi parami wariantów danej determinanty. W przypadku determinanty o trzech kategoriach wymagałoby to przeprowadzenia trzech porównań, w przypadku determinanty o czterech wariantach wymagałoby to sześciu porównań itd. W konsekwencji w przypadku wzrastającej liczby porównań mielibyśmy do czynienia z rosnącym ryzykiem popełnienia błędu pierwszego rodzaju – polegającego na zaobserwowaniu istotnej statystycznie różnicy, gdy owa różnica w rzeczywistości nie istnieje (King, Minium,

2020, s. 484–485). W przypadku przeprowadzania niezależnych porównań między sześcioma parami determinant, to przy przyjęciu poziomu istotności $\alpha=0,05$ w każdym z porównań, ryzyko niesłusznego odrzucenia hipotezy zerowej, czyli popełnienia co najmniej jednego błędu pierwszego rodzaju wyniesie: $1 - 0,95^6 \approx 26,5\%$.

Testem, który pozwala na symultaniczne porównanie wartości przeciętnych w kilku grupach jednocześnie, jest test analizy wariancji ANOVA (*ANalysis Of VAriance*). Idea tego testu opiera się porównaniu wariancji międzygrupowej (wynikającej z wpływu danej determinanty) oraz wariancji resztowej, czyli wyrażającej wahań losowe. Niemniej stosowanie tego testu wiąże się z koniecznością przyjęcia dosyć silnych założeń dotyczących rozkładu badanej zmiennej, które to założenia w praktyce nie zawsze są spełnione. Nieparametrycznym odpowiednikiem testu analizy wariancji jest **test Kruskala-Wallisa** (1952) nazywany również **testem sumy rang**.

Test Kruskala-Wallisa może być stosowany zarówno dla zmiennych mierzonych na skali ilościowej jak również dla zmiennych porządkowych. Test ten może zostać zastosowany już w przypadku stosunkowo niedużych próbek liczących co najmniej 10 elementów (Sobczyk, 2008, s. 205). Hipoteza zerowa tego testu głosi, że wszystkie próby pochodzą z tej samej populacji, co implikuje równość median w każdej z analizowanych grup. Hipoteza alternatywna głosi, że rozkład badanej cechy nie jest jednakowy we wszystkich porównywanych próbach. Liczebności poszczególnych grup nie muszą być jednakowe. Test Kruskala-Wallisa jest uogólnieniem testu Manna-Whitneya omówionego w podrozdziale 3.2.3 w przypadku więcej niż dwóch grup. Na podstawie połączonych próbek wyznacza się rangi dla każdej obserwacji, a następnie sumy rang $\sum R_j$ dla każdej z prób. Na tej podstawie obliczana jest wartość statystyki testowej, która przy założeniu prawdziwości hipotezy zerowej ma asymptotyczny rozkład χ^2 o $k-1$ stopniach swobody i jest dana poniższym wzorem (Kruskal i Wallis, 1952):

$$H = \frac{\frac{n-1}{n} \sum_{j=1}^k \frac{n_j \left(\bar{R}_j - \frac{n+1}{2} \right)^2}{(n^2-1)/12}}{1 - \sum_{s=1}^r T_s / (n^3 - n)}, \quad (3.3)$$

gdzie: $\bar{R}_j = \frac{\sum R_j}{n_j}$, $T_s = t_s^3 - t_s$, t_s oznacza liczbę obserwacji o s -tej randze wiązanej, natomiast r jest liczbą rang wiązanych.

Idea testu Kruskala-Wallisa sprowadza się do porównania, czy średnie wartości rang \bar{R}_j w każdej z grup różnią się między sobą bardziej, aniżeli może to wynikać z losowości próby. Test ten pozwala jedynie na stwierdzenie, czy pomiędzy badanymi grupami występują istotne statystycznie różnice w poziomie przeciętnym analizowanej zmiennej. Do oceny siły wpływu determinanty na zmienną zależną, na którego podstawie dokonano podziału obserwacji na grupy, obliczana jest miara wielkości efektu. Dla testu Kruskala-Wallisa właściwym miernikiem wielkości efektu jest eta-kwadrat (Tomczak M. i Tomczak E., 2014, za: Cohen, 2008):

$$\eta_H^2 = \frac{H - k + 1}{n - k}. \quad (3.4)$$

η_H^2 przyjmuje wartości z przedziału $[0, 1]$, gdzie wartość zero oznacza brak związku między zmienną niezależną a zmienną zależną, a wartość 1 oznacza idealną zależność. Ocenę wielkości efektu w zależności od wartości współczynnika eta-kwadrat przedstawia tabela 3.3.

Tabela 3.3.

Interpretacja wielkości efektu na podstawie wartości współczynnika eta-kwadrat

Wartość	Wielkość efektu
$0,0099 \leq \eta_H^2 < 0,0588$	efekt mały
$0,0588 \leq \eta_H^2 < 0,1379$	efekt umiarkowany
$\eta_H^2 \geq 0,1379$	efekt duży

Źródło: opracowanie własne na podstawie: Cohen (1988, s. 284–288)

W przypadku odrzucenia hipotezy zerowej i stwierdzenia występowania istotnych różnic wśród grup badacz jest na ogół zainteresowany tym, między którymi z nich wystąpiły istotne różnice. Może być tak, że wszystkie porównywane grupy różnią między sobą istotnie albo że mediany dwóch grup są jednakowe i różnią się istotnie od mediany w trzeciej grupie. Testy do wykonywania tych specyficznych porównań pomiędzy wszystkimi grupami nazywamy

testami *post hoc* lub inaczej porównaniami wielokrotnymi. W przypadku wykonywania porównań dla wyników testu Kruskala–Wallisa zaleca się dla każdej z par grup przeprowadzanie testu Dunn. W przypadku dokonywania porównań między grupami A i B statystyka testowa ma następującą postać (Dunn, 1964; Dinno, 2015):

$$Z = \frac{\bar{R}_A - \bar{R}_B}{\sqrt{\left(\frac{n(n+1)}{12} - \frac{\sum_{s=1}^r t_s^3 - t_s}{12(n-1)}\right) \left(\frac{1}{n_A} - \frac{1}{n_B}\right)}}, \quad (3.5)$$

gdzie: \bar{R}_A, \bar{R}_B to odpowiednio średnia rang w grupach A i B , r jest liczbą rang wiązanych, natomiast t_s jest liczbą obserwacji o określonej s -tej randze wiązanej. Przy założeniu prawdziwości hipotezy zerowej statystyka (3.5) ma rozkład normalny standardowy.

W przypadku **porównań *post hoc*** konieczne jest zrewidowanie sposobu wyznaczania p -wartości testu, tak aby kontrolować FWER (*family-wise error rate*), czyli prawdopodobieństwo popełnienia co najmniej jednego błędu pierwszego rodzaju. W literaturze istnieje wiele poprawek dotyczących porównań wielokrotnych, których idea sprowadza się do zmniejszenia nominalnego poziomu istotności. W części empirycznej rozdziału w teście Dunn wykorzystano poprawkę Holma-Bonferroniego (Holm, 1979). Poprawka ta kontroluje poziom FWER poprzez uporządkowanie wszystkich m p -wartości od najmniejszej do największej i wyznaczenie skorygowanych p -wartości zgodnie z formułą:

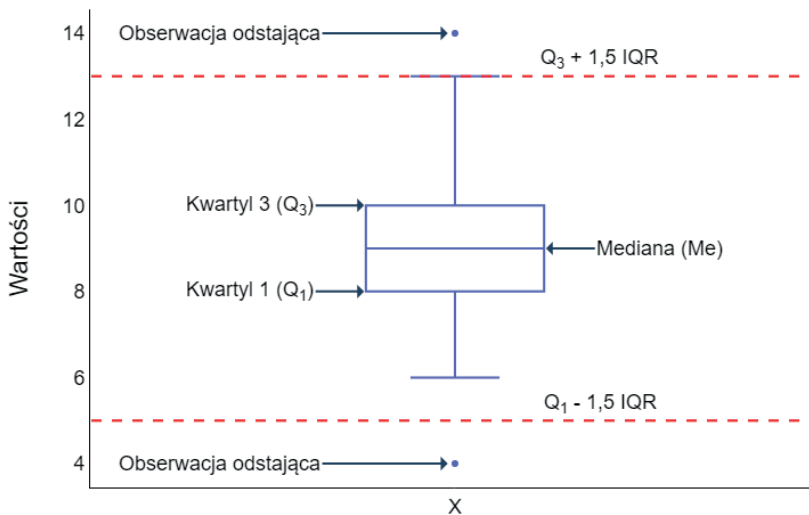
$$p^* = p(m+1-i), \quad (3.6)$$

gdzie: p oznacza tu niesokorygowaną p -wartość, m jest liczbą możliwych porównań międzygrupowych, natomiast i jest pozycją danej niesokorygowanej p -wartości w uporządkowanym niemalejąco szeregu.

3.2.5. Wizualizacja rozkładów danych liczbowych

W analizie różnic między porównywanymi grupami ważne są nie tylko wyniki testów istotności, ale również kształty rozkładów badanych zmiennych. Mogą one dostarczyć wartościowych informacji na temat zmienności analizowanych cech (Hart, 2001). Jednym ze sposobów wizualizacji danych liczbowych są wykresy skrzynkowe (Spear, 1952, s. 164–166). Umożliwiają one

wyróżnienie na wykresie najważniejszych statystyk opisowych. Oś rzędnych (OY) przedstawia wartości analizowanej zmiennej. Granice skrzynki wyznaczone są przez wartości pierwszego i trzeciego kwartyla. Wysokość pudełka jest równa różnicy $Q_3 - Q_1$, która nazywana jest rozstępem międzykwartyłowym (IQR). Natomiast pozioma linia wewnątrz skrzynki wyznaczona jest na wysokości mediany. Długość wąsów zależy od wartości maksymalnej i minimalnej z wyłączeniem wartości odstających. Przyjmuje się, że obszar typowych wartości znajduje się maksymalnie o $1,5 \cdot IQR$ powyżej lub poniżej pudełka. Punkty wykraczające poza wąsy wykresu pudełkowego są obserwacjami odstającymi, czyli takimi, które są odległe od większości typowych obserwacji (Orwat-Acedańska, 2013, s. 8). Przykład wykresu skrzynkowego (pudełkowego) o medianie równej 9 i rozstępie międzykwartyłowym $IQR=2$ przedstawiono na rysunku 3.2.



Rysunek 3.2.

Schemat wykresu skrzynkowego
Źródło: opracowanie własne

Można zauważyć, że koniec wąsa nie zawsze leży na poziomie $Q_1 - 1,5 \cdot IQR$ lub $Q_3 + 1,5 \cdot IQR$. Oznacza to, że w danym zestawie danych taka wartość nie wystąpiła. Wtedy koniec wąsa znajduje się na wysokości wartości najbardziej oddalonej od pudełka, która mieści się w przedziale najczęściej występujących wartości.

3.3. Wyniki analiz

Celem opracowania jest analiza determinant wpływających na zainteresowanie kandydatów ofertami pracy. Źródłem ofert pracy jest *system.zawodowcy.org*. W analizie uwzględniono oferty pracy opublikowane w systemie w okresie marzec 2018 – sierpień 2020. Jako miernik zainteresowania kandydatów ofertami pracy przyjęto liczbę unikalnych wyświetleń poszczególnych ogłoszeń pracy. W *system.zawodowcy.org* ogłoszenia o pracę scharakteryzowane są za pomocą wielu atrybutów, takich jak wymiar etatu, zmianowość, typ zatrudnienia itp. W poniższej analizie zostaną zastosowane metody mające na celu sprawdzenie, czy wybrane atrybuty oferty wpływają na liczbę jej wyświetleń.

3.3.1. Wpływ wymaganego poziomu doświadczenia kandydata i zmianowości pracy na poziom zainteresowania ofertami pracy

Wśród ofert pracy znajdujących się w *system.zawodowcy.org* obserwowany jest zróżnicowany poziom unikalnych wyświetleń poszczególnych ogłoszeń. To, jaka oferta pracy, praktyk czy stażu będzie wyświetlana i ile razy, zależy od szeregu zmiennych, które mogą być istotne dla potencjalnych kandydatów. W niniejszym rozdziale dokonano wyboru i analizy kilku determinant, by zweryfikować, które z nich mogą mieć kluczowe znaczenie dla użytkowników i potencjalnych kandydatów Systemu Zawodowcy. W pierwszej części analizy postanowiono sprawdzić, jak cechy dychotomiczne (tzn. przyjmujące dwa warianty) wpływają na zainteresowanie ofertą. Za pomocą testu Manna-Whitneya oraz statystyk opisowych podjęto badanie, czy kandydaci wykazują większe zainteresowanie ofertami, które skierowane są do stażystów, czy też częściej wyświetlane są oferty pracy dla specjalistów w danej dziedzinie. W tym celu wybrano 85 ofert, zawierających w nazwie stanowiska wyrażenie „staż” lub „specjalista/tka”. Następnie postanowiono zbadać, czy również zmianowy tryb pracy świadczy o wyższym czy też niższym zainteresowaniu daną ofertą. Do tego testu wykorzystano 369 ofert podających informację o zmianowości pracy. W tabeli 3.4 umieszczono podstawowe statystyki opisujące badane zbiory danych. Jako n oznaczono liczebność danej grupy danych, \bar{y} stanowi średnią, SD jest odchyleniem standardowym,

jako Me określono medianę, a IQR oznacza rozstęp międzykwartylowy, czyli różnicę między kwartyłem trzecim i pierwszym.

Tabela 3.4.

Statystyki opisowe liczby unikalnych wyświetleń ofert pracy względem wymaganego poziomu doświadczenia i zmienowości pracy

Zmienna niezależna	Kategoria zmiennej zależnej	n	\bar{y}	SD	Me	IQR
Wymagany poziom doświadczenia	Stażysta	35	16,6	17,17	12	14,5
	Specjalista	50	7,94	7,85	5,5	6,75
Zmienowość pracy	Nie	338	11,29	12,11	8	13
	Tak	31	10,9	12	8	12

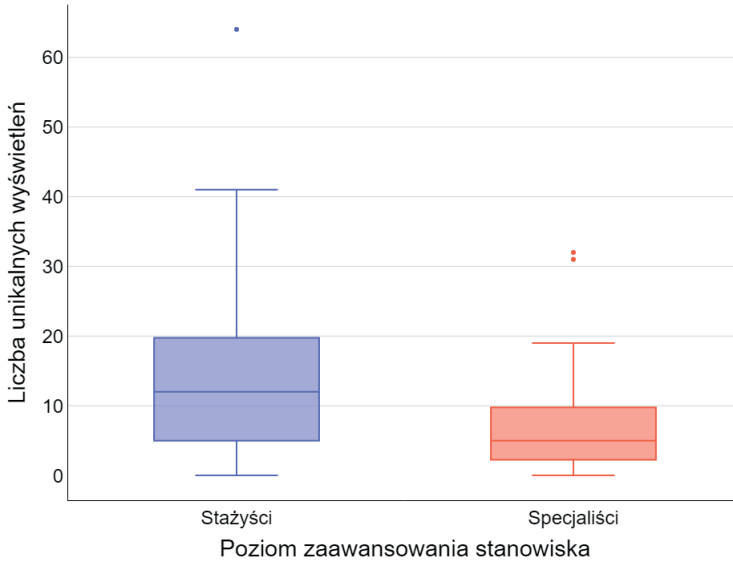
Źródło: opracowanie własne

Można zauważyć, że średnia i mediana liczby wyświetleń ofert dla stażystów jest większa niż w przypadku ofert dla specjalistów. Test Manna-Whitneya pozwoli stwierdzić, czy jest to istotna różnica pod względem statystycznym.

Mediany i odchylenie standardowe liczby wyświetleń unikalnych ofert pracy zmianowej oraz bez trybu zmianowego są bardzo podobne. Może to świadczyć o równości rozkładów liczby wyświetleń w tych grupach. Jednak konieczne jest wykonanie testu statystycznego, aby stwierdzić, czy występujące różnice nie są na tyle duże, aby uznać je za istotne.

Na podstawie rysunku 3.3. można zauważyć, że zróżnicowanie liczby wyświetleń w przypadku ofert dla stażystów jest większe niż u ofert dla specjalistów.

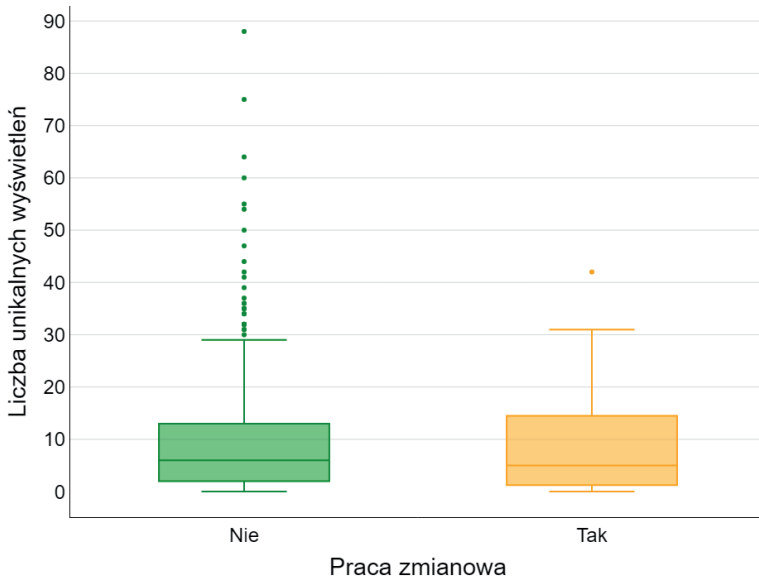
Wykresy skrzynkowe pokazują również rozmieszczenie wartości odstających. Szczególnie jest to widoczne na rysunku 3.4. Statystyki opisujące liczbę wyświetleń ofert pracy ze względu na zmienowość przyjmowały bardzo podobne wartości, jednak między grupami jest duża różnica w występowaniu obserwacji odstających, czyli takich ofert, gdzie liczba wyświetleń przekroczyła wartość $Q_3 + 1,5 \cdot IQR$. Zdecydowanie więcej obserwacji odstających pojawia się w grupie ofert pracy, w których nie występuje zmienowość.



Rysunek 3.3.

Wykres skrzynkowy liczby unikalnych wyświetleń ofert pracy w podziale na oferty dla stażystów i specjalistów

Źródło: opracowanie własne



Rysunek 3.4.

Wykres skrzynkowy liczby unikalnych wyświetleń ofert pracy w zależności od zmianowości pracy

Źródło: opracowanie własne

Po przeprowadzeniu testu Manna-Whitneya uzyskano wyniki wymienione w tabeli 3.5. Pozwalają na wnioskowanie o istotności różnic między rozkładami.

Tabela 3.5.

Wyniki testu Manna-Whitneya w grupach wyznaczonych przez poziomy determinant: wymagany poziom doświadczenia i zmienowość pracy

Zmienna niezależna	Statystyka Z	P-wartość	Wskaźnik efektu <i>r</i>
Wymagany poziom doświadczenia	2,84	0,005	0,308
Zmienowość pracy	0,44	0,690	0,020

Źródło: opracowanie własne

Wartość $p < 0,05$ oznacza, że na zadanym poziomie istotności $\alpha = 0,05$, uzyskana różnica liczby wyświetleń ofert dla stażystów oraz specjalistów jest istotna. Ponadto wskaźnik efektu $r = 0,31$ świadczy o umiarkowanej sile. Natomiast nie wykazano istotnych różnic między liczbą wyświetleń ofert pracy zmianowej oraz ofert pracy bez trybu zmianowego. Wskaźnik efektu jest bliski zeru. Potwierdza to, że zmienowość pracy nie ma wpływu na liczbę wyświetleń oferty.

3.3.2. Wpływ formy zatrudnienia i wielkości firmy na poziom zainteresowania ofertami pracy

W niniejszej części zostanie zaprezentowany przykład wykorzystania testu Kruskala-Wallisa, omówionego w podrozdziale 3.2.4, do zbadania wpływu formy zatrudnienia oraz wielkości firmy na liczbę wyświetleń ofert pracy.

Kandydat przeglądający oferty pracy na platformie *system.zawodowcy.org* ma możliwość wyszukiwania ofert spełniających wybrane przez niego kryteria. Jednym z kryteriów filtrowania jest typ zatrudnienia. System oferuje możliwość wyboru aż kilkunastu typów zatrudnienia. W przeprowadzonej analizie uwzględniono najpopularniejsze formy zatrudnienia pracowników, a także dokonano połączenia niektórych typów zatrudnienia w jedną kategorię. Finalnie w analizach uwzględniono następujące formy zatrudnienia:

- praktyka,
- staż,
- umowa cywilnoprawna (umowa zlecenie, umowa o dzieło, zatrudnienie na kontrakt menedżerski),

- umowa o pracę (umowa na czas nieokreślony, umowa na czas określony, umowa na okres próbny, umowa na zastępstwo).

Drugą determinantą, wpływającą na liczbę wyświetleń ofert pracy, jest wielkość zatrudniającego podmiotu. Jako kryterium wielkości firmy przyjęto liczbę zatrudnionych pracowników i na tej podstawie wyróżniono trzy kategorie przedsiębiorstw:

- mikro- i małe przedsiębiorstwa (zatrudniające do 50 osób),
- średnie przedsiębiorstwa (zatrudniające od 50 do 249 osób),
- duże przedsiębiorstwa (zatrudniające co najmniej 250 osób).

Zmienna forma zatrudnienia oraz wielkość zatrudniającego przedsiębiorstwa są zmiennymi politomicznymi, czyli takimi, które przyjmują więcej niż dwie różne kategorie. Właściwym narzędziem do zbadania, czy te zmienne wpływają na liczbę wyświetleń oferty, jest test Kruskala-Wallisa.

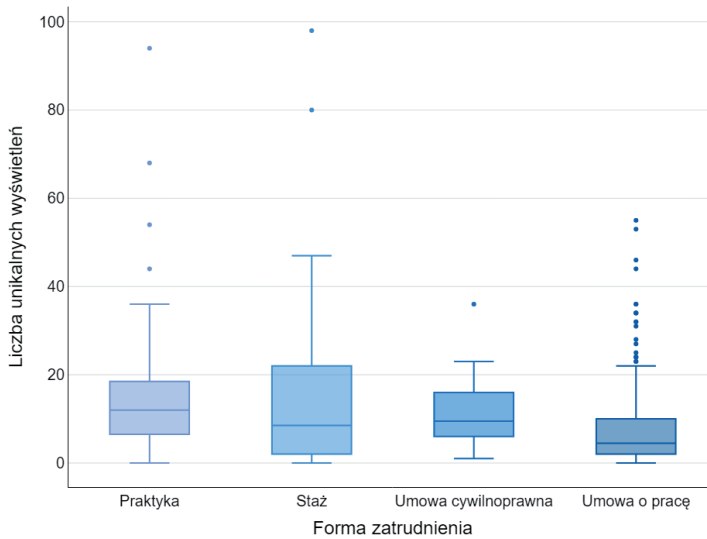
Analizę rozpoczęto od wyznaczenia podstawowych statystyk opisowych dla liczby wyświetleń ofert pracy względem poszczególnych kategorii zmiennych niezależnych. Otrzymane wyniki zawiera tabela 3.6. Można zaobserwować, że występują pewne różnice w średniej (\bar{y}) i medianie (Me) liczby wyświetleń ofert pracy w kategoriach zmiennych niezależnych. Ponadto poszczególne kategorie ofert pracy cechują się różnym poziomem zróżnicowania, mierzonym odchyleniem standardowym (SD) i rozstępem międzykwartylowym (IQR).

Tabela 3.6.

Statystyki opisowe liczby unikalnych wyświetleń ofert pracy względem formy zatrudnienia i wielkości zatrudniającego przedsiębiorstwa

Zmienna niezależna	Kategoria zmiennej zależnej	n	\bar{y}	SD	Me	IQR
Forma zatrudnienia	Praktyka	23	20,3	23,6	12	11
	Staż	36	16,7	22	8,5	20
	Umowa cywilnoprawna	12	12,2	9,69	9,5	9
	Umowa o pracę	214	8,19	9,94	4,5	8
Wielkość przedsiębiorstwa	Mikro i małe przedsiębiorstwa	29	14,1	18,2	7	17
	Średnie przedsiębiorstwa	60	12,8	18,5	7	15,2
	Duże przedsiębiorstwa	151	11,3	12,2	8	11

Źródło: opracowanie własne



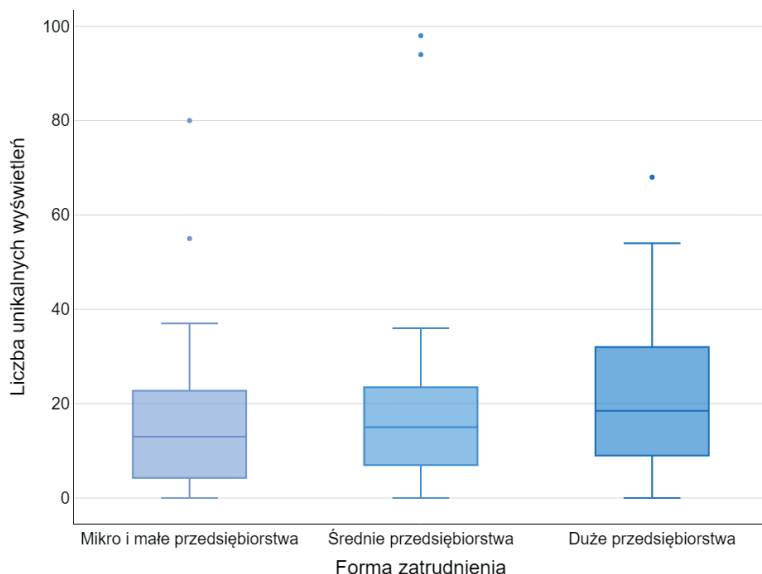
Rysunek 3.5.

Wykres skrzynkowy liczby unikalnych wyświetleń ofert pracy w podziale na formy zatrudnienia
Źródło: opracowanie własne

W celu porównania kształtowania się liczby wyświetleń ofert ze względu na formę zatrudnienia (zob. rys. 3.5) oraz wielkość przedsiębiorstwa (zob. rys. 3.6) można wykorzystać również wykres skrzynkowy (pudełkowy). Oś rzędnych (OY) tego wykresu reprezentuje liczbę unikalnych wyświetleń oferty, natomiast na osi OX umieszczone są poszczególne kategorie zmiennych niezależnych (forma zatrudnienia i wielkość przedsiębiorstwa). Dla każdej kategorii zmiennej niezależnej wyznaczony jest osobny wykres skrzynkowy. Przykładowo wartość $Me = 12$ dla praktyk informuje, że w co najmniej 50% ofert praktyk liczba wyświetleń była mniejsza lub równa 12 i jednocześnie w co najmniej 50% ofert, liczba wyświetleń wynosiła 12 lub więcej. Dolna granica pudełka dla kategorii praktyk zlokalizowana jest na wysokości równej 7 co oznacza, że około 25% ofert praktyk miało nie więcej niż 7 wyświetleń. Górna granica pudełka dla praktyk oznacza wartość trzeciego kwartyła $Q_3 = 18$. Wartość ta informuje, że 25% ofert o największej liczbie wyświetleń zostało wyświetlonych 18 razy lub więcej. Można zaobserwować, że wartości pierwszego kwartyła i mediany wyświetleń dla ofert praktyk są największe spośród wszystkich analizowanych form zatrudnienia. Obserwacje odstające na wykresach skrzynkowych w analizowanym

przykładzie reprezentują oferty pracy, które cieszyły się znacznie większym zainteresowaniem aniżeli większość pozostałych ofert.

W przypadku wykresów skrzynkowych dla liczby unikalnych wyświetleń ofert sporządzonych osobno dla każdej kategorii zmiennej wielkość przedsiębiorstwa można zauważyć, że występują co prawda pewne różnice pomiędzy kategoriami, ale są one na ogół niewielkie. Dla ofert w każdej grupie zatrudniających przedsiębiorstw pojawiają się nietypowe ogłoszenia, które cechują się znacznie większym zainteresowaniem mierzonym liczbą ich wyświetleń, niż większość typowych ofert.



Rysunek 3.6.

Wykres skrzynkowy liczby unikalnych wyświetleń ofert pracy w podziale na wielkość przedsiębiorstwa

Źródło: opracowanie własne

Wykresy pudełkowe pozwalają na wizualną ocenę występowania różnic w liczbie wyświetleń pomiędzy ogłoszeniami o pracę w ramach różnych kategorii analizowanych determinant. W celu przeprowadzenia formalnego wnioskowania, czy poszczególne formy zatrudnienia oraz klasy wielkości zatrudniającego podmiotu wpływają na zróżnicowanie liczby wyświetleń ofert pracy, wykorzystano test Kruskala-Wallisa. Hipoteza zerowa tego testu głosi, że mediany w populacji liczby wyświetleń ogłoszeń o pracę we wszystkich grupach są jednakowe, wobec hipotezy alternatywnej mówiącej

o tym, że mediana w populacji zmiennej badanej w co najmniej jednej z grup jest różna od mediany w populacji w co najmniej jednej z pozostałych grup.

Tabela 3.7.

Wyniki testu Kruskala-Wallisa równości median w grupach wyznaczonych przez poziomy determinant: forma zatrudnienia i klasa wielkości przedsiębiorstwa

Zmienna niezależna	Statystyka testowa H	Liczba stopni swobody k	p -wartość	Wielkość efektu η_H^2
Forma zatrudnienia	17,2200	3	0,0006	0,0506
Wielkość przedsiębiorstwa	0,2549	2	0,8803	-0,0074

Źródło: opracowanie własne

W przypadku formy zatrudnienia p -wartość testu jest mniejsza od założonego poziomu istotności $\alpha=0,05$, co świadczy o występowaniu istotnych statystycznie różnic (tzn. różnic, które nie wynikają z losowości zjawiska) w przeciętnej liczbie unikalnych wyświetleń ogłoszeń o pracę z różnym typem zatrudnienia. Wartość współczynnika wielkości efektu η_H^2 informuje, że tylko nieco 5% zmienności liczby wyświetleń ogłoszeń o pracę jest powiązane z formą zatrudnienia. Świadczy to o występowaniu słabej zależności pomiędzy tymi zmiennymi. W przypadku zmiennej niezależnej wielkości przedsiębiorstwa p -wartość jest wyraźnie większa od przyjętego poziomu istotności, a zatem nie ma podstaw do odrzucenia hipotezy zerowej i można przyjąć, że wielkość zatrudniającego podmiotu nie ma wpływu zainteresowanie ofertami pracy mierzone ich unikalną liczbą wyświetleń.

W celu zbadania, pomiędzy którymi grupami ogłoszeń o pracę występują różnice, przeprowadza się porównania *post hoc* (porównania *a posteriori*). W przypadku testu Kruskala-Wallisa najczęściej wykorzystywanym testem *post-hoc* jest test Dunn. Jego idea opiera się na porównywaniu średniej rang dla każdej pary determinant. Podsumowanie testu Dunn, weryfikującego równość poziomu przeciętnej liczby wyświetleń ogłoszeń o pracę dla każdej pary kategorii zmiennej forma zatrudnienia, przedstawia tabela 3.8. Tylko w jednym przypadku p -wartość jest mniejsza od założonego poziomu istotności $\alpha=0,05$. Dotyczy to porównania ogłoszeń z oferowaną formą zatrudnienia praktyka

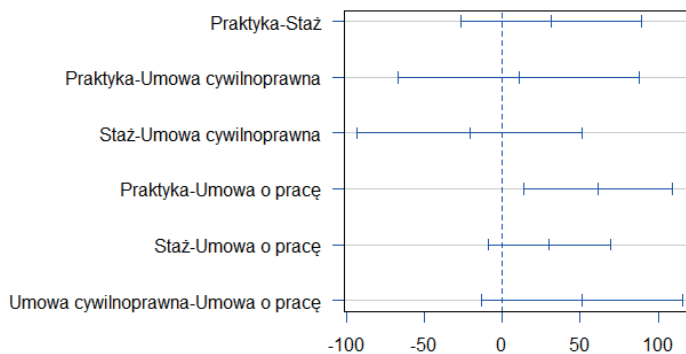
i umowa o pracę. Dodatnia wartość statystyki testowej Z świadczy o istotnie większym przeciętnym zainteresowaniu użytkowników *system.zawodowcy.org* ofertami praktyk aniżeli ofertami pracy, w których formą zatrudnienia jest stosunek pracy.

Tabela 3.8.

Porównania *post-hoc* dla różnic między medianami liczby wyświetleń ogłoszeń we wszystkich parach kategorii zmiennej forma zatrudnienia

Porównywane kategorie determinant	Statystyka testowa Z	Skorygowana p -wartość
Praktyka – Staż	1,426	0,4618
Praktyka – Umowa cywilnoprawna	0,358	0,7204
Staż – Umowa cywilnoprawna	-0,759	0,8951
Praktyka – Umowa o pracę	3,401	0,0040
Staż – Umowa o pracę	2,03	0,1693

Źródło: opracowanie własne



Rysunek 3.7.

95-procentowe przedziały ufności dla średniej różnicy rang dla zmiennej liczba unikalnych wyświetleń ogłoszeń o pracę pomiędzy wszystkimi parami kategorii determinanty: forma zatrudnienia

Źródło: opracowanie własne

Różnice pomiędzy zainteresowaniem w poszczególnych parach form zatrudnienia można przedstawić także graficznie. Rysunek 3.7 obrazuje 95-procentowe przedziały ufności dla średniej różnicy rang dla ofert w ramach danych typów zatrudnienia. Widoczne jest, że tylko w jednym przypadku: praktyka – umowa o pracę, przedział ufności nie zawiera zera, co podobnie jak

przeprowadzony test Dunn świadczy o występowaniu istotnych różnic w zainteresowaniu ofertami pracy dotyczącymi tych dwóch form zatrudnienia.

3.4. Podsumowanie

W rozdziale zaprezentowano metody badań w zakresie występowania istotnych statystycznie różnic w przeciętnym poziomie badanej zmiennej w grupach wyznaczonych przez determinanty przyjmujące dwie lub więcej kategorii. W przypadku determinant o dwóch kategoriach wykorzystano test Manna-Whitneya, natomiast w przypadku determinant o większej liczbie kategorii zastosowano jego uogólnienie dostosowane do przypadku dowolnej liczby poziomów – test Kruskala-Wallisa. Testy te stanowią dobrą alternatywę dla parametrycznego testu *t*-Studenta lub testu analizy wariancji w przypadku braku spełnienia restrykcyjnych założeń o normalności rozkładu lub homogeniczności wariancji. Mogą być także stosowane w przypadku analiz dla zmiennych mierzonych na skali porządkowej.

W rozdziale dokonano analizy tego, jakie determinanty różnicują kształtowanie się zainteresowania ofertami pracy w *system.zawodowcy.org*, mierzonego liczbą unikalnych wyświetleń ogłoszeń o pracę. Przeprowadzony test Manna-Whitneya wykazał, że ogłoszenia oferujące stanowisko stażysty cieszą się istotnie większym zainteresowaniem użytkowników systemu aniżeli oferty na stanowisko specjalisty. Istotne różnice w zainteresowaniu zaobserwowano także pomiędzy różnymi formami zatrudnienia oferowanymi przez pracodawców. Wniosek ten został wyciągnięty na podstawie wyników testu Kruskala-Wallisa, a porównania *post-hoc* pokazały, że istotnie większym zainteresowaniem cieszą się oferty praktyk w porównaniu do ogłoszeń oferujących jako formę zatrudnienia stosunek pracy. Na tej podstawie można sformułować konkluzję o preferencjach typowego użytkownika *system.zawodowcy.org*. Wnioskuje się, że ze względu na charakterystykę większości użytkowników Systemu Zawodowcy, jakimi są uczniowie szkół technicznych oraz absolwenci, są oni zainteresowani przede wszystkim ofertami praktyk, które jako formę zatrudnienia oferują stosunek pracy. W literaturze, jak do tej pory, nie wykazano wpływu obu tych determinant na wyświetlenie ofert staży dla tej grupy respondentów. Wysoka popularność ofert praktyk oraz ogłoszeń dotyczących stanowiska stażysty wskazuje, że

większość użytkowników systemu znajduje się w początkowym stadium swojej kariery zawodowej, a wielu z nich poszukuje dopiero możliwości zdobycia pierwszego doświadczenia zawodowego.

W rozdziale pokazano również, że atrybuty oferty, takie jak praca zmianowa czy wielkość podmiotu zatrudniającego, nie mają wpływu na wzrost lub spadek zainteresowania ofertami o różnych wartościach tych atrybutów. Może to oznaczać, że praca zmianowa nie jest niedogodnością zniechęcającą kandydatów do podjęcia pracy i jednocześnie, że wielkość przedsiębiorstwa nie jest kryterium, które ma istotny wpływ na wybór przyszłego pracodawcy. Należy jednak zwrócić uwagę, że informacja o tym, czy praca jest w systemie zmianowym, nie jest widoczna na liście ofert w systemie, ani nie jest możliwe filtrowanie według tego kryterium. Informacja o zmianowości widoczna jest dopiero po wyświetleniu pełnego ogłoszenia, stąd też stanowi to ograniczenie przeprowadzonych badań w kontekście wnioskowania o zainteresowaniu pracą zmianową użytkowników systemu.

Przedstawione w rozdziale metody wnioskowania statystycznego: test Manna-Whitney'a oraz test Kruskala-Wallisa z porównaniami *post hoc* są stosowane z powodzeniem w praktyce badawczej. Metody te mają także zastosowanie w obszarze zarządzania zasobami ludzkimi, np. w badaniach dotyczących tego czy atrybuty przedsiębiorstw, takie jak wielkość firmy, forma prawna działalności, wielkość kapitału zakładowego, mają wpływ na większe wspieranie kreatywności pracowników, dostosowywanie warunków pracy do potrzeb pracowników czy poziom motywacji pracowników (Lušňáková i in., 2020). Testy te są także często stosowane w przypadku porównywania poziomu wiedzy lub rozwoju zawodowego w grupach osób o różnej płci, wykształceniu, zawodzie, klasie miejscowości zamieszkania itp. (Milenović, 2011). Za pomocą testu Kruskala-Wallisa można również weryfikować, czy potencjał zasobów ludzkich przedsiębiorstwa wpływa na wyniki osiągnięte przez przedsiębiorstwo (Karami, 2004).

Bibliografia

1. Cohen, B.H. (2008), *Explaining psychological statistics*, 3rd ed., John Wiley & Sons, New York.
2. Cohen, J. (1988), *Statistical Power Analysis for the Behavioral Sciences*, New York: Lawrence Erlbaum Associates Publishers.
3. Dinno, A. (2015), *Nonparametric Pairwise Multiple Comparisons in Independent Groups using Dunn's Test*, „The Stata Journal”, Vol. 15, Issue 1, s. 292–300.
4. Dunn, O. (1964), *Multiple Comparisons Using Rank Sums*, „Technometrics”, Vol. 6, Issue 3, s. 241–252.
5. Fritz, C., Morris, P., Richler J. (2012), *Effect Size Estimates: Current Use, Calculations, and Interpretation*, „Journal of Experimental Psychology: General”, Vol. 141, No. 1, s. 2–18.
6. Graczyk-Kucharska M. (2020), *Tradycyjne i nowoczesne podejście w zarządzaniu zasobami ludzkimi*, w: *Wyzwania nowoczesnego zarządzania zasobami ludzkimi*, M. Graczyk-Kucharska, M. Spychała, M. Goliński, M. Szafranski (red.), Instytut Naukowo-Wydawniczy „Spatium”, Radom, s. 11–22
7. Greń, J. (1976), *Statystyka matematyczna, modele i zadania*, Wydawnictwo Naukowe PWN, Warszawa.
8. Harris, A., Gilmartin, S., Reinders, K., Sheppard, S. (2017), *Understanding Engineering Student Motivating Factors for Job Application and Selection. In Proceedings of the American Society for Engineering Education Annual Conference, June 25–28, Columbus, OH.*
9. Hart, A. (2001), *Mann-Whitney test is not just a test of medians: differences in spread can be important*, „The BMJ”, Vol. 323, Issue 7309, s. 391–393.
10. Holm, S. (1979), *A Simple Sequentially Rejective Multiple Test Procedure*, „Scandinavian Journal of Statistics”, Vol. 6, Issue 2, s. 65–70.
11. Juchnowicz, M. (2019), *Zwinne organizacje wyzwaniem dla zarządzania kapitałem ludzkim* „Human Resource Management/Zarządzanie Zasobami Ludzkimi”, Vol. 127, Issue 2, s. 43–55.
12. Karami, A. (2004), *How Human Resource Capabilities Affect the organisations' Performance? The case of Electronic Industry in the UK*, w: *Proceedings of the Fifth European Conference on Organizational Knowledge, Learning and Capabilities Conference (OKLC 2004)*, Innsbruck.

13. Kassambara, A. (2021), *rstatix: Pipe-Friendly Framework for Basic Statistical Tests. R package version 0.7.0.*, <https://CRAN.R-project.org/package=rstatix> (dostęp: 12.12.2022).
14. Khalid, S., Tariq, S., (2015), *Impact of employer brand on selection and recruitment process*, „Pakistan Economic and Social Review”, Vol. 53, No. 2, s. 351–372.
15. King, B.M., Miniun, E.W. (2009), *Statystyka dla psychologów i pedagogów*, przekł. M. Zakrzewska, Wydawnictwo Naukowe PWN, Warszawa.
16. Koronacki, J., Mielniczuk, J. (2006), *Statystyka dla studentów kierunków technicznych i przyrodniczych*, Wydawnictwa Naukowo-Techniczne, Warszawa.
17. KPMG, (2014), *Going beyond the data: Achieving actionable insights with data and analytics*, <https://assets.kpmg/content/dam/kpmg/pdf/2015/04/going-beyond-data-and-analytics-v4.pdf> (dostęp: 12.12.2022).
18. Krajewski, M. (2020), *O metodologii nauk i zasadach pisarstwa naukowego*, WN NOVUM, Płock.
19. Kruskal, W., Wallis, W. (1952), *Use of Ranks in One-Criterion Variance Analysis*, „Journal of the American Statistical Association”, Vol. 47, Issue 260, s. 583–621.
20. Kryszwicki, W., Bartos, J., Dyczka, W., Królikowska, K., Wasilewski, M. (1999), *Rachunek prawdopodobieństwa i statystyka matematyczna w zadaniach*, cz. II: *Statystyka matematyczna*, Wydawnictwo PWN, Warszawa.
21. Kuczerska, D., Smolaż, K. (2018), *Oferty pracy a oczekiwania potencjalnych pracowników z pokolenia Y i Z*, „Zeszyty Naukowe Politechniki Częstochowskiej”, 31, s. 134–144.
22. Kumari, S., Saini, G K. (2018), *Do instrumental and symbolic factors interact in influencing employer attractiveness and job pursuit intention?*, „Career Development International”, 23(4), s. 444–462.
23. Lušňáková, Z., Lenčěšová, S., Hrdá, V., Šajbidorová, M. (2020), *Innovative Processes Within Communication and Motivation, Work Environment Care and Creativity Support of Human Resources*, „Acta Universitatis Agriculturae et Silviculturae Mendelianae Brunensis”, Vol. 68, No. 2, s. 395–405.
24. Mann, H., Whitney, D. (1947), *On a test of whether one of two random variables is stochastically larger than the other*, „Annals of Mathematical Statistics”, 18(1), s. 50–60.
25. Mikołajczyk-Szewczyk, A., Waligóra, E. (2019), *Zróźnicowanie czynników wpływających na wybór oferty pracy w zależności od wieku kandydata*, w:

- Nauka, badania i doniesienia naukowe. Nauki humanistyczne i społeczne*, Wysoczański T. (red.), t. 2, Idea Knowledge Future, Świebodzice, s. 94–102.
26. Milenović, Z. (2011), *Application of Mann–Whitney U test in research of professional training of primary school teachers*, „Methodological Horizons”, Vol. 6 No. 1, s. 73–79.
27. Orwat-Acedańska, A. (2013), *Wprowadzenie do statystyki odpornej*, w: G. Trzpiot (red.), *Wybrane elementy statystyki odpornej*, Wydawnictwo Uniwersytetu Ekonomicznego, Katowice, s. 7–16.
28. Pandey, J. (2019), *Factors affecting job performance: an integrative review of literature*, „Management Research Review”, Vol. 42 No. 2, s. 263–289.
29. Papoutsoglou, M., Mittas, N., Angelis, L. (2017), *Mining people analytics from stackoverflow job advertisements*, w: *43rd Euromicro Conference on Software Engineering and Advanced Applications (SEAA)*, IEEE, s. 108–115.
30. Puncheva-Michelotti, P., Hudson, S., Jin, G. (2018), *Employer branding and CSR communication in online recruitment advertising*, „Business Horizons”, Vol. 61, No. 4, s. 643–651.
31. Puri, R., Sengupta, P. (2018), *Application of Statistics in Human Resource Management*, w: D. Bhattacharyya (ed.), *Statistical Tools and Analysis in Human Resources Management*, IGI Global, s. 15–37,
32. Robertson, A., Abbey, G. (2010), *Zarządzanie talentami. Wykorzystaj możliwości najzdolniejszych pracowników*, Oficyna Wolters Kluwer Business, Warszawa.
33. Shapiro, S., Wilk, M. (1965), *An Analysis of Variance Test for Normality (Complete Samples)*, „Biometrika”, Vol. 52, No. 3/4, s. 591–611.
34. Sheskin, D. (2000). *Handbook of parametric and nonparametric statistical procedures*, Chapman & Hall/CRC.
35. Sobczyk, M. (2008), *Statystyka*, Wydawnictwo Naukowe PWN, Warszawa.
36. Spear, M. (1952), *Charting Statistics*, McGraw–Hill Book Company, New York.
37. Strzelczyk-Łucka, J., Dewalska-Opitek, A., (2019), *Zarządzanie kompetencjami pracowników o wysokim potencjale a sukces organizacji – relacje a zależności*, w: (red.) Domańska-Szaruga, B., Bombiak, E., *Współczesne wyzwania w zarządzaniu zasobami ludzkimi*, Wydawnictwo Naukowe Uniwersytetu Przyrodniczo-Humanistycznego w Siedlcach, Siedlce, s. 109-126.
38. Tomczak, M., Tomczak, E. (2014), *The need to report effect size estimates revisited. An overview of some recommended measures of effect size*, „Trends in Sport Sciences”, Vol. 1 No. 21, s. 19–25.

39. Wasilewska, E. (2015), *Statystyka matematyczna w praktyce*, Wydawnictwo Difin.
40. Wilcoxon, F. (1945). *Individual Comparisons by Ranking Methods*, „Biometrics Bulletin”, Vol. 1, No. 6, s. 80–83.

4. RELACJE MIĘDZY ZAWODEM WYBRANYM PRZEZ KANDYDATA, A POSIADANYMI PRZEZ NIEGO KOMPETENCJAMI CYFROWYMI

Marek Goliński, Tomasz Stachurski

4.1. Wprowadzenie

Dynamicznie zmieniająca się gospodarka związana jest z koniecznością ciągłego doskonalenia w funkcjonowaniu przedsiębiorstw. Aby przedsiębiorstwo utrzymało konkurencyjną pozycję na rynku, który zdominowany jest przez automatyzację, cyfryzację, Big Data i Przemysł 4.0., konieczne jest sprawne i nowoczesne zarządzanie personelem. Obecnie mniejsze znaczenie na rynku pracy ma wąska specjalizacja i kompetencje wyłącznie techniczne (Segerstrale, 2019, s. 329; Kolmos i in., 2016, s. 391), a dużo ważniejsze jest elastyczne dostosowanie do wymagań innowacyjnych przedsiębiorstw oraz multidyscyplinarność (Hermawati, 2020, s. 199; Cabedo i in., 2018). Konkurencyjność, która rozumiana jest jako potencjał do wykorzystania szans strategicznych do osiągnięcia przewagi rynkowej, w znacznej mierze za podstawę ma zasoby. Ewolucja gospodarki spowodowała, że tradycyjne czynniki wytwórcze, tj. kapitał, maszyny, technologie czy zasoby naturalne, ustępują takim czynnikiem, jak infrastruktura teleinformatyczna i kapitał intelektualny. Od końca XX wieku źródła przewagi przedsiębiorstwa zaczęto opisywać jako powiązanie zasobów i zdolności organizacji i określono je jako kluczowe kompetencje przedsiębiorstwa (Hamel, Prahalad, 1990).

Zmiany w gospodarce i na rynku pracy spowodowały przeobrażenia struktury zapotrzebowania na kompetencje pracowników. Budowanie innowacyjności i efektywności przedsiębiorstw może pozostawać w związku jedynie z potencjałem pracowników o właściwych kompetencjach – zbieżnych z ogólnosiwiatową transformacją cyfrową (Grijpink i in., 2021). Gospodarkę opartą na wiedzy rozwijają pracownicy o zaawansowanych kompetencjach komunikacyjnych i technicznych, wśród których największe znaczenie odgrywają kompetencje cyfrowe (Bughin i in., 2018; Salvi i in., 2020).

Wśród licznych zaleceń Rady Europy, dotyczących kształtowania kompetencji, bardzo duży nacisk kładziony jest na kompetencje cyfrowe. W sytuacji,

kiedy rewolucja technologiczna stawia przed pracownikami wymagania w zakresie rozwoju kompetencji mobilnych i cyfrowych, również systemy oświatowe powinny uwzględniać to w swoich programach, wywierając wpływ na kształcenie, szkolenie i uczenie się, umożliwiając rozwój elastyczniejszych środowisk edukacyjnych. Przywołując zalecenia Rady Europy, należy wskazać, że istotne jest wspieranie i podnoszenie poziomu kompetencji mobilnych oraz cyfrowych na wszystkich etapach kształcenia i szkolenia we wszystkich grupach, w szczególności dotyczy to podnoszenia poziomu opanowania umiejętności podstawowych, tj. rozumienia i tworzenia informacji, rozumowania matematycznego oraz podstawowych umiejętności cyfrowych (*W sprawie kompetencji...*, 2018).

Kontekst kształcenia musi być ściśle powiązany z kompetencjami, które w przyszłości będą umożliwiały podejmowanie i realizowanie zadań w środowisku pracy, i z tego powodu powinny być w pełni elastyczne, umożliwiać mobilność oraz wpisywać się we wszystkie wymagania cyfryzacji.

Kompetencje cyfrowe, wpisujące się w grupę kompetencji kluczowych, których potrzebują – ucząc się przez całe życie – zarówno uczniowie, jak i pracownicy, do samorealizacji i rozwoju osobistego, zatrudnienia czy też do zrównoważonego stylu życia (Ibid., s. 7). Kompetencje cyfrowe powiązane są ściśle z pozostałymi kompetencjami kluczowymi, i jak pozostałe są równie ważne, natomiast najściślej skorelowane pozostają z kompetencjami w zakresie rozumienia i tworzenia informacji. Związek tych dwóch kompetencji przekłada się na zdolność identyfikowania, rozumienia, wyrażania, tworzenia i interpretowania pojęć, uczuć, faktów i opinii w mowie i piśmie, przy wykorzystaniu obrazów, dźwięków i materiałów cyfrowych we wszystkich dziedzinach i kontekstach. Zakłada ona zdolność skutecznego komunikowania się i porozumiewania z innymi osobami we właściwy i kreatywny sposób.

Opisanie kompetencji cyfrowych najczęściej obejmuje cztery podstawowe pojęcia: informację, komunikację, tworzenie treści i rozwiązywanie problemów (*Digital Skills Indicator*, 2016). Natomiast dopowiadając znaczenie tych pojęć, można wymienić: krytyczne i odpowiedzialne korzystanie z technologii cyfrowych, interesowanie się nimi do celów uczenia się, pracy i udziału w społeczeństwie, korzystania z informacji i danych, komunikowanie się oraz współpracę, umiejętność korzystania z mediów, tworzenie treści cyfrowych

(w tym programowanie), bezpieczeństwo (w tym komfort cyfrowy i kompetencje związane z cyberbezpieczeństwem), kwestie dotyczące własności intelektualnej, rozwiązywanie problemów i krytyczne myślenie (Vuorikari i in., 2016; *W sprawie kompetencji...*, 2018, s. 9).

Za Komisją Europejską przytoczyć można wymagania, które związane są z nabyciem kompetencji cyfrowych (*W sprawie kompetencji...*, 2018, s. 9):

- niezbędne jest rozumienie, w jaki sposób technologie cyfrowe mogą pomagać w komunikowaniu się, kreatywności i innowacjach oraz świadomość związanych z nimi możliwości, ograniczeń, skutków i zagrożeń,
- niezbędne jest rozumienie ogólnych zasad, mechanizmów i logiki leżących u podstaw ewoluujących technologii cyfrowych oraz znajomość podstawowych funkcji i korzystanie z różnych rodzajów urządzeń, oprogramowania i sieci,
- niezbędne jest przyjmowanie krytycznego podejścia do trafności, wiarygodności i wpływu informacji i danych udostępnianych drogą cyfrową oraz świadomość prawnych i etycznych zasad związanych z korzystaniem z technologii cyfrowych,
- niezbędna jest zdolność do korzystania z technologii cyfrowych w celu wsparcia aktywnej postawy obywatelskiej i włączenia społecznego, współpracy z innymi osobami oraz kreatywności w realizacji celów osobistych, społecznych i biznesowych,
- niezbędna jest zdolność do korzystania z treści cyfrowych, uzyskiwania do nich dostępu, ich filtrowania, oceny, tworzenia, programowania i udostępniania,
- niezbędna jest zdolność do zarządzania informacjami, treściami, danymi i tożsamościami cyfrowymi oraz do ich ochrony, a także do rozpoznawania i skutecznego wykorzystywania oprogramowania, urządzeń, sztucznej inteligencji lub robotów,
- niezbędne jest korzystanie z technologii i treści cyfrowych przy jednoczesnym refleksyjnym i krytycznym, a zarazem pełnym ciekawości, otwartym i perspektywicznym nastawieniem do ich rozwoju,
- wymagane jest również etyczne, bezpieczne i odpowiedzialne podejście do stosowania narzędzi informatycznych.

Dynamika zmian, która przekształca gospodarkę i społeczeństwo, a wynika z naturalnego rozwoju oraz z nieprzewidzianych wydarzeń, takich jak COVID-19, powoduje, że kompetencje cyfrowe stanowią podstawowe narzędzie wykorzystywane zarówno w komunikacji indywidualnej, jak i we współpracy i współdziałaniu grupowym (Lund i in., 2020). Korzyści wynikające z posiadania kompetencji cyfrowych cechuje wygoda, niezależność od czasu i miejsca, oraz zwiększona różnorodność interakcji w porównaniu do klasycznej komunikacji. Niezależnie od niewątpliwych korzyści wynikających z rozwoju kompetencji cyfrowych, które stymulują kreatywność, krytyczne myślenie, aktywizują procesy myślowe, sprzyjają interkulturalności, interdyscyplinarności, a także przekładają się na oszczędności ekonomiczne (transport, komunikacja, bezpieczeństwo, izolacja itp.), Komisja Europejska zastrzega, że narzędzia cyfrowe nie mogą zastępować podstawowych zajęć, doświadczeń i materiałów klasowych, ale wspierać i podnosić jakość i skuteczność uczenia się oraz zwiększać motywację uczniów i rozumienie przez nich przedstawionych kwestii, a także poprawiać efekty uczenia się (*Konkluzje Rady...*, 2015).

Wykorzystanie kompetencji cyfrowych wynika bezpośrednio z wdrażania strategii cyfrowych i *Industry 4.0.*, wymaga to zatrudniania pracowników o nowych kompetencjach, lub podniesienia – wśród już pracujących – różnych składników kompetencji cyfrowych. Jednym z nich jest gromadzenie i analiza danych, co obejmuje wiedzę z obszarów *Big Data* i *Machine Learning*. Rozwijanie kompetencji cyfrowych (jako kompetencji kluczowej) odnosi się do wszystkich uczących się i pracujących – jak już wcześniej wspomniano – ale wpływa również na pojawienie się nowych specjalistów potrzebnych w obszarach związanych z zarządzaniem informacjami.

Wszelkie procesy dotyczące zarządzania opierają się w dużej mierze na podejmowaniu decyzji. Podstawą podejmowania właściwych decyzji jest informacja, która zwiększa (zmniejsza) wiedzę (niewiedzę) i pozwala podjąć trafne – ze względu na stopień realizacji celów – decyzje.

Nie zawsze ilość informacji jest wystarczająca do podjęcia decyzji, może to być powodem braku czasu lub pieniędzy, potrzebnych do pozyskania informacji, lub niedostępnością informacji. W takich sytuacjach konieczne jest stawianie,

a następnie testowanie hipotez. Weryfikacja hipotez stanowi nie tylko element twórczego myślenia i podstawy opracowania twierdzeń naukowych, ale jest elementem badań naukowych i praktyki gospodarczej. Stawiając hipotezę, badacz albo decydując dokonuje pewnego „przypuszczenia” na temat interesującego zdarzenia, cechy czy procesu (Leszek, 2013).

W niniejszym rozdziale zostaną zweryfikowane hipotezy o istnieniu zależności między grupą zawodową kandydata do pracy a posiadaniem przez niego wybranych umiejętności cyfrowych: podstawowej obsługi komputera oraz znajomości pakietów biurowych. Przynależność do grupy zawodowej oraz posiadanie umiejętności są zmiennymi nominalnymi. W związku z tym, w celu weryfikacji hipotez zostanie zastosowany test niezależności χ^2 (chi-kwadrat). Poniżej przedstawiono problematykę badań dotyczących zmiennych o charakterze nominalnym oraz opis i zasady stosowania testu niezależności χ^2 .

4.2. Metodologia

Problem zależności jest jednym z najistotniejszych zagadnień w nauce. Zależność określana jest również synonimicznie jako korelacja (łac. *co* – razem, łącznie; *relatio* – związek, relacja), asocjacja (łac. *accociatio* – połączenie), związek i relacja. O zależności między zjawiskami możemy mówić, gdy wraz ze zmianą pewnych kategorii jednej ze zmiennej zmieniają się również kategorie drugiej zmiennej (Fronkfort-Nachmias i Nachmias, 2001, s. 406). W tej części opracowania przedstawiono wybrane metody statystyczne służące do badania zależności pomiędzy dwiema zmiennymi jakościowymi. Omówiono założenia teoretyczne i sposób przeprowadzenia testów niezależności oraz metody pomiaru siły związku pomiędzy zmiennymi nominalnymi.

4.3. Analiza zależności zmiennych nominalnych

Nominalny poziom pomiaru zmiennych to sposób pomiaru zmiennych, w którym występują dwie lub więcej kategorii cechy, pomiędzy którymi występują relacje równości lub różności. Dla zmiennych nominalnych nie ma możliwości uporządkowania wariantów w kolejności rosnącej lub malejącej ze względu na natężenie cechy, ani tym bardziej wyznaczenia odległości pomiędzy poszczególnymi wariantami (Gatnar i Walesiak, 2004, s. 19–24).

Przykładami zmiennych nominalnych są m.in. płeć, miejscowość zamieszkania, kierunek wykształcenia, wykonywany zawód, posiadanie określonych kwalifikacji itp.

W celu badania zależności dwóch zmiennych jakościowych konstruuje się tabele kontyngencji określane również jako tabele (tablice) krzyżowe, tabele wielodzielcze lub tabele wielowymiarowe. Dwuwymiarową tablicą kontyngencji nazywamy tablicę złożoną z r wierszy i c kolumn. Liczba wierszy r odpowiada liczbie wariantów pierwszej z analizowanych cech, zaś liczba kolumn c jest równa liczbie wariantów drugiej z badanych zmiennych. Wewnątrz tablicy kontyngencji umieszcza się liczebności jednoczesnego wystąpienia i -tej kategorii cechy X i j -tej kategorii cechy Y . Taki sposób prezentacji materiału statystycznego pozwala na badanie asocjacji pomiędzy zmiennymi. Schemat tablicy kontyngencji skonstruowanej dla zmiennej X o r wariantach oraz zmiennej Y o c wariantach przedstawia tabela 4.1.

Tabela 4.1.

Schemat tablicy kontyngencji

		Kolumny (warianty zmiennej Y)				Liczebności brzegowe wierszy
		1	2	...	c	
Wiersze (warianty zmiennej X)	1	n_{11}	n_{12}	...	n_{1c}	$n_{1\cdot}$
	2	n_{21}	n_{22}	...	n_{2c}	$n_{2\cdot}$
	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
	r	n_{r1}	n_{r2}	...	n_{rc}	$n_{r\cdot}$
Liczebności brzegowe kolumn		$n_{\cdot 1}$	$n_{\cdot 2}$...	$n_{\cdot c}$	$n_{\cdot\cdot} = N$

Źródło: opracowanie własne

Liczebność n_{ij} wewnątrz tablicy wielodzielczej (gdzie $i=1, \dots, r, j=1, \dots, c$) oznacza liczbę obiektów (np. osób), które można opisać jednocześnie za pomocą i -tej kategorii cechy X i j -tej kategorii cechy Y . Ostatnią kolumnę tabeli krzyżowej stanowią liczebności brzegowe wierszy, które informują o liczbie wystąpień każdego z wariantów cechy X (niezależnie od wariantu cechy Y). Natomiast w ostatnim wierszu tabeli krzyżowej zapisywane są liczebności brzegowe kolumn, czyli rozkład wystąpień każdej z kategorii cechy Y (niezależnie od wariantu cechy X). Suma liczebności brzegowych wierszy jak również

suma liczebności brzegowych kolumn jest równa sumie wszystkich badanych obiektów, co formalnie można zapisać za pomocą poniższego równania:

$$\sum_{i=1}^r n_{i\bullet} = \sum_{j=1}^c n_{\bullet j} = N. \quad (4.1)$$

W przypadku, gdy obie analizowane zmienne są dychotomiczne (tzn. przyjmują tylko dwa warianty), tablica kontyngencji ma wymiary 2×2 . Jeśli badany jest związek między więcej niż dwiema zmiennymi, wówczas możliwe jest konstruowanie wielowymiarowych tablic kontyngencji o trzech wymiarach: $r \times c \times h$.

4.3.1. Testy niezależności dwóch zmiennych nominalnych

W teorii współzależności wymienia się dwa rodzaje związków pomiędzy zmiennymi. Pierwszym z nich jest związek funkcyjny, czyli taki, w którym zmiana jednej zmiennej powoduje ściśle określoną zmianę drugiej zmiennej (z zależnościami takiego typu mamy do czynienia w analizie matematycznej). Drugim rodzajem jest związek stochastyczny polegający na tym, że zmianie jednej zmiennej towarzyszy jednoczesna zmiana rozkładu prawdopodobieństwa drugiej zmiennej. W praktyce oznacza to, że w przypadku zależności stochastycznych wpływ jednej zmiennej na drugą jest częściowo uwarunkowany wpływem czynników losowych. Zależności stochastyczne można podzielić na zależności przyczynowo-skutkowe, czyli takie w których pomiędzy zmiennymi istnieje logiczny związek oraz zależności iluzoryczne, w przypadku których występuje współbieżność pewnych zjawisk, natomiast nie ma pomiędzy nimi bezpośredniej relacji przyczyna-skutek (Sobczyk, 2008, s. 220–221).

Najpopularniejszym narzędziem służącym do badania zależności pomiędzy zmiennymi jakościowymi jest statystyka chi-kwadrat. Hipoteza zerowa testu niezależności chi-kwadrat głosi, że nie występują żadne związki pomiędzy badanymi zmiennymi X i Y , wobec hipotezy alternatywnej stanowiącej, że pomiędzy tymi zmiennymi występuje pewna zależność. Z punktu widzenia badacza tak postawiona hipoteza zerowa jest mało interesująca, stąd też zazwyczaj będzie on dążyć do jej podważenia na rzecz hipotezy alternatywnej poprzez wykazanie znaczących różnic między badanymi elementami. Test niezależności chi-kwadrat opiera się na porównaniu zaobserwowanych liczebności zapisanych

w tabeli kontyngencji z liczebnościami oczekiwanymi przy przyjęciu założenia o niezależności. Formalnie dwa zdarzenia A i B nazywamy niezależnymi, jeśli spełniony jest poniższy warunek:

$$P(A \cap B) = P(A) \cdot P(B). \quad (4.2)$$

Oznacza to, że prawdopodobieństwo iloczynu zdarzeń jest równe iloczynowi ich prawdopodobieństw.

Statystyka χ^2 dana jest poniższym wzorem (Sobczyk, 2008, s. 228):

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^c \frac{(n_{ij} - \hat{n}_{ij})^2}{\hat{n}_{ij}} = \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^c \tilde{r}_{ij}^2, \quad (4.3)$$

gdzie:

n_{ij} – liczebność empiryczna w i -tym wierszu i j -tej kolumnie tablicy kontyngencji;

\hat{n}_{ij} – liczebność teoretyczna wyznaczona przy założeniu niezależności zmiennych. Liczebności teoretyczne wyznacza się jako iloczyn częstości wystąpienia i -tej i j -tej kategorii cechy oraz całkowitej liczebności próby, co można zapisać w poniższy sposób:

$$\hat{n}_{ij} = p_{i \cdot} \cdot p_{\cdot j} \cdot n. \quad (4.4)$$

W tym wypadku $p_{i \cdot} = \frac{n_{i \cdot}}{n}$ jest częstością wystąpienia i -tej kategorii cechy X , którą wyznacza się jako iloraz liczebności brzegowej i -tego wiersza i całkowitej liczebności próby, natomiast $p_{\cdot j} = \frac{n_{\cdot j}}{n}$ jest częstością wystąpienia j -tej kategorii cechy Y , którą wyznacza się jako iloraz liczebności brzegowej j -tej kolumny i całkowitej liczebności próby;

\tilde{r}_{ij} – różnice między liczebnościami empirycznymi i teoretycznymi (reszty według formuły Pearsona), obliczane w następujący sposób:

$$\tilde{r}_{ij} = \frac{n_{ij} - \hat{n}_{ij}}{\sqrt{\hat{n}_{ij}}}. \quad (4.5)$$

Przy założeniu prawdziwości hipotezy zerowej statystyka χ^2 ma asymptotyczny rozkład χ^2 z k stopniami swobody, gdzie:

$$k = (r-1)(c-1). \quad (4.6)$$

Statystyka χ^2 przyjmuje wyłącznie wartości nieujemne z przedziału $\left[0, n\sqrt{(r-1)(c-1)}\right]$, przy czym wartość zero otrzymywana jest niezwykle rzadko, wyłącznie w przypadku, gdy wszystkie liczebności empiryczne są równe liczebnościom teoretycznym, zaś wartość maksymalną statystyki otrzymuje się w przypadku zależności funkcyjnej. Obszar krytyczny¹ testu chi-kwadrat jest prawostronny, co oznacza, iż duże rozbieżności pomiędzy liczebnościami zaobserwowanymi w poszczególnych komórkach tablicy kontyngencji, a liczebnościami teoretycznymi, świadczą o występowaniu istotnej zależności między zmiennymi. Hipotezę zerową o niezależności zmiennych odrzucamy, gdy p -wartość² testu jest mniejsza lub równa założonemu poziomowi istotności α .

Test niezależności chi-kwadrat stosowany jest zazwyczaj do pomiaru związku cech nominalnych, aczkolwiek może zostać wykorzystany także do badania niezależności cech porządkowych lub ilościowych (po wcześniejszym skategoryzowaniu zmiennych). Założeniem testu χ^2 jest duża liczebność próby. W szczególności należy dokonać podziału na kategorie obu cech tak, aby wszystkie liczebności wewnątrz tablicy spełniały warunek: $n_{ij} \geq 5$ (Sobczyk, 2008, s. 228). W przypadku wystąpienia klas o mniejszej liczebności zaleca się połączenie za pomocą spójnika alternatywy dwóch lub większej liczby wariantów w jeden wariant.

Teoretyczny rozkład zmiennej losowej χ^2 jest rozkładem ciągłym, zaś wartości statystyki χ^2 obliczonej za pomocą formuły (4.3) przyjmują jedynie wartości dyskretne i mają nieregularne skokowe rozkłady. W celu poprawienia „jakości” statystyki chi-kwadrat Yates (1934) zaproponował wprowadzenie poprawki na ciągłość, która zakłada, że moduł różnic między liczebnościami teoretycznymi a empirycznymi przed podniesieniem do kwadratu, pomniejszany jest o wartość 0,5:

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^c \frac{(|n_{ij} - \hat{n}_{ij}| - 0,5)^2}{\hat{n}_{ij}}. \quad (4.7)$$

1 Pojęcie obszaru krytycznego zostało zdefiniowane w rozdziale 3.2.2.

2 P -wartość jest prawdopodobieństwem otrzymania wyniku w próbie, który w danym lub w jeszcze większym stopniu będzie odchyłony w kierunku określonym w hipotezie alternatywnej, czyli w przypadku testu niezależności – w kierunku występowania zależności. Formalna definicja p -wartości została przedstawiona w rozdziale 3.2.2.

Korekta ta obniża wartość statystyki χ^2 , tym samym zmniejsza moc testu ale chroni przed zbyt pochopnym odrzuceniem hipotezy o niezależności zmiennych. Stosowanie poprawki Yatesa wzbudza kontrowersje wśród statystyków (King, Minium, 2009, s. 474–475; Brzezińska, 2015, s. 22–23), aczkolwiek obecnie poprawka ta jest uwzględniana w wielu pakietach statystycznych, zwłaszcza gdy liczebności empiryczne w tablicy kontyngencji są mniejsze niż 5 (IBM, 2013, s. 151; R Core Team, 2020).

4.3.2. Pomiar siły zależności zmiennych nominalnych

Przeprowadzenie testu niezależności chi-kwadrat pozwala jedynie na stwierdzenie, czy zależność pomiędzy zmiennymi jest istotna statystycznie. Wartość statystyki testowej nie informuje jednak wprost o sile tej zależności, a jej kres górny jest uwarunkowany liczebnością próby oraz wymiarami tablicy kontyngencji. Dlatego do oceny siły zależności wykorzystuje się jeden ze wskaźników wielkości efektu. Mierniki te informują wyłącznie o sile związku, nie informują natomiast o kierunku zależności. Przedstawione w tym podrozdziale mierniki przyjmują wartości z przedziału $[0, 1]$. Są to współczynniki: Yule'a, V Cramera, T Czuprowa i C Pearsona, które są zależne od statystyki chi-kwadrat oraz wymiarów tablicy kontyngencji i liczby obserwacji. Służą do określenia siły zależności, dlatego zostały nazywane wskaźnikami siły. Wartości bliskie zero świadczą o braku zależności, a im wartość jest bliższa jedności, tym siła badanej zależności większa. Interpretacja siły zależności na podstawie miernika stanowi subiektywną ocenę badacza i zależy od przedmiotu badania, aczkolwiek dokonując oceny siły zależności w naukach społecznych, można kierować się poniższymi ogólnymi zaleceniami, które przedstawia tabela 4.2 (Cohen, 1988, s. 224–226).

Tabela 4.2.

Interpretacja wielkości efektu w teście niezależności chi-kwadrat

Wartość miernika	Interpretacja
$[0;0,1)$	bardzo niewielka zależność lub brak zależności
$[0,1; 0,3)$	słaba zależność
$[0,3;0,5)$	umiarkowana zależność
$[0,5;1]$	wysoka zależność

Źródło: opracowanie własne

W literaturze wymienia się cztery podstawowe mierniki wielkości efektu dla statystyki χ^2 (Sobczyk, 2008, s. 245–250):

– **współczynnik φ Yule’a**, wykorzystywany w przypadku tablic 2×2 :

$$\varphi = \sqrt{\frac{\chi^2}{n}} \in [0,1], \quad (4.8)$$

– **współczynnik kontyngencji V Cramera** – wykorzystywany w przypadku tablic o dowolnych wymiarach:

$$V = \sqrt{\frac{\chi^2}{n \cdot \min(r-1, c-1)}} \in [0,1], \quad (4.9)$$

– **współczynnik zbieżności T Czuprowa** – wykorzystywany w przypadku tablic o dowolnych wymiarach:

$$T = \sqrt{\frac{\chi^2}{n\sqrt{(r-1)(c-1)}}} \in [0,1], \quad (4.10)$$

Dla tablic symetrycznych współczynnik V Cramera jest zbieżny ze współczynnikiem T Czuprowa, natomiast w przypadku tablic prostokątnych zachodzi relacja: $V > T$.

– **współczynnik kontyngencji C Pearsona** – wykorzystywany w przypadku tablic o wymiarach lub większych (niekoniecznie symetrycznych):

$$C = \sqrt{\frac{\chi^2}{\chi^2 + n}} = \sqrt{\frac{\varphi^2}{\varphi^2 + 1}} \in [0, C_{max}]. \quad (4.11)$$

Kres górny współczynnika kontyngencji C Pearsona jest zależny od liczby wierszy i kolumn w tablicy wielodzielnej. Wartość C_{max} wyznaczana jest następująco:

- dla tablic prostokątnych:

$$C_{max} = \frac{\sqrt{\frac{c-1}{c}} + \sqrt{\frac{r-1}{r}}}{2}, \quad (4.12)$$

- dla tablic kwadratowych:

$$C_{max} = \sqrt{\frac{c-1}{c}} = \sqrt{\frac{r-1}{r}}. \quad (4.13)$$

Stąd wartość **skorygowanego współczynnika C Pearsona** jest dana wzorem:

$$C_{kor} = \frac{C}{C_{max}} . \quad (4.14)$$

Dla kwadratowych tablic kontyngencji o wymiarach 2×2 mierniki siły zależności cech niemierzalnych Yule'a, Cramera i Czuprowa są sobie równe: $\varphi = V = T$.

4.4. Wyniki analiz

Przedstawione metody analizy zależności dla cech nominalnych zostały zastosowane do analizy relacji między kategorią zawodu kandydata a kształtowaniem się wybranych kompetencji cyfrowych. W ramach tego podrozdziału dokonano krótkiego opisu zbioru danych wykorzystanego w analizie oraz zaprezentowano dwa przykłady empiryczne.

4.4.1. Charakterystyka zbioru danych

Przykład empiryczny został przygotowany z uwzględnieniem danych zgromadzonych na platformie *system.zawodowcy.org*. Pierwotny zbiór zawierał dane o 2601 kandydatach. Spośród nich wyodrębniono podzbiór kandydatów będących uczniami przedostatnich i ostatnich klas techników oraz szkół branżowych. Z analiz wykluczono kandydatów spoza województwa wielkopolskiego. W bazie danych dostępne są informacje o zawodzie, w którym kształci się kandydat. Kandydaci zostali podzieleni na grupy na podstawie zawodu zgodnie z klasyfikacją obszarów kształcenia, zawartą w załączniku do *Rozporządzenia Ministra Edukacji Narodowej z dnia 13 marca 2017 r. w sprawie klasyfikacji zawodów szkolnictwa zawodowego* (Dz.U. poz. 622 i 2356). Klasyfikacja ta wyróżnia osiem obszarów kształcenia³:

- administracyjno-usługowy (AU),
- budowlany (BD),
- elektryczno-elektroniczny (EE),

3 Poczynwszy od roku szkolnego 2019/2020, dla roczników rozpoczynających naukę w klasie I: branżowej szkoły pierwszego stopnia, szkoły policealnej, w dotychczasowym cztero- lub pięcioletnim technikum obowiązuje nowa struktura klasyfikacji zawodów stanowiąca załącznik nr 2 do Rozporządzenia Ministra Edukacji Narodowej z dnia 19 lutego 2019 r. w sprawie ogólnych celów i zadań kształcenia w zawodach szkolnictwa branżowego oraz klasyfikacji zawodów szkolnictwa branżowego (Dz.U. 2019 poz. 316). Klasyfikacja zamiast dotychczasowego podziału na osiem obszarów kształcenia kategoryzuje zawody na 32 branże.

- mechaniczny i górniczo-hutniczy (MG),
- rolniczo-leśny z ochroną środowiska (RL),
- turystyczno-gastronomiczny (TG),
- medyczno-społeczny (MS),
- artystyczny (ST).

Rozkład liczebności kandydatów wg kategorii zawodów po usunięciu obserwacji z brakami danych przedstawia tabela 4.3.

Tabela 4.3.

Rozkład liczebności kandydatów według obszaru kształcenia

Obszar kształcenia	Liczba kandydatów
Administracyjno-usługowy (AU)	1152
Budowlany (BD)	15
Elektryczno-elektroniczny (EE)	1055
Mechaniczny i górniczo-hutniczy (MG)	74
Rolniczo-leśny z ochroną środowiska (RL)	12
Turystyczno-gastronomiczny (TG)	24
Medyczno-społeczny (MS)	0
Artystyczny (ST)	0

Źródło: opracowanie własne

Można zaobserwować, że większość kandydatów, których kompetencje są przedmiotem analiz, kształci się w obszarze administracyjno-usługowym⁴ lub elektryczno-elektronicznym⁵. Ze względu na bardzo małą liczbę kandydatów z pozostałych obszarów zostali oni wykluczeni z dalszych analiz. Tym samym z pierwotnego zbioru wyodrębniono finalnie podzbiór 2206 kandydatów.

Celem przeprowadzonej analizy jest zbadanie, czy istnieje związek pomiędzy kategorią zawodu kandydata a kształtowaniem się wybranych kompetencji cyfrowych. Analiza opiera się na samoocenie umiejętności, dokonanej przez kandydatów zarejestrowanych w systemie. Kandydat ma możliwość oceny swojego poziomu kompetencji na pięciostopniowej skali. Brak oceny potraktowano jako

4 Obszar administracyjno-usługowy obejmuje zawody: fryzjer, technik analityk, technik ekonomista, technik fotografii i multimedii, technik grafiki i poligrafii cyfrowej, technik handlowiec, technik logistyki, technik logistyki, technik organizacji reklamy, technik spedytor, technik usług fryzjerskich.

5 Obszar elektryczno-elektroniczny obejmuje zawody: elektromechanik, elektryk, technik budownictwa, technik elektroniki, technik elektryki, technik informatyki, technik mechatroniki, technik teleinformatyki, technik tyfłoinformatyki.

brak określonej kompetencji, natomiast samoocenę kompetencji na co najmniej pierwszym poziomie potraktowano w analizie jako potwierdzenie posiadania określonej kompetencji przez kandydata. Do analizy kształtowania się kompetencji cyfrowych wybrano dwie kompetencje będące zbiorem wybranych umiejętności i obszarów wiedzy kandydatów:

- **podstawowa obsługa komputera** – w której do umiejętności składowych zaliczono znajomość systemów operacyjnych Windows oraz podstawową wiedzę z informatyki,
- **znajomość pakietów biurowych** – w której jako umiejętności składowe przyjęto znajomość pakietów MS Office lub OpenOffice, znajomość programu MS Excel oraz MS Power Point.

Powyższe zmienne traktowane są jako dychotomiczne, czyli takie, które przyjmują tylko dwie wykluczające się kategorie:

- 0, jeśli kandydat nie posiada danej kompetencji (kandydat nie posiada żadnej ze składowych umiejętności),
- 1, jeśli kandydat posiada daną kompetencję (jeśli kandydat deklaruje posiadanie co najmniej jednej ze składowych umiejętności).

4.4.2. Implementacja metod analizy zależności do badania wpływu kategorii zawodów na poziom kompetencji cyfrowych

Omówione w podrozdziale 4.3 metody zostały zaimplementowane do zbadania zależności między wybranymi kompetencjami cyfrowymi a kategoriami zawodów kandydatów.

Pierwszy z zaprezentowanych w rozdziale przykładów dotyczy badania wpływu kategorii zawodów na kompetencję podstawowej obsługi komputera. Tabela 4.4 jest tablicą kontyngencji, przedstawiającą rozkład liczebności kandydatów względem dwóch zmiennych: kategorii zawodów oraz posiadania kompetencji podstawowej obsługi komputera. Tablica kontyngencji dzieli zatem badaną zbiorowość kandydatów na cztery rozłączne kategorie:

- kandydaci o zawodzie administracyjno-usługowym, **posiadający** kompetencję podstawowej obsługi komputera,
- kandydaci o zawodzie administracyjno-usługowym, **nieposiadający** kompetencji podstawowej obsługi komputera,

- kandydaci o zawodzie elektryczno-elektronicznym, **posiadający** kompetencję podstawowej obsługi komputera,
- kandydaci o zawodzie elektryczno-elektronicznym, **nieposiadający** kompetencji podstawowej obsługi komputera.

Z tabeli kontyngencji można odczytać m.in., że 1152 kandydatów kształci się w zawodzie administracyjno-usługowym (suma liczebności w pierwszym wierszu), a 1054 kandydatów w zawodzie elektryczno-elektronicznym. Widać także, jaka jest liczba osób posiadających i nieposiadających badane kompetencje (sumy liczebności w pierwszej i drugiej kolumnie tabeli). Z wnętrza tabeli kontyngencji można uzyskać więcej konkretnych informacji, np., że 507 kandydatów o profilu elektryczno-elektronicznym deklaruje posiadanie kompetencji obsługi komputera. W nawiasach umieszczono informacje o procencie liczebności danej komórki w liczebności całej badanej zbiorowości kandydatów.

Tabela 4.4.

Rozkład samooceny kandydatów względem kategorii zawodów oraz posiadania kompetencji podstawowej obsługi komputera

Kategoria zawodów	podstawowa obsługa komputera – TAK	podstawowa obsługa komputera – NIE	Ogółem
administracyjno-usługowe	78 (3,5%)	1074 (48,7%)	1152 (52,2%)
elektryczno-elektroniczne	507 (23,0%)	547 (24,8%)	1054 (47,8%)
Ogółem	585 (26,5%)	1621 (73,5%)	2206 (100,0%)

Źródło: opracowanie własne

Aby stwierdzić, czy posiadanie kompetencji obsługi komputera jest związane z kategorią zawodów kandydatów, należy przeprowadzić test niezależności chi-kwadrat. Na podstawie tabeli z liczebnościami empirycznymi możliwe jest określenie, jakich liczebności w poszczególnych komórkach tabeli powinno się oczekiwać w przypadku, gdy obie badane zmienne w populacji byłyby wzajemnie niezależne.

W przypadku prawdziwości hipotezy zerowej, czyli gdyby posiadanie kompetencji obsługi komputera było niezależne od kategorii zawodów kandydatów, należałoby oczekiwać, że proporcje osób z kompetencją obsługi komputera oraz

osób nieposiadających tej kompetencji powinny być w przybliżeniu jednakowe w każdej kategorii zawodów. Ilustruje to tabela 4.5. Spośród wszystkich kandydatów 26,5% z nich posiada kompetencję obsługi komputera, więc jeśli posiadanie tej kompetencji jest niezależne od kategorii zawodów, to takiego odsetka należałoby oczekiwać w każdej grupie zawodowej (tabela 4.5, kolumna druga). Analogicznie, odsetek osób ogółem nieposiadających tej kompetencji – 73,5% powinien być jednakowy w każdej grupie zawodowej (tabela 4.5, kolumna trzecia).

Tabela 4.5.

Proporcje oczekiwane kandydatów w ramach poszczególnych kategorii zawodów w podziale na poziom kompetencji podstawowej obsługi komputera

Kategoria zawodów	podstawowa obsługa komputera – TAK	podstawowa obsługa komputera – NIE
administracyjno-usługowe	$p_e=26,5\%$	$p_e=73,5\%$
elektryczno-elektroniczne	$p_e=26,5\%$	$p_e=73,5\%$
Ogółem	$585/2206=26,5\%$	$1621/2206=73,5\%$

Źródło: opracowanie własne

Na podstawie proporcji oczekiwanych można łatwo wyznaczyć liczebności oczekiwane kandydatów dla poszczególnych komórek. Otrzymywane są one jako iloczyn proporcji oczekiwanych oraz całkowitej liczby kandydatów z danej kategorii zawodów (sumy w wierszach). Liczebności oczekiwane przy hipotezie głoszącej niezależność kształtowania się kompetencji przedstawia tabela 4.6.

Tabela 4.6.

Liczebności oczekiwanych kandydatów w ramach poszczególnych kategorii zawodów w podziale na poziom kompetencji podstawowej obsługi komputera

Kategoria zawodów	podstawowa obsługa komputera – TAK	podstawowa obsługa komputera – NIE	Ogółem
administracyjno-usługowe	$26,5\% \times 1152 = 305,5$	$73,5\% \times 1152 = 846,5$	1152 (52,2%)
elektryczno-elektroniczne	$26,5\% \times 1054 = 279,5$	$73,5\% \times 1054 = 774,5$	1054 (47,8%)
Ogółem	585 (26,5%)	1621 (73,5%)	2206 (100,0%)

Źródło: opracowanie własne

Przykładowo dla komórki reprezentującej kandydatów o zawodzie administracyjno-usługowym, posiadających kompetencję obsługi komputera, liczebność oczekiwana powinna wynieść $26,5\% \times 1152 = 305,5$ – jest to iloczyn odsetka osób w badanej zbiorowości posiadających kompetencję obsługi komputera (26,5%) oraz liczby kandydatów o zawodzie administracyjno-usługowym (1152). Test niezależności chi-kwadrat opiera się na porównaniu liczebności empirycznych, czyli faktycznie zaobserwowanych w badanej zbiorowości (tabela 4.4) z liczebnościami oczekiwanymi, które powinny wystąpić w przypadku wzajemnej niezależności zmiennych (tabela 4.6). Liczebności te porównywane są poprzez wyznaczenie reszt Pearsona (zob. wzory 4.3 oraz 4.5). Różnice te przedstawia tabela 4.7.

Tabela 4.7.

Różnice według formuły Pearsona między liczebnościami empirycznymi i oczekiwanymi kandydatów w ramach poszczególnych kategorii zawodów w podziale na poziom kompetencji podstawowej obsługi komputera

Kategoria zawodów	podstawowa obsługa komputera – TAK	podstawowa obsługa komputera – NIE
administracyjno-usługowe	$\left(\frac{78 - 305,5}{\sqrt{305,5}}\right)^2$	$\left(\frac{1074 - 846,5}{\sqrt{846,5}}\right)^2$
elektryczno-elektroniczny	$\left(\frac{507 - 279,5}{\sqrt{279,5}}\right)^2$	$\left(\frac{547 - 774,5}{\sqrt{774,5}}\right)^2$

Źródło: opracowanie własne

Statystyka χ^2 zgodnie z formułą (4.3) obliczana jest jako suma kwadratów reszt Pearsona, zawartych w tabeli 4.7. Podsumowanie testu niezależności chi-kwadrat zaprezentowano w tabeli 4.8.

Tabela 4.8.

Podsumowanie testu niezależności chi-kwadrat, przeprowadzonego dla zmiennych kategoria zawodów oraz poziom kompetencji podstawowej obsługi komputera

	Wartość statystyki χ^2	Liczba stopni swobody	P-wartość
Test niezależności chi-kwadrat	480,4	1	0,0000

Źródło: opracowanie własne

P -wartość⁶ w teście niezależności chi-kwadrat o jednym stopniu swobody (zob. wzór 4.6) jest mniejsza niż 0,0001, co świadczy o tym, że z prawdopodobieństwem większym niż 99,99% rozkład liczebności osób posiadających kompetencję obsługi komputera w grupach kandydatów o różnej kategorii zawodów nie jest przypadkowy. Za pomocą testu niezależności chi-kwadrat możliwe jest jedynie stwierdzenie występowania istotnej statystycznie zależności. Do oceny siły tej zależności stosuje się jeden z mierników wielkości efektu zaprezentowanych w podrozdziale 4.3.2. W przypadku tablic kontyngencji o wymiarach 2×2 do pomiaru siły związku stosowany jest współczynnik stosowany jest φ Yule'a dany wzorem (4.8). Dla analizowanej zależności między kategorią zawodów kandydatów a posiadaniem kompetencji obsługi komputera otrzymano następującą wartość tego współczynnika:

$$\varphi = \sqrt{\frac{480,4}{2206}} \approx 0,468.$$

Powyższa wartość świadczy o umiarkowanej sile zależności (zob. rozdz. 4.3.2) pomiędzy kategorią zawodu kandydata a posiadaniem kompetencji podstawowej obsługi komputera.

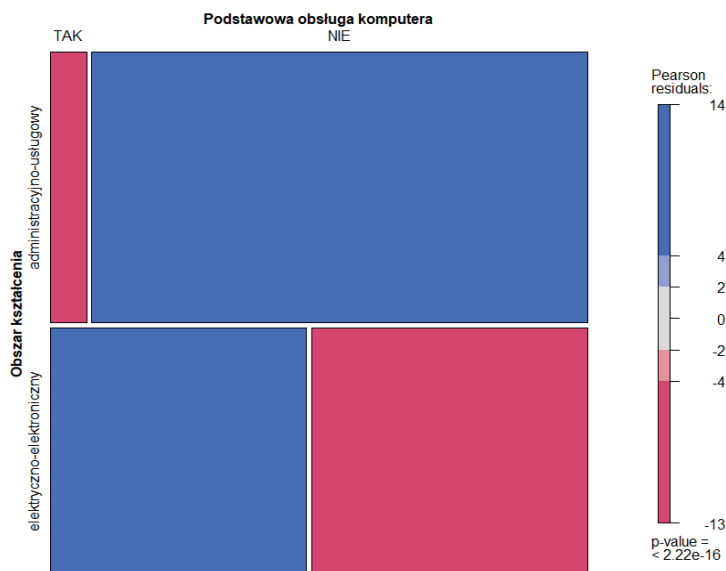
W celu graficznej prezentacji liczebności w tablicy kontyngencji stosuje się wykres mozaikowy (Hartigan i Kleiner, 1984; Theus, 1997). Wykres mozaikowy złożony jest z prostokątnych płytek, których pola są proporcjonalne do liczebności empirycznych n_{ij} , znajdujących się w tablicy kontyngencji. Rysunek 4.1 stanowi wizualizację liczebności tablicy kontyngencji zawartych w tabeli 4.4. Wykres ten złożony jest z czterech płytek – rozmiar każdej z nich jest proporcjonalny do liczebności w odpowiedniej komórce tablicy wielodzielczej. Płytki w pierwszym wierszu są wizualizacją rozkładu liczebności kandydatów o zawodzie administracyjno-usługowym, natomiast płytki w drugim wierszu odzwierciedlają rozkład liczby kandydatów o zawodzie elektryczno-elektronicznym. Wysokości obu rzędów płytek są uzależnione od liczby kandydatów o danym profilu. Kandydaci o profilu administracyjno-usługowym stanowią ponad 52% badanych osób, dlatego pierwszy rząd płytek charakteryzuje się nieco większą wysokością niż drugi rząd. Pierwsza

6 Pojęcie p -wartości testu statystycznego zostało szerzej omówione w rozdziale 3.2.2.

z płytek w pierwszym rzędzie reprezentuje liczbę osób posiadających kompetencję obsługi komputera w grupie kandydatów o zawodzie administracyjno-usługowym, natomiast druga płytka w tym rzędzie przedstawia kandydatów nieposiadających tej kompetencji. Szerokości tych płytek są proporcjonalne do odsetka osób (nie)posiadających tej kompetencji w grupie kandydatów o zawodzie administracyjno-usługowym. Widoczne są duże różnice w szerokościach tych płytek, ponieważ tylko 78 kandydatów w tej grupie zawodowej spośród 1152 deklaruje tę kompetencję. W drugim rzędzie płytek reprezentującym osoby o profilu elektryczno-elektronicznym szerokości obu płytek są podobne, ponieważ proporcje osób deklarujących posiadanie kompetencji obsługi komputera i jej nieposiadających są zbliżone.

Kolory płytek odnoszą się do różnic między liczebnościami empirycznymi a teoretycznymi w tablicy kontyngencji. Kolorem czerwonym oznaczono płytki o ujemnych różnicach – są to takie komórki tablicy, w których liczebności empiryczne są mniejsze od teoretycznych. Przykładowo, czerwony kolor płytki w pierwszym rzędzie oznacza, że liczba kandydatów o zawodzie administracyjno-usługowym, potrafiących obsługiwać komputer, jest mniejsza niż liczebność oczekiwana w przypadku braku wpływu kategorii zawodów na kształtowanie się tej kompetencji. Niebieski kolor płytki występuje w sytuacji, gdy liczebności empiryczne są większe od oczekiwanych. Niebieska płytka w drugim rzędzie oznacza zatem, że liczba osób w grupie kandydatów o profilu elektryczno-elektronicznym jest większa od liczebności, która powinna wystąpić, gdyby posiadanie tej kompetencji i grupa zawodowa były wzajemnie niezależne. Intensywność koloru płytki jest tym większa, im większe są rozbieżności między liczebnościami empirycznymi a teoretycznymi. W przypadku niezależności zmiennych płytki na wykresie oznaczane są kolorem szarym.

Drugi przykład badania wpływu kategorii zawodów na kształtowanie się kompetencji cyfrowych dotyczy znajomości pakietów biurowych. Rozkład liczebności kandydatów względem posiadania kompetencji obsługi pakietów biurowych przedstawia tabela 4.9. W nawiasach umieszczono informację o stosunku liczebności danej komórki do liczby wszystkich kandydatów.



Rysunek 4.1.

Wykres mozaikowy dla tablicy kontyngencji rozkładu względem kategorii zawodów oraz posiadania kompetencji podstawowej obsługi komputera

Źródło: opracowanie własne

Tabela 4.9.

Rozkład liczebności empirycznych kandydatów względem kategorii zawodów oraz posiadania kompetencji obsługi pakietów biurowych

Kategoria zawodów	obsługa pakietów biurowych – TAK	obsługa pakietów biurowych – NIE	Ogółem
administracyjno-usługowe	84 (3,8%)	1068 (48,4%)	1152 (52,2%)
elektryczno-elektroniczny	56 (2,5%)	998 (45,2%)	1054 (47,8%)
Ogółem	140 (6,3%)	2066 (93,7%)	2206 (100,0%)

Źródło: opracowanie własne

Z powyższej tabeli można odczytać, że tylko niewielki odsetek kandydatów (6,3%) deklaruje znajomość pakietów biurowych. We wnioskowaniu, w zakresie umiejętności deklarowanych przez uczniów, należy uwzględnić aspekt samoświadomości uczniów w zakresie posiadanych umiejętności. Zróżnicowanie liczebności i kompletności wskazania deklarowanych umiejętności może być uzależnione od przygotowania uczniów do czynności rejestracji i uzupełnienia profilu w *system.zawodowcy.org*. Wpływa na to również zaangażowanie uczniów w działania związane z budowaniem ścieżki zawodowej oraz potrzeba

świadomego podnoszenia kompetencji w trakcie nauki. Liczebności kandydatów z kompetencją obsługi pakietów biurowych wynoszą odpowiednio 84 w grupie osób w zawodach administracyjno-usługowych oraz 56 w grupie kandydatów z obszaru zawodów elektryczno-elektronicznych. Do zbadania, czy występują istotne różnice w kształtowaniu się tej kompetencji w tych dwóch grupach zawodowych (czyli innymi słowy, czy znajomość pakietów biurowych jest zależna od kategorii zawodu), zostanie wykorzystana statystyka chi-kwadrat – zob. wzór (4.3). Do wyznaczenia wartości statystyki chi-kwadrat konieczne jest uprzednie wyznaczenie proporcji oraz liczebności oczekiwanych przy założeniu niezależności zmiennych. W przypadku braku wpływu kategorii zawodu na kształtowanie się kompetencji obsługi pakietów biurowych należałoby oczekiwać, że proporcje kandydatów z tą kompetencją powinny być w przybliżeniu jednakowe ogółem i dla każdej grupy zawodowej, co przedstawia tabela 4.10. Skoro odsetek osób deklarujących znajomość pakietów biurowych wynosi 6,3% (jest to iloraz liczby kandydatów ogółem deklarujących znajomość pakietów biurowych – 140 i liczby wszystkich kandydatów – 2206), to jeśli założymy, że badane zmienne są niezależne, to właśnie w przybliżeniu takich proporcji należałoby oczekiwać w obu grupach zawodowych. Analogicznie wyznaczono proporcje kandydatów niepotrafiących obsługiwać pakietów biurowych.

Tabela 4.10.

Proporcje oczekiwane kandydatów w ramach poszczególnych kategorii zawodów w podziale na poziom kompetencji obsługi pakietów biurowych

Kategoria zawodów	obsługa pakietów biurowych – TAK	obsługa pakietów biurowych – NIE
administracyjno-usługowe	$p_e=6,3\%$	$p_e=93,7\%$
elektryczno-elektroniczny	$p_e=6,3\%$	$p_e=93,7\%$
Ogółem	140/2206=6,3%	2066/2206=93,7%

Źródło: opracowanie własne

Na podstawie oczekiwanych proporcji kandydatów potrafiących obsługiwać pakiety biurowe możliwe jest wyznaczenie oczekiwanych liczebności kandydatów. Liczebności te uzyskiwane są jako iloczyny proporcji oczekiwanych oraz liczebności kandydatów w ramach poszczególnych grup zawodów (sumy w wierszach). Przedstawia je tabela 4.11.

Tabela 4.11.

Liczebności oczekiwanych kandydatów w ramach poszczególnych kategorii zawodów w podziale na poziom kompetencji obsługi pakietów biurowych

Kategoria zawodów	obsługa pakietów biurowych – TAK	obsługa pakietów biurowych – NIE	Ogółem
administracyjno-usługowe	$6,3\% \times 1152 = 73,1$	$93,7\% \times 1152 = 1078,9$	1152 (52,2%)
elektryczno-elektroniczny	$6,3\% \times 1054 = 66,9$	$93,7\% \times 1054 = 987,1$	1054 (47,8%)
Ogółem	140 (6,3%)	2066 (93,7%)	2206 (100,0%)

Źródło: opracowanie własne

Dla przykładu w komórce reprezentującej kandydatów o zawodzie elektryczno-elektronicznym (trzeci wiersz i druga kolumna) liczebność oczekiwana wynosi $6,3\% \times 1054 = 66,9$ (jest to iloczyn procenta osób w badanej zbiorowości deklarujących znajomość pakietów biurowych oraz liczby osób o zawodzie należących do grupy zawodów elektryczno-elektronicznych).

W celu wyznaczenia statystyki chi-kwadrat wyznaczane są różnice według formuły Pearsona między liczebnościami empirycznymi i liczebnościami oczekiwanyymi – zob wzór (4.5). W przypadku niezależności zmiennych liczebności empiryczne kandydatów powinny być zbliżone do liczebności oczekiwanych. Im większe rozbieżności są obserwowane, tym bardziej świadczy to na korzyść hipotezy alternatywnej o występowaniu zależności. Różnice te zawiera tabela 4.12.

Tabela 4.12.

Różnice według formuły Pearsona między liczebnościami empirycznymi i oczekiwanyymi kandydatów w ramach poszczególnych kategorii zawodów w podziale na poziom kompetencji obsługi pakietów biurowych

Kategoria zawodów	obsługa pakietów biurowych – TAK	obsługa pakietów biurowych – NIE
administracyjno-usługowe	$\left(\frac{84 - 73,1}{\sqrt{73,1}}\right)^2$	$\left(\frac{1068 - 846,5}{\sqrt{1078,9}}\right)^2$
elektryczno-elektroniczny	$\left(\frac{56 - 66,9}{\sqrt{66,9}}\right)^2$	$\left(\frac{998 - 987,1}{\sqrt{987,1}}\right)^2$

Źródło: opracowanie własne

Statystyka χ^2 zgodnie z formułą (4.3) obliczana jest jako suma kwadratów reszt Pearsona, które przedstawia tabela 4.12. Podsumowanie testu niezależności chi-kwadrat przedstawia natomiast tabela 4.13.

Tabela 4.13.

Podsumowanie testu niezależności chi-kwadrat przeprowadzonego dla zmiennych kategoria zawodów oraz poziom kompetencji obsługi pakietów biurowych

	Wartość statystyki χ^2	Liczba stopni swobody	P-wartość
Test niezależności chi-kwadrat	3,300	1	0,0693

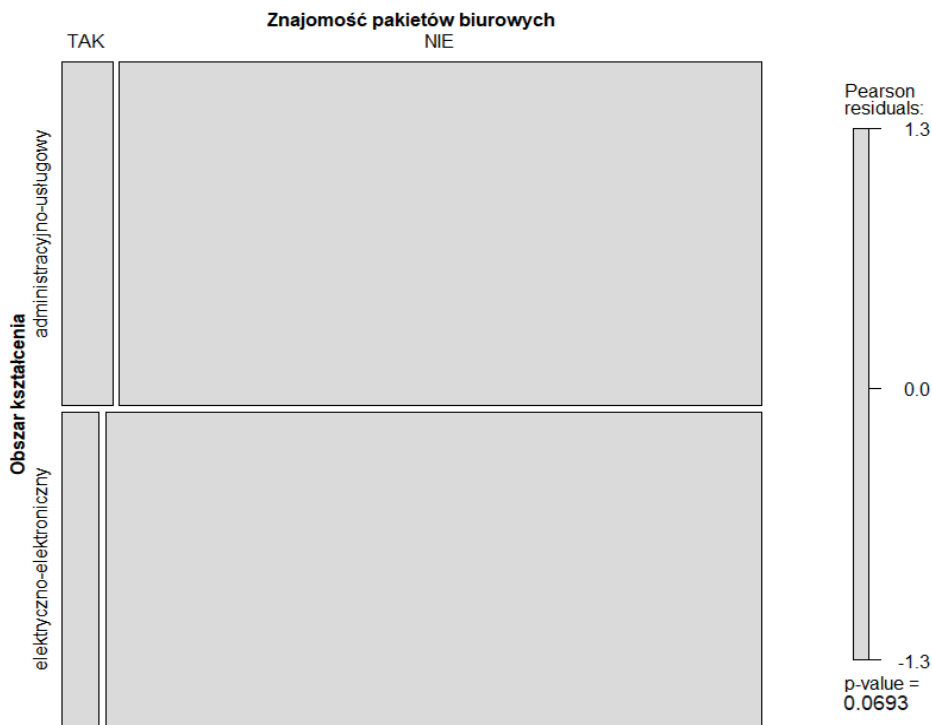
Źródło: opracowanie własne

P-wartość w teście niezależności chi-kwadrat $p=0,0693$ jest większa od przyjętego poziomu istotności $\alpha=0,05$. Oznacza to, że nie ma podstaw do odrzucenia hipotezy zerowej. Tym samym można przyjąć, że kształtowanie się kompetencji obsługi pakietów biurowych nie zależy od kategorii zawodów kandydatów. Na podstawie otrzymanej wartości statystyki chi-kwadrat określono również jeden z mierników wielkości efektu – współczynnik φ Yule'a, który dany jest wzorem (4.8):

$$\varphi = \sqrt{\frac{3,300}{2206}} \approx 0,041.$$

Otrzymana wartość potwierdza wcześniejszy wniosek o tym, że kategoria zawodu nie różnicuje kandydatów pod względem deklarowanych kompetencji obsługi pakietów biurowych. Do zwizualizowania tablicy kontyngencji pomiędzy tymi zmiennymi (zob. tab. 4.9) wykorzystano wykres mozaikowy: rysunek 4.2. Rzędy płytek na wykresie mozaikowym przedstawiają kandydatów z poszczególnych grup zawodowych, natomiast kolumny obrazują rozkład odpowiedzi TAK/NIE na pytanie o posiadanie kompetencji obsługi pakietów biurowych. Na wykresie można zaobserwować, że szerokości płytek w pierwszym i w drugim rzędzie są zbliżone. Oznacza to, że proporcje kandydatów deklarujących znajomość obsługi pakietów biurowych w grupie kandydatów o profilu administracyjno-usługowym i elektryczno-elektronicznym są podobne. Szary kolor płytek wskazuje na brak istotnych rozbieżności pomiędzy liczebnościami

empirycznymi kandydatów (zob. tab. 4.9) a liczebnościami oczekiwanymi (tabela 4.11). Szary kolor wykresu oraz zbliżone szerokości płytek świadczą o braku występowania zależności pomiędzy analizowanymi zmiennymi.



Rysunek 4.2.

Wykres mozaikowy dla tablicy kontyngencji rozkładu względem kategorii zawodów oraz posiadania kompetencji obsługi pakietów biurowych
Źródło: opracowanie własne

4.5. Podsumowanie

Zaprezentowane w rozdziale wyniki badań potwierdziły hipotezę o występowaniu wpływu grupy zawodów, w której kształcenie odbywają kandydaci na poziom wybranych umiejętności cyfrowych. Występowanie istotnej statystycznie zależności potwierdzono w przypadku kompetencji podstawowej obsługi komputera. Uczniowie kształcący się w zawodach elektryczno-elektronicznych częściej deklarowali posiadanie tej kompetencji niż uczniowie pobierający naukę w zawodach administracyjno-usługowych. Nie stwierdzono natomiast zależności pomiędzy obszarem kształcenia a obsługą pakietów biurowych.

Ograniczeniem wyników przedstawionych w części empirycznej jest to, że analizowane dane dotyczyły kandydatów w początkowym etapie swoich karier zawodowych, którzy dopiero w przyszłości staną się uczestnikami rynku pracy. Ponadto analizy dotyczyły uczniów wyłącznie w województwie wielkopolskim, stąd też należy zachować ostrożność przy próbach uogólnianiu wyników na całą populację. Ważnym aspektem, dostrzeżonym podczas analizowania danych, a konkretnie ich interpretacji, jest aspekt rzetelności wypełniania profili przez uczniów. Każda rejestracja ucznia oraz uzupełnianie deklarowanych przez niego umiejętności powinny być poprzedzone wyjaśnieniem korzyści, które otrzyma, dzięki poprawnemu opisaniu swoich kompetencji w *system.zawodowcy.org*.

Zaprezentowane w rozdziale metody, dotyczące badania występowania związków między zmiennymi jakościowymi, mogą zostać wykorzystane także do badania wielu innych problemów w obszarze zarządzania kompetencjami. Test niezależności chi-kwadrat może zostać zastosowany do badania występowania istotnego wpływu czynników socjodemograficznych, takich jak płeć, wiek, wykształcenie, status zawodowy, miejsce zamieszkania, na fakt posiadania określonych kompetencji. Natomiast do oceny siły związku pomiędzy zmiennymi należy wykorzystać współczynnik φ Yule'a (w przypadku czynników przyjmujących tylko dwa stany) lub miary, takie jak współczynnik V Cramera, T Czuprowa lub C Pearsona, które stosuje się dla zmiennych przyjmujących więcej niż dwie kategorie.

Bibliografia

1. Brzezińska, J. (2015), *Analiza logarytmiczno-liniowa. Teoria i zastosowania z wykorzystaniem programu R*, Wydawnictwo C.H. Beck, Warszawa.
2. Bughin, J., Hazan, E., Lund, S., Dahlström, P., Wiesinger, A., Subramaniam, A. (2018), *Skill shift: Automation and the future of the workforce, Discussion Paper*, McKinsey Global Institute, <https://www.mckinsey.com/featured-insights/future-of-work/skill-shift-automation-and-the-future-of-the-workforce> (dostęp: 04.04.2021).
3. Cabedo, L., Royo, M., Moliner, L., Guraya, T., (2018), *University Social Responsibility towards Engineering Undergraduates: The Effect of Methodology on a Service-Learning Experience*, „Sustainability”, Vol. 10(6), No. 1823, s. 1–17.
4. Cohen, J. (1988), *Statistical Power Analysis for the Behavioral Sciences. Second Edition*. Lawrence Erlbaum Associates Publishers, New York.
5. *Digital Skills Indicator – derived from Eurostat survey on ICT usage by Individuals, Methodological note – 2015, Shaping Europe’s digital future, the European Commission’s, A new comprehensive Digital Skills Indicator | Shaping Europe’s digital future* (europa.eu) (dostęp: 04.04.2021).
6. Gatnar, E., Walesiak, M. (2004), *Metody statystycznej analizy wielowymiarowej w badaniach marketingowych*, Wydawnictwo Akademii Ekonomicznej im. Oskara Langego we Wrocławiu, Wrocław.
7. Grijpink, F., Jodłowska, K., Patel, M., Vrijen R. (2021), *Reliably connecting the workforce of the future (which is now)*, McKinsey Global Institute, <https://www.mckinsey.com/industries/technology-media-and-telecommunications/our-insights/reliably-connecting-the-workforce-of-the-future-which-is-now> (dostęp: 04.04.2021).
8. Hamel, G., Prahalad, C.K. (1996), *Competing for the Future*, Harvard Business School.
9. Hartigan, J.A., Kleiner, B. (1984), *A mosaic of television ratings*, „The American Statistician”, Vol. 38, No. 1, s. 32–35.
10. Hermawati, A. (2020), *The implementation of dynamic capabilities for SMEs in creating innovation*. „Journal of Workplace Learning”, Vol. 32, No. 3, s. 199–216.
11. IBM [ed.] (2013), *IBM SPSS Statistics 22 Algorithms*.
12. King, B.M., Minium, E.W. (2009), *Statystyka dla psychologów i pedagogów*, przekł. M. Zakrzewska, Wydawnictwo Naukowe PWN, Warszawa.

13. Kolmos, A., Hadgraft, R.G., Holgaard J.E. (2016), *Response strategies for curriculum change in engineering*, „International Journal of Technology and Design Education”, Vol. 26, No. 3, s. 391–411.
14. *Konkluzje Rady w sprawie roli wczesnej edukacji i kształcenia podstawowego w stymulowaniu kreatywności, innowacyjności i kompetencji cyfrowych*, Dziennik Urzędowy Unii Europejskiej, (2015/C 172/05), [https://eur-lex.europa.eu/legal-content/PL/TXT/PDF/?-uri=CELEX:52015XG0527\(04\)&from=SK](https://eur-lex.europa.eu/legal-content/PL/TXT/PDF/?-uri=CELEX:52015XG0527(04)&from=SK) (dostęp: 04.04.2021).
15. Leszek, W. (2013), *Podstawy pragmatycznej metodologii nauk technicznych*, Wyd. Naukowe Instytutu Technologii Eksploatacji–PIB, Radom.
16. Lund, S., Madgavkar, A., Manyika, J., Smit, S. (2020), *What’s next for remote work: An analysis of 2,000 tasks, 800 jobs, and nine countries*, <https://www.mckinsey.com/featured-insights/future-of-work/whats-next-for-remote-work-an-analysis-of-2000-tasks-800-jobs-and-nine-countries> (dostęp: 12.04.2021).
17. R, Core Team (2020), *R: A language and environment for statistical computing*. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria, <https://www.R-project.org/> (dostęp: 04.04.2021).
18. Salvi, A., Vitolla, F., Giakoumelou, A., Raimo, N., Rubino, M. (2020), *Intellectual capital disclosure in integrated reports: The effect on firm value*, „Technological Forecasting and Social Change”, Vol. 160, No. 2020, Art. nr 120228.
19. Segerstrale, U. (2019), *Education for Creativity, Skills, and Cross-disciplinary Collaboration*, *Proceedings of 2019 IEEE 18th International Conference on Cognitive Informatics and Cognitive Computing, ICCI, CC 2019*, No. 9146076, s. 329–334.
20. Sobczyk, M. (2008), *Statystyka*, Wydawnictwo Naukowe PWN, Warszawa.
21. Theus, M. (1997), *Visualization of categorical data*, „Advanced in Statistical Software”, Vol. 6, s. 47–55.
22. Vuorikari, R., Punie, Y., Carretero, S., Van den Brande, L. (2016), *DigComp 2.0: The Digital Competence Framework for Citizens*, Joint Research Centre, the European Commission’s, EUR 27948 EN, European Union.
23. Yates, F. (1934), *Contingency Tables Involving Small Numbers and the χ^2 Test*, „Supplement to the Journal of the Royal Statistical Society”, Vol. 1, No. 2, s. 217–235.
24. *Zalecenia Rady Europy, z dnia 22 maja 2018 r., W sprawie kompetencji kluczowych w procesie uczenia się przez całe życie*, Dziennik Urzędowy Unii Europejskiej (2018/C 189/01), [https://eur-lex.europa.eu/legal-content/PL/TXT/PDF/?uri=CELEX:32018H0604\(01\)&from=en](https://eur-lex.europa.eu/legal-content/PL/TXT/PDF/?uri=CELEX:32018H0604(01)&from=en) (dostęp: 04.04.2021).

5. KORELACJE MIĘDZY KOMPETENCJAMI HANDLOWYMI I SPOŁECZNYMI NA RYNKU PRACY

Małgorzata Spychała, Tomasz Stachurski, Dorota Woźna

5.1. Wprowadzenie

Zmiany na rynku pracy zachodzące w polityce kadrowej, charakteryzujące się znacznym tempem rozwoju technologii czy przenikaniem się zawodów, powodują, że pracodawcy bardzo dużą wagę przywiązują do kompetencji społecznych (Argyle, 1998; Smółka, 2008; Matczak, 2007; Boyatzis, 2008; Spychała 2010b; Spychała i in., 2015). Są one niezbędne na każdym stanowisku pracy, ponieważ w decydujący sposób wpływają na relacje w organizacji (Spychała, 2012). Kompetencje społeczne stanowią jeden z wyznaczników ścieżki kariery zawodowej pracowników (Ciekankowski, i in., 2018, s. 37). Krajowa Rama Kwalifikacji definiuje **kompetencje społeczne** jako „zdolności kształtowania własnego rozwoju oraz autonomicznego i odpowiedzialnego uczestnictwa w życiu zawodowym i społecznym, z uwzględnieniem etycznego kontekstu własnego postępowania” (Ustawa z dnia 22 grudnia 2015 r. o Zintegrowanym Systemie Kwalifikacji Dz.U. 2020 poz. 226).

Kompetencje społeczne dotyczą więc sfery kontaktów z innymi ludźmi. Wyrażają się w łatwości nawiązywania i utrzymywania kontaktów, empatii, zdolności do współpracy, w dążeniu do wspólnych celów, umiejętności przewidywania różnic w poglądach i interesach oraz rozwiązywania konfliktów. Sęk uważa, że kompetencje społeczne są wyznacznikiem wartości wykonanych zadań z uwzględnieniem sytuacji, w której realizowane było dane zadanie (Sęk 2014, s. 128–129). Kompetencje społeczne analizuje się w kategoriach tożsamości, współpracy i odpowiedzialności (Sławiński i in., 2014, s. 56). Należą do cech dynamicznych, co oznacza, że ich poziom zmienia się w ciągu życia jednostki. Poza tym ich rola jest znacząca, osoby charakteryzujące się wysokim poziomem kompetencji społecznych potrafią funkcjonować w środowisku na znacznie wyższym poziomie i wykazują się większą elastycznością w zachowaniu społecznym (Jakubowska, 1996; Williamson, Dorman, 2002; Spitzberg, Cupach, 2002; Matczak i Martowska, 2013). Matczak uważa, że kompetencje

społeczne warunkowane są cechami osobowości, temperamentem, inteligencją ogólną, społeczną i emocjonalną. Cechy wrodzone i społeczne doświadczenia są istotnymi czynnikami wpływającymi na poziom kompetencji (Maczak, 2007). Smółka podkreśla, że kompetencje społeczne to nie tylko umiejętności, ale również wiedza związana z procesem komunikacji oraz wewnętrzna motywacja każdego człowieka, który może dzielić się z innymi posiadanymi kompetencjami (Smółka, 2008). Badacz dzieli kompetencje społeczne na kompetencje komunikacyjne, perswazyjne i manipulacyjne.

Kompetencje komunikacyjne to umiejętności porozumiewania się z otoczeniem zewnętrznym i wewnętrznym za pomocą komunikacji werbalnej i niewerbalnej, ustnej i pisemnej (np. jasność wysławiania się, płynność mówienia, aktywne słuchanie, umiejętność przygotowania prezentacji, umiejętność przygotowania raportów itp.) (Spychała, 2010a). Kompetencje perswazyjne natomiast służą do skutecznego przekonywania rozmówców do określonych działań (znajomość praw perswazji i umiejętność ich stosowania, logiczna argumentacja, umiejętności dyplomatyczne, umiejętność przekonywania klientów, umiejętność prowadzenia dyskusji, itp.). Jeśli osoba wywiera wpływ na innych, bez ich zgody i świadomości, to mówimy o kompetencjach społecznych manipulacyjnych (znajomość technik manipulacyjnych i umiejętność ich stosowania podczas dyskusji z pracownikami itp.) (Smółka, 2008).

Kompetencje społeczne pracowników są analizowane w wielu raportach, m.in. w raporcie dotyczącym kompetencji na rynku pracy (CEAPP, Instytut Idea, 2019), gdzie pokazano, że kompetencje społeczne są kompetencjami deficytowymi, gdyż oczekiwania pracodawców przewyższają poziom kompetencji absolwentów niemal w każdej grupie specjalistów. Analizowano kompetencje społeczne, takie jak umiejętność nawiązywania kontaktów z innymi ludźmi, współpraca, samoorganizacja, przejawianie inicjatywy, terminowość.

Kompetencje społeczne są szczególnie istotne dla handlowców, gdyż praca z ludźmi wymaga umiejętności interaktywnych, potrzebnych do słuchania i empatycznego wczuwania się w potrzeby klientów (Bugaj, 2012). Kompetencje społeczne handlowca będą decydowały o tym, w jakim stopniu wykona on zadanie związane z porozumiewaniem się, czy w jasny i prosty sposób przekaze wiedzę na temat produktów organizacji, czy skutecznie

przekona klientów do zakupu danego asortymentu itp. Kompetencje społeczne pozwalają więc skutecznie wykorzystać specjalistyczną wiedzę i umiejętności zawodowe. Umożliwiają również przekazywanie tej wiedzy oraz dzielenie się doświadczeniami z innymi pracownikami. (Spychała, 2015). Każdy przedstawiciel handlowy, przed którym postawiono za cel budowanie relacji z klientem, musi swobodnie posługiwać się umiejętnościami komunikacyjnymi – dobrze rozumieć pojęcia i definicje, efektywnie je wykorzystać oraz przekazywać je w mowie i piśmie. Wiąże się to z umiejętnością skutecznego wyjaśniania klientom skomplikowanych idei lub procesów. Ważna jest też perswazja, zdecydowane wywieranie wpływu dla uzyskania akceptacji. Od przedstawiciela handlowego wymaga się celowego i skutecznego wpływania na wolę innych. Podstawą jednak jest zdolność do budowania długotrwałych relacji z otoczeniem oraz tworzenia, utrzymywania i wzmacnianie więzi relacji, dobrej analizy potrzeb klienta. Jednak obok kompetencji społecznych handlowiec musi posiadać kompetencje techniczne, które są ściśle powiązane z konkretnym rodzajem procesu pracy. Składają się na nie: wiedza o procesie sprzedaży i praktyczne umiejętności sprzedażowe. Handlowiec, powtarzając podobne czynności podnosi również poziom swoich umiejętności sprzedażowych. Kompetencje przedstawicieli handlowych są opisywane w publikacjach polskich i zagranicznych (Corgnet i in., 2018; Blythe, 2005; Burnett, 2002; Storbacka i Lehtinen, 2001). Zwraca się w nich szczególną uwagę na budowanie/utrzymanie relacji z klientem, kompetencje związane z szybkością uczenia się oraz posiadanie rozwiniętej inteligencji emocjonalnej (Bugaj, 2012). W tabeli 5.1 zaprezentowano główne kompetencje skutecznego handlowca, do których zalicza się: zdolność komunikowania się (porozumiewania się), zagwarantowania zgodności między intencją nadawcy i odbiorcy komunikatu w celu wzajemnego zrozumienia, budowanie zaufania, umiejętność budowania trwałych relacji z innymi uczestnikami rynku, na podstawie zrozumienia i szacunku, efektywnego i sprawnego funkcjonowania w relacjach z innymi uczestnikami rynku oraz monitorowania dynamiki kontaktów interpersonalnych, czego celem jest usprawnienie oraz osiągnięcie uprzednio określonych celów, budowania zespołu – wyraża się to w realizacji działań prowadzących do ukształtowania w zespole pozytywnych cech (Horovitz, 2019, 142).

Tabela 5.1.

Kompetencje handlowca w podziale na sprzedażowe i miękkie

Kompetencje handlowca	
Kompetencje handlowe (sprzedażowe)	Kompetencje społeczne (miękkie)
Zdolność do prawidłowego analizowania potrzeb konsumenta	Znajomość zasad interpersonalnych
Znajomość produktów firmy	Zdolność do umiejętnego słuchania
Wiedza na temat oferowanych produktów i ich danych technicznych	Umiejętność komunikacji w sferze werbalnej i niewerbalnej
Znajomość stylu prowadzenia transakcji kupna-sprzedaży	Umiejętności nawiązywania kontaktu i budowanie relacji z klientem,
Umiejętność szybkiego reagowania na potrzeby nabywców	Umiejętność wywierania wpływu,
Umiejętność dokonania transakcji sprzedażowej	Zdolność skutecznego przekonywania
Umiejętność prawidłowego tworzenia oferty sprzedażowej	Wiedza dotycząca technik negocjacyjnych
Umiejętność wyznaczania celów sprzedażowych	Wiedza na temat zachowań klientów
Umiejętność organizowania i realizowania procesu sprzedaży	Asertywność
	Umiejętność organizowania własnej pracy
	Umiejętność zarządzania zespołem
	Umiejętność radzenia sobie ze stresem
	Umiejętność radzenia sobie w środowisku ciągłych zmian
	Umiejętność rozwiązywania problemów
	Umiejętność ciągłego uczenia się

Źródło: opracowanie własne na podstawie: Fiech, 2019; Horovitz, 2019, s.142; Bugaj 2012; Williams, Mullin, 2011, s. 103; Mruk, 2012, s. 252; Smółka, 2008; Ministerstwo Rodziny, Pracy i Polityki Społecznej – Departament Rynku Pracy (2018); Jung 2001, s. 92; Zatwarnicka-Madura 2004, s. 29–35; Marshall i in., 2003, s. 247–255; Niemczyk, 2006, s. 13

Podstawowe kompetencje handlowe zostały również określone przez Fiecha, który zbadał kompetencje polskich handlowców (Fiech, 2019, s. 63–70). Od poziomu kompetencji sprzedażowych i społecznych zależy efektywność działań. Zauważył, że handlowcy, którzy pytają klientów o wymogi i oczekiwania (precyzują potrzeby), a następnie – w procesie sprzedaży – dopasowują jakość oferowanych produktów do sprecyzowanych potrzeb, są

bardziej produktywni niż handlowcy, którzy tego nie robią. Badacz dokonał analizy całego procesu sprzedaży, wybrał te zachowania, które są niezbędne podczas transakcji handlowych i opisał kompetencje sprzedażowe które, w warunkach rynku nabywcy, powinien posiadać każdy handlowiec. Tak określone minimum nazwał Kluczową Kompetencją Sprzedażową (KKS). W latach 2011-2015 na próbie 709 osób przeprowadził ponadbranżowe badanie kompetencji, wykorzystując metodę kuli śnieżnej i określił, iż Kluczową Kompetencją Sprzedażową posiada 8,7% handlowców. Wskazuje to na niskie dopasowanie kompetencji polskich handlowców do warunków dominującego obecnie rynku nabywcy.

Autorzy rozdziału, analizując kompetencje handlowe i społeczne na rynku pracy, dostrzegli pewne zależności między tymi kompetencjami, dlatego zbadało dostępne oferty pracy handlowców umieszczone na platformie *system.zawodowcy.org*, aby odpowiedzieć na następujące pytania badawcze:

- Czy istnieje korelacja między poziomami kompetencji handlowych i społecznych na danym rynku pracy?
- Czy istnieje jakakolwiek zależność między tymi kompetencjami?

W dalszej części rozdziału zostaną przedstawione metody badania zależności dla zmiennych wyrażonych na porządkowej skali pomiaru, a następnie na podstawie zaprezentowanych wyników badań empirycznych, odpowiedź na sformułowane powyżej pytania badawcze.

5.2. Metodologia

5.2.1. Porządkowy pomiar zmiennych

W naukach społecznych, a w szczególności w obszarze dotyczącym zarządzania zasobami ludzkimi, istnieje wiele zjawisk i procesów, których ilościowy pomiar nie zawsze jest możliwy. Stąd, badacze w naukach społecznych mają do czynienia nie tylko ze zmiennymi ilościowymi, ale – bardzo często – również ze zmiennymi o charakterze jakościowym (Wijesinghe, 2014). Prawidłowe określenie poziomu pomiaru rozważanych zmiennych jest kluczowe, determinuje bowiem wybór odpowiednich narzędzi statystycznych i ekonometrycznych do analizy zebranego materiału statystycznego. Pomiar zjawisk o charakterze jakościowym (niemetrycznym) polega na przypisaniu poszczególnym zmiennym

opisu słownego, symboli, form geometrycznych lub liczb (Sobczyk, 2008, s. 13–14). Wyróżnia się dwa rodzaje jakościowych skal pomiarowych: skalę nominalną¹ oraz skalę porządkową. Skala porządkowa – to skala, która posiada wszystkie własności skali nominalnej, tzn. możliwe jest określenie relacji równości lub różności pomiędzy poszczególnymi wariantami zmiennej, a dodatkowo możliwe jest określenie porządku (kolejności) badanych jednostek ze względu na natężenie danej zmiennej (Stevens, 1946).

Skala porządkowa jest często wykorzystywana m.in. w badaniach nad kompetencjami, np. do określania znaczenia poszczególnych kompetencji dla pracodawcy (Xiao, 2006), jak również w badaniach dotyczących pomiaru określonych kompetencji u pracowników (Wijesinghe, 2014). Przykładami cech mierzonych na skali porządkowej, z którymi często można spotkać się w badaniach dotyczących zarządzania zasobami ludzkimi są także m.in.:

- poziom wykształcenia (np. podstawowe, średnie, wyższe),
- poziom stanowiska w strukturze organizacyjnej firmy (np. młodszy specjalista, specjalista, starszy specjalista, główny specjalista),
- poziom kompetencji (np. słaby, przeciętny, dostateczny, dobry, bardzo dobry),
- stopień zadowolenia (np. bardzo niezadowolony, niezadowolony, ani zadowolony, ani niezadowolony, zadowolony, bardzo zadowolony),
- stopień akceptacji wyrażony za pomocą skali Likerta (np. całkowicie się nie zgadzam, raczej się nie zgadzam, ani się zgadzam, ani się nie zgadzam, raczej się zgadzam, całkowicie się zgadzam)

W kolejnych podrozdziałach zaprezentowano wybrane metody pomiaru korelacji zmiennych mierzonych na skali porządkowej. Należy także podkreślić, że fakt istnienia korelacji (nawet wysokiej) nie implikuje występowania zależności przyczynowo-skutkowej pomiędzy analizowanymi zmiennymi. Pewne wprowadzające pojęcia dotyczące badania korelacji zmiennych porządkowych zobrazowano w przykładzie pierwszym znajdującym się w załączniku nr 2.

¹ Skala nominalna została szczegółowo omówiona w rozdziale 4.3.1.

5.2.2. Współczynnik korelacji liniowej Pearsona

Jednym z najczęściej wykorzystywanych współczynników do oceny kierunku i siły zależności pomiędzy zmiennymi X i Y jest współczynnik korelacji liniowej Pearsona (Göktaş, İşçi, 2011):

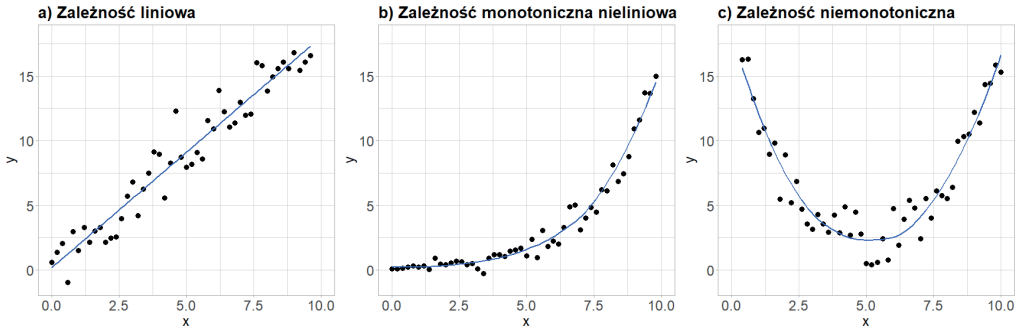
$$r_{xy} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}}, \quad (5.1)$$

gdzie: x_i i y_i to wartości zmiennych odpowiednio X i Y dla i -tej obserwacji, natomiast \bar{x} i \bar{y} to ich średnie arytmetyczne. Współczynnik ten wykorzystywany jest do oceny liniowej zależności pomiędzy dwiema zmiennymi metrycznymi o dwuwymiarowym rozkładzie normalnym. Wartości współczynnika korelacji liniowej Pearsona przyjmują wartości wyłącznie z przedziału $[-1, 1]$ a im większa wartość bezwzględna tego współczynnika, tym większa siła zależności pomiędzy badanymi zmiennymi.

Ze współczynnika korelacji liniowej Pearsona nie należy korzystać przy porządkowym pomiarze zmiennych np. w przypadku zmiennych na skali rangowej. Niemniej jednak współczynnik korelacji liniowej Pearsona znajduje pewne zastosowanie w badaniach z obszaru zarządzania zasobami ludzkimi, do analizy zależności pomiędzy zmiennymi ilościowymi, takimi jak: wysokość wynagrodzeń, wydajność pracy, wydatki na szkolenia i rozwój pracowników, wskaźniki absencji itp. (Laalou, El Guermai, 2016).

5.2.3. Współczynnik korelacji rang Spearmana

W przypadku zmiennych porządkowych jednym z najczęściej wykorzystywanych mierników do oceny siły i kierunku zależności jest współczynnik korelacji rang (korelacji kolejnościowej) Spearmana (Croux, Dehon, 2010). Współczynnik ten może być także stosowany do badania zależności pomiędzy cechami ilościowymi jako alternatywa do współczynnika korelacji liniowej Pearsona w przypadku występowania pomiędzy badanymi zmiennymi zależności nieliniowej, ale monotonicznej – tzn. takiej, dla której kierunek zależności nie ulega zmianie. Rodzaje zależności korelacyjnych przedstawia rysunek 5.1.

**Rysunek 5.1.**

Przykłady diagramów korelacyjnych

Źródło: opracowanie własne

Współczynnik korelacji rang Spearmana obliczany jest zazwyczaj za pomocą poniższego wzoru (Sobczyk, 2008, s. 244):

$$r_s = 1 - \frac{6 \sum_{i=1}^n d_i^2}{(n^3 - n)}, \quad (5.2)$$

gdzie: d_i jest różnicą rang pomiędzy zmiennymi X oraz Y wyznaczoną dla i -tej obserwacji. Rangi odzwierciedlają pozycję danej obserwacji przy uporządkowaniu względem jednej ze zmiennych. W przypadku występowania rang wiązanych, z którymi mamy do czynienia, gdy w zbiorze danych znajduje się co najmniej jedna para obserwacji o takiej samej wartości jednej ze zmiennych, należy korzystać z wersji współczynnika uwzględniającego rangi wiązane (Yule, Kendall, 1966, s. 265):

$$r_s = \frac{\frac{1}{6}(n^3 - n) - (\sum_{i=1}^n d_i^2) - T_x - T_y}{\sqrt{\left(\frac{1}{6}(n^3 - n) - 2T_x\right)\left(\frac{1}{6}(n^3 - n) - 2T_y\right)}}, \quad (5.3)$$

gdzie: $T_x = \frac{1}{12} \sum_j (t_j^3 - t_j)$, $T_y = \frac{1}{12} \sum_k (u_k^3 - u_k)$, t_j jest liczbą obserwacji w próbie, dla których przypisano tę samą j -tą rangę zmiennej X , natomiast u_k jest liczbą obserwacji w próbie, dla których przypisano tę samą k -tą rangę zmiennej Y . W przypadku braku rang wiązanych formuły (5.2) oraz (5.3) są równoważne, ponieważ $T_x = T_y = 0$.

Współczynnik korelacji rang Spearmana, uwzględniający występowanie rang wiązanych dany wzorem (5.3), można również przedstawić w postaci współczynnika korelacji liniowej Pearsona (5.1), obliczonym nie dla pierwotnych wartości zmiennych, tylko dla przypisanych do nich rang:

$$r_s = \frac{\sum_{i=1}^n (RX_i - \overline{RX_i})(RY_i - \overline{RY_i})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (RX_i - \overline{RX_i})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (RY_i - \overline{RY_i})^2}}, \quad (5.4)$$

gdzie: RX_i i RY_i to przypisane rangi dla i -tej obserwacji odpowiednio dla zmiennej X i Y . Sposób wyznaczania wartości współczynnika korelacji rang Spearmana zilustrowano w przykładzie drugim w załączniku nr 2.

Współczynnik korelacji rang Spearmana przyjmuje wartości wyłącznie z przedziału $[-1,1]$. Wartości dodatnie tego współczynnika oznaczają, że obserwacje uporządkowane są na ogół w tej samej kolejności ze względu na obie badane zmienne. Wartości ujemne świadczą o negatywnym związku, czyli występowaniu zazwyczaj odwrotnego uporządkowania obserwacji ze względu na zmienną X i ze względu na zmienną Y . Współczynnik korelacji rang Spearmana przyjmuje wartość $r_s=1$ w przypadku występowania identycznego uporządkowania obserwacji względem obu zmiennych, natomiast wartość $r_s=-1$ jest otrzymywana, gdy naturalnemu uporządkowaniu obserwacji względem pierwszej zmiennej (rangi zmiennej X : $1,2,\dots,n-1,n$) odpowiada odwrotna do naturalnej kolejność drugiej ze zmiennych (rangi zmiennej Y : $n, n-1,\dots,1$) (Krysicki i in., 2012, s. 230–231). W pozostałych przypadkach współczynnik korelacji rang Spearmana przyjmuje wartości z przedziału $r_s \in (-1,1)$.

Tabela 5.2.

Interpretacja siły zależności na podstawie modułu wartości współczynnika korelacji

Wartość bezwzględna współczynnika korelacji	Interpretacja
[0; 0,2)	bardzo słaba zależność
[0,2; 0,4)	słaba zależność
[0,4; 0,6)	umiarkowana zależność
[0,6; 0,8)	silna zależność
[0,8; 1]	bardzo silna zależność

Źródło: opracowanie własne na podstawie:
Rauf i in., 2018, za: Evans, 1996

Nie istnieją uniwersalne zasady interpretacji siły zależności na podstawie wartości współczynnika korelacji, aczkolwiek w badaniach społecznych sugeruje się, aby siłę zależności oceniać zgodnie z przedziałami wartości, które przedstawia tabela 5.2. Im większa jest wartość bezwzględna współczynnika korelacji rang Spearmana, tzn. im jego wartości są bliższe wartości lub tym większa jest siła badanej zależności.

5.2.4. Współczynnik gamma Goodmana i Kruskala

Innym miernikiem, który może zostać wykorzystany do badania zależności zmiennych mierzonych na skali porządkowej jest współczynnik gamma Goodmana i Kruskala (1954). Podobnie jak współczynnik korelacji rang Spearmana, przyjmuje on wartości z przedziału $[-1, 1]$. Im wartości tego współczynnika bliższe są wartości -1 lub $+1$, tym większa jest siła zależności. W przypadku niezależności zmiennych jego wartości oscylują wokół zera. Współczynnik gamma dany jest wzorem:

$$\gamma = \frac{n_c - n_D}{n_c + n_D}, \quad (5.5)$$

gdzie n_c oznacza liczbę wszystkich par zgodnych, czyli takich, w których rangi dla obu zmiennych zmierzają w tym samym kierunku (tzn. jeśli $x_1 > x_2$, to $y_1 > y_2$ lub jeśli $x_1 < x_2$, to $y_1 < y_2$), natomiast jest liczbą par niezgodnych, czyli takich w których rangi zmiennych zmierzają w przeciwnym kierunku (tzn. jeśli $x_1 > x_2$, to $y_1 < y_2$ lub jeśli $x_1 < x_2$, to $y_1 > y_2$). Współczynnik gamma ma bardzo intuicyjną interpretację – stanowi o różnicy między odsetkiem par zgodnych i par niezgodnych. Czytelników zainteresowanych przykładem wyznaczania liczby par (nie) zgodnych oraz wartości współczynnika gamma odsyłamy do załącznika nr 3.

5.2.5. Współczynnik korelacji tau-Kendalla

Rozszerzeniem współczynnika gamma Goodmana i Kruskala jest współczynnik korelacji tau Kendalla. Miernik ten podobnie jak współczynnik gamma opiera się na porównaniu liczby par zgodnych i niezgodnych, aczkolwiek mianownik we współczynniku tau Kendalla jest bardziej złożony. Statystyka tau Kendalla określana jest jako bardziej konserwatywna niż współczynnik gamma i zazwyczaj przyjmuje mniejsze wartości.

Współczynnik tau Kendalla podobnie jak współczynniki r_s i γ przyjmuje wyłącznie wartości z przedziału $[-1,1]$. Wartość współczynnika równa 1 oznacza całkowitą zgodność uporządkowania obserwacji ze względu na obie zmienne, natomiast wartość równa -1 oznacza całkowitą przeciwstawność uporządkowania obserwacji względem obu zmiennych. Siła zależności jest tym większa, im większa jest wartość bezwzględna tego współczynnika. Istnieje kilka odmian współczynnika korelacji rang tau Kendalla, które są stosowane w zależności od liczby wariantów, które przyjmują zmienne oraz tego czy w zbiorze danych występują rangi wiązane.

Współczynnik tau-A Kendalla jest stosowany w przypadku, gdy w zbiorze danych każda ze zmiennych przyjmuje różne wartości dla każdej z obserwacji, co implikuje brak rang wiązanych. Współczynnik ten dany jest poniższym wzorem (Yule, Kendall, 1966, s. 263):

$$\tau_A = \frac{n_C - n_D}{\frac{1}{2}n(n-1)}, \quad (5.6)$$

gdzie: n oznacza liczbę obserwacji. Wyznaczenie tego współczynnika polega na podzieleniu różnicy par zgodnych i niezgodnych przez sumę wszystkich możliwych par obserwacji. Wadą współczynnika tau-A Kendalla jest to, że nie osiąga wartości skrajnych -1 lub $+1$ w przypadku występowania obserwacji o takich samych wartościach cechy (w analizowanym przykładzie pierwszym znajdującym się w załączniku nr 2 są to np. obserwacje K_1 i K_2 , dla których poziom zmiennej X jest jednakowy i wynosi „1 – słaby”).

Skorygowaną wersją współczynnika tau-A Kendalla, która uwzględnia występowanie rang wiązanych jest **współczynnik tau-B Kendalla** (Yule, Kendall, 1966, s. 266; Göktaş, İşçi, 2011):

$$\tau_B = \frac{n_C - n_D}{\sqrt{\left(\frac{1}{2}n(n-1) - T_X\right)\left(\frac{1}{2}n(n-1) - T_Y\right)}}, \quad (5.7)$$

gdzie: $T_X = \sum_i 0,5t_i(t_i-1)$, t_i jest liczbą rang wiązanych dla i -tej grupy obserwacji o tej samej randze wyodrębnionych dla zmiennej X , $T_Y = \sum_i 0,5u_i(u_i-1)$, gdzie u_i jest liczbą rang wiązanych dla i -tej grupy obserwacji o tej samej randze wyodrębnionych dla zmiennej Y . Przykład wyznaczania wartości współczynnika korelacji tau-B Kendalla zawarto w załączniku nr 3.

5.2.6. Porównanie własności współczynników korelacji dla zmiennych porządkowych

Współczynniki korelacji rang Spearmana, gamma Goodmana i Kruskala oraz tau-B Kendalla mają zastosowanie przede wszystkim do analizy zależności dla zmiennych mierzonych na skali porządkowej. Współczynniki te zazwyczaj przyjmują zbliżone wartości, niemniej jednak istnieją pomiędzy nimi pewne różnice dotyczące ich własności oraz zakresu stosowalności:

- współczynnik korelacji rang Spearmana może być stosowany nie tylko dla zmiennych porządkowych, ale również dla zmiennych ilościowych, w przypadku gdy nie jest możliwe wykorzystanie współczynnika korelacji liniowej Pearsona np. ze względu na brak liniowej zależności pomiędzy zmiennymi (Göktas, Işçi, 2011),
- współczynnik tau-B Kendalla charakteryzuje się na ogół mniejszymi średnimi błędami szacunku niż współczynnik korelacji rang Spearmana, co przekłada się na większą wiarygodność wyników testów istotności oraz mniejszą rozpiętość przedziałów ufności (Croux i Dehon, 2010),
- przedziały ufności dla współczynnika korelacji rang Spearmana charakteryzują nieco wyższym empirycznym poziomem ufności aniżeli przedziały dla współczynnika korelacji tau-B Kendalla – zwłaszcza w przypadku występowania silnej i bardzo silnej zależności pomiędzy zmiennymi (Puth i in., 2014),
- w przypadku występowania dużej liczby wariantów zmiennych lepszym miernikiem zależności jest współczynnik korelacji rang Spearmana aniżeli współczynnik tau-B Kendalla (Khamis, 2008; Göktas i Işçi, 2011),
- współczynnik gamma Goodmana i Kruskala nie uwzględnia obserwacji z rangami wiązanyymi, co może prowadzić do przeszacowywania poziomu rzeczywistej zależności. Wady tej nie posiada współczynnik tau-B Kendalla (Göktas, Işçi, 2011),
- współczynniki tau i gamma mają bardziej klarowną interpretację niż współczynnik korelacji Spearmana (Brzezińska, 2016, s. 43; Kvålseth, 2017), informują bowiem, o ile większe jest prawdopodobieństwo wystąpienia par zgodnych niż par niezgodnych,

- współczynnik korelacji rang Spearmana w porównaniu do współczynników tau i gamma uwzględnia więcej informacji z próby, ponieważ bierze pod uwagę nie tylko uporządkowanie rang, ale również wielkość różnic między rangami (Mynarski, 2000, s. 142),
- współczynniki korelacji Spearmana, tau-B Kendalla i gamma Goodmana i Kruskala przyjmują wartości z przedziału $[-1,1]$, aczkolwiek istnieją pewne zależności pomiędzy ich wartościami. Zazwyczaj spełniona jest nierówność: $|\tau| < |r_s| < |\gamma|$ oraz relacja $|\tau_B| \approx 0,7|r_s|$.

5.2.7. Testy istotności na występowanie korelacji

W podrozdziałach 5.2.2–5.2.5 zaprezentowano wybrane mierniki, które służą do badania siły zależności pomiędzy zmiennymi mierzonymi na skali porządkowej. Zasadniczym pytaniem, jakie powinien postawić sobie badacz, jest to, czy zaobserwowany w próbie związek pomiędzy zmiennymi występuje również w populacji. Należy pamiętać o tym, że próba statystyczna jest tylko podzbiorem badanej populacji i zawsze występują pewne różnice między kształtowaniem się wartości badanych zmiennych w próbie i w populacji. W konsekwencji może wystąpić sytuacja, w której – mimo braku zależności między zmiennymi – wartość współczynnika korelacji w próbie może przyjąć wartość różną od zera. Ryzyko to jest tym większe, im mniejsza jest liczebność badanej próby. W przypadku otrzymania niezerowej wartości współczynnika korelacji w próbie przeprowadza się test istotności, który pozwala na podjęcie jednej z dwóch poniższych decyzji:

- przyjęcie hipotezy zerowej ($H_0: \rho=0$), co oznacza, że niezerowa wartość współczynnika korelacji jest wynikiem błędu losowego,
- odrzucenie hipotezy zerowej na rzecz hipotezy alternatywnej ($H_1: \rho \neq 0$), co wskazuje na to, że niezerowa wartość współczynnika korelacji w próbie najprawdopodobniej² jest odzwierciedleniem rzeczywistej zależności w populacji generalnej.

Test statystyczny bazuje na wartości współczynnika korelacji zaobserwowanego w próbie oraz błędzie szacunku, który zależy od liczebności badanej próby. Sposób wyznaczania statystyki testowej jest zdeterminowany przez wybór współczynnika do badania zależności.

2 Prawdopodobieństwo tego, że hipoteza alternatywna jest prawdziwa wynosi $1-\alpha$, gdzie α jest przyjętym przez badacza poziomem istotności. Definicja poziomu istotności została przedstawiona w podrozdziale 3.2.2.

W celu zbadania istotności współczynnika korelacji liniowej Pearsona danego wzorem (5.1) stosowana jest poniższa statystyka testowa (Sobczyk, 2008, s. 283):

$$T = r \frac{\sqrt{n-2}}{\sqrt{1-r^2}}, \quad (5.8)$$

która w przypadku prawdziwości hipotezy zerowej ma rozkład t -Studenta z $n-2$ stopniami swobody.

Do zbadania istotności współczynnika korelacji rang Spearmana danego wzorem (5.4) należy posłużyć się poniższą statystyką³ (Zar, 1972):

$$T = r_S \frac{\sqrt{n-2}}{\sqrt{1-r_S^2}}, \quad (5.9)$$

która ma w przybliżeniu rozkład t -Studenta o $n-2$ stopniach swobody.

Aby zbadać istotność współczynnika korelacji gamma Goodmana i Kruskala danego wzorem (5.5) stosowana jest poniższa statystyka o rozkładzie normalnym standardowym, która w przypadku stosowania dla danych przedstawionych w postaci tabeli kontyngencji ma następującą postać (Metsämuuronen, 2021):

$$Z = \frac{2}{n_C + n_D} \sqrt{\sum_{ij} n_{ij} (C_{ij} - D_{ij})^2 - \frac{1}{n} (n_C - n_D)^2}, \quad (5.10)$$

$$C_{ij} = \sum_{h<i} \sum_{k<j} n_{nk} + \sum_{h>i} \sum_{k>j} n_{nk},$$

$$D_{ij} = \sum_{h<i} \sum_{k>j} n_{nk} + \sum_{h>i} \sum_{k<j} n_{nk}, \quad (5.11)$$

$$n_C = \sum_{ij} n_{ij} C_{ij},$$

$$n_D = \sum_{ij} n_{ij} D_{ij},$$

gdzie: n_{ij} jest liczbą obserwacji w ij -tej komórce tablicy kontyngencji.

3 Wyznaczenie dokładnego rozkładu statystyki testowej istotności współczynnika korelacji rang Spearmana jest problemem złożonym obliczeniowo (jego złożoność wzrasta wykładniczo wraz ze wzrostem n). Popularne pakiety statystyczne takie jak Statistica czy SPSS do aproksymacji rozkładu wykorzystują graniczny rozkład t -Studenta. W środowisku R, które zostało wykorzystane do obliczeń rozkład tej statystyki aproksymowano za pomocą algorytmu AS 89 (Best, Roberts, 1975).

Do zbadania istotności współczynnika tau-B Kendalla wykorzystywana jest poniższa statystyka o rozkładzie normalnym standardowym:

$$Z_b = \frac{\tau_B}{\sqrt{\hat{D}^2(\tau_B)}}, \quad (5.12)$$

gdzie: $\hat{D}^2(\tau_B)$ jest oceną wariancji statystyki τ_B , której wzór przedstawiony jest w pracy (Brown, Benedetti, 1977).

W przypadku, jeśli wartość p obliczona na podstawie statystyki testowej, jest mniejsza lub równa założonemu poziomowi istotności α , należy odrzucić hipotezę zerową o niezależności na rzecz hipotezy alternatywnej. Świadczy to zatem o występowaniu istotnej statystycznie zależności, czyli, że zaobserwowana z dużym prawdopodobieństwem zależność w próbie, odzwierciedla rzeczywiste występowanie zależności w populacji. W sytuacji gdy wartość p przekracza przyjęty poziom istotności, oznacza to, że nie ma podstaw do odrzucenia hipotezy zerowej – tym samym zaobserwowana zależność w próbie nie jest wystarczającym dowodem na potwierdzenie tej zależności w całej populacji.

5.3. Wyniki analiz

Na stanowiskach związanych z handlem i sprzedażą bardzo często pojawiają się wymagania dotyczące nie tylko kompetencji handlowych, ale również kompetencji społecznych. Postanowiono zbadać, czy istnieje zależność między wymaganiami dotyczącymi kompetencji z tych dwóch kategorii.

Analiza została oparta na podstawie 40 ofert pracy udostępnionych na platformie *system.zawodowcy.org*, które odnosiły się do stanowisk związanych z handlem. Wybrano je, uwzględniając zawód wymagany przez pracodawcę (sprzedawca lub technik handlowiec) oraz nazwy stanowiska (wybrano pozycje zawierające określenia takie jak „sprzedawca”, „handlowiec”, „obsługa klienta” itp.).

Wśród ofert dotyczących branży handlowej pojawiają się stanowiska o różnych poziomach doświadczenia np. sprzedawca i przedstawiciel handlowy. W zależności od skomplikowania zadań na danym stanowisku, zróżnicowany jest poziom wymaganych przez pracodawcę kompetencji. Z grupy wszystkich kompetencji, pojawiających się w 40 badanych ofertach, wybrano trzy kompetencje społeczne, które występują najczęściej:

US1 – umiejętność komunikowania się z klientem,

US2 – umiejętność współpracy z klientami i współpracownikami,

US3 – umiejętności negocjacyjne

oraz trzy kompetencje handlowe:

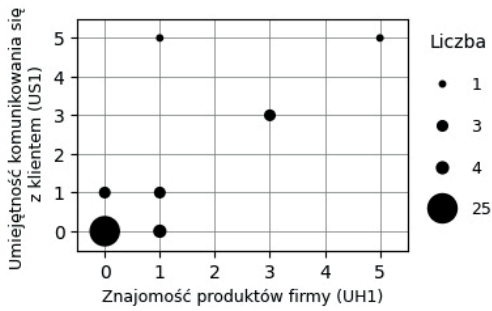
UH1 – znajomość produktów firmy,

UH2 – wiedza na temat oferowanych produktów i ich danych technicznych,

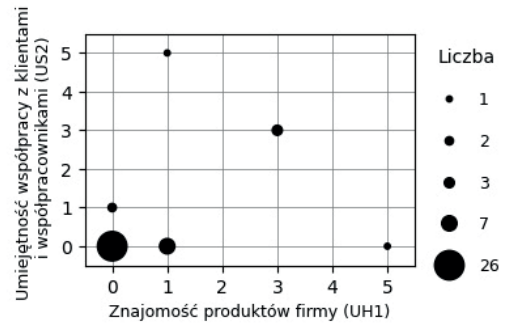
UH3 – umiejętność wyznaczania celów sprzedażowych.

Do pomiaru zależności wykorzystano dwa mierniki, które są powszechnie stosowane w analizie zależności danych porządkowych. Pierwszym z nich jest współczynnik tau-B Kendalla, a drugim współczynnik korelacji rang Spearmana. Ze względu na występowanie wielu ofert pracy, w których oczekiwany poziom poszczególnych kompetencji jest jednakowy, nie jest zalecane wykorzystywanie współczynnika gamma Goodmana i Kruskala, który może przeszacowywać rzeczywistą siłę zależności.

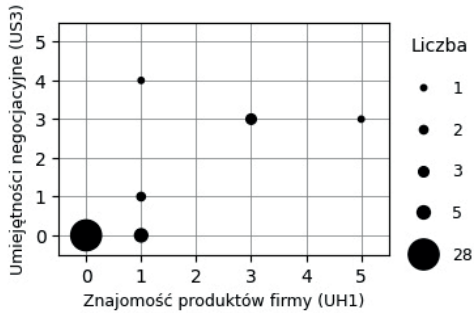
Na rysunku 5.2 przedstawiono wykresy obrazujące oczekiwane poziomy wymagań między wszystkimi parami kompetencji. Wielkość punktu na wykresie świadczy o liczbie takich ofert, w których powtórzyła się dana kombinacja poziomów wymagań. Na ich podstawie można obserwować charakterystykę wymagań poszczególnych kompetencji w ofertach. Przykładowo na podstawie rysunku 5.2(a) można zauważyć, że w trzech ofertach pojawiło się jednocześnie wymaganie kompetencji US1 oraz UH1 na poziomie trzecim. Poza liczbą wystąpień wykres obrazuje również kierunek występowania zależności lub jej brak. Gdy wymagania co do jednej i drugiej kompetencji rosną, to korelacja będzie dodatnia. Natomiast, gdy wraz ze wzrostem oczekiwań co do jednej kompetencji, maleją oczekiwania wobec drugiej z nich, to korelacja będzie ujemna. W niektórych przypadkach mamy do czynienia z sytuacjami, takimi jak na rysunku 5.2(l), gdzie punkty są rozłożone w nieregularny sposób. Oznacza to korelację o słabej lub bardzo słabej sile.



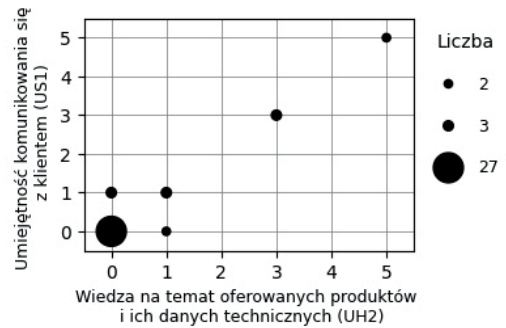
(a)



(b)



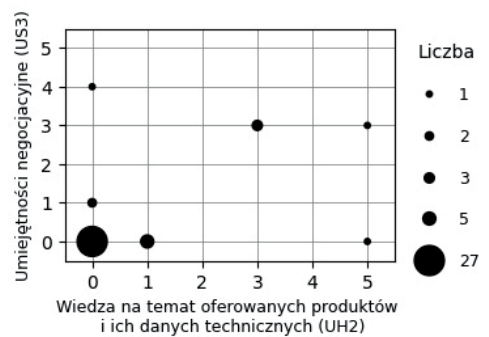
(c)



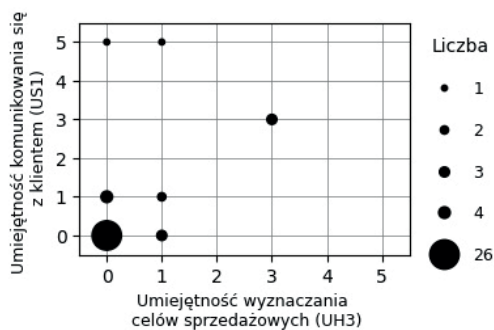
(d)



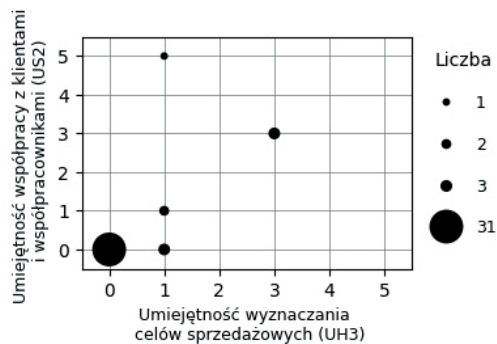
(e)



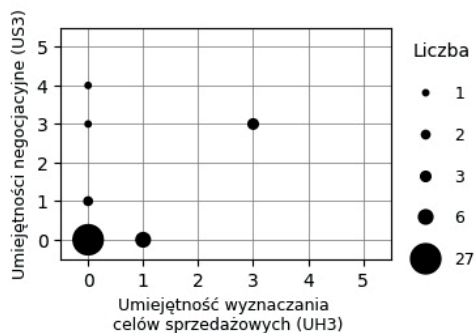
(f)



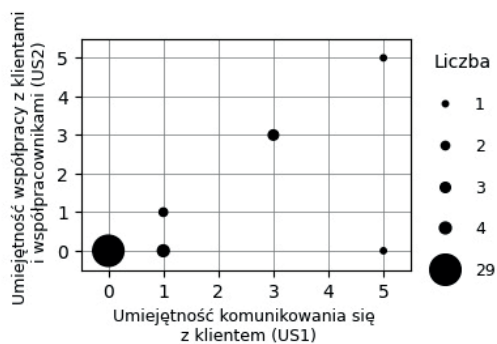
(g)



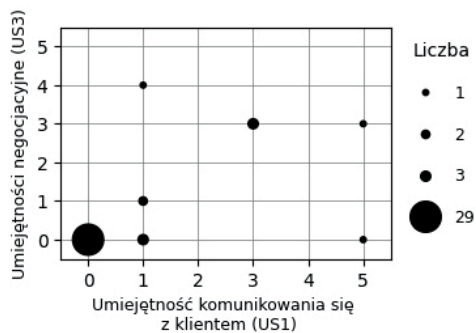
(h)



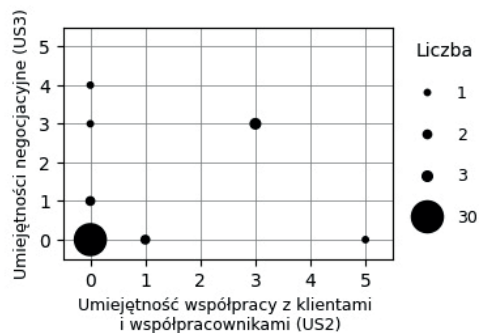
(i)



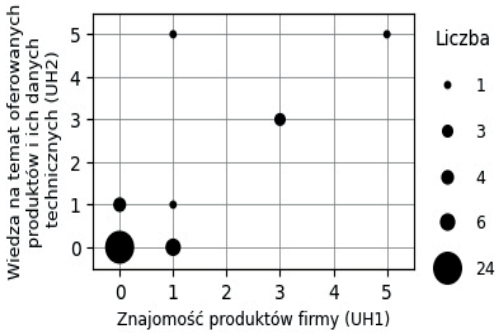
(j)



(k)



(l)



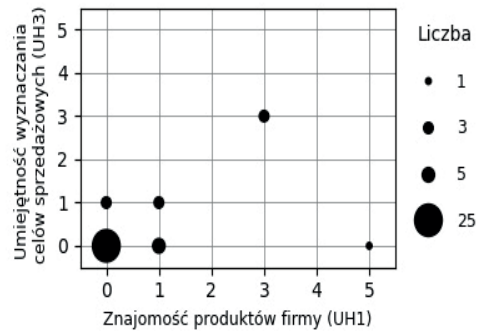
(m)



(n)



(o)



(p)

Rysunek 5.2.

Wystąpienia poziomów wymagań u poszczególnych par kompetencji
Źródło: opracowanie własne

Pierwsza z użytych metod badania korelacji dla zmiennych porządkowych, to współczynnik tau-B Kendalla. Wyraża różnicę prawdopodobieństw między faktem, że dwie zmienne są uporządkowane w ten sam sposób (rosnąco lub malejąco) a możliwością, że są one ułożone przeciwnie do siebie (jedna zmienna rosnąca, druga malejąca). Współczynniki oraz uzyskane wartości p przedstawiono w tabeli 5.3. Gdy wartość p nie przekracza 0,05, to współczynnik korelacji uznawany jest za istotny statystycznie. Na przekątnej macierzy korelacji wartości współczynników zawsze są równe 1, ponieważ określają one stopień skorelowania zmiennej z nią samą.

Tabela 5.3.

Współczynniki korelacji tau-B Kendalla pomiędzy sześcioma wybranymi kompetencjami

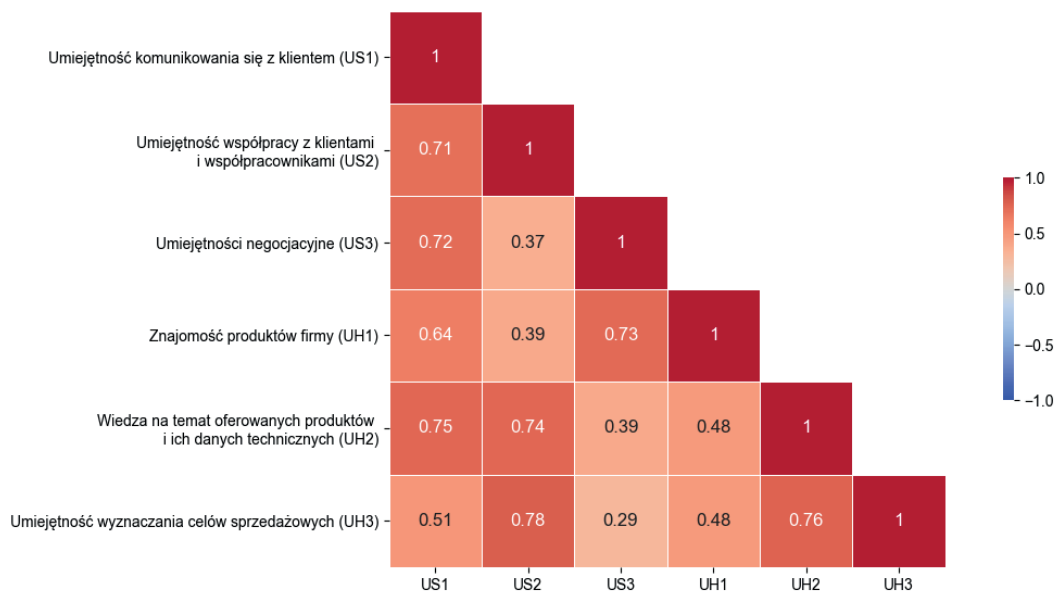
Kompetencja	Parametr	US1	US2	US3	UH1	UH2	UH3
US1	τ_B	1,0000					
	wartość p	0,0000					
US2	τ_B	0,7095	1,0000				
	wartość p	0,0000	0,0000				
US3	τ_B	0,7222	0,3660	1,0000			
	wartość p	0,0000	0,0166	0,0000			
UH1	τ_B	0,6365	0,3895	0,7297	1,0000		
	wartość p	0,0000	0,0100	0,0000	0,0000		
UH2	τ_B	0,7468	0,7422	0,3898	0,4794	1,0000	
	wartość p	0,0000	0,0000	0,0096	0,0013	0,0000	
UH3	τ_B	0,5051	0,7836	0,2892	0,4790	0,7623	1,0000
	wartość p	0,0008	0,0000	0,0580	0,0015	0,0000	0,0000

Źródło: opracowanie własne

Aby ułatwić interpretację wyników z powyższej tabeli, przedstawiono ją w postaci graficznej na rysunku 5.3. Kolor czerwony odpowiada zależnościom dodatnim, a niebieski ujemnym. Natężenie barwy świadczy o wzroście siły badanej zależności. Należy jednak zwrócić uwagę, że nie wszystkie uzyskane korelacje są istotne statystycznie na założonym poziomie $\alpha=0,05$. Z taką sytuacją mamy do czynienia w przypadku zależności umiejętności negocjacyjnych US3 oraz umiejętności wyznaczania celów sprzedażowych UH3 (wartość $p=0,058$). Oznacza to, że na podstawie zgromadzonych danych nie można potwierdzić, że na rynku pracy istnieje zależność między tymi zmiennymi.

Na podstawie wyników, które przedstawia tabela 5.3 – zwizualizowanych na rysunku 5.3 – zauważono kilka silnych zależności. Najsilniejszą zależność uzyskano pomiędzy umiejętnością wyznaczania celów sprzedażowych UH3 oraz umiejętnością współpracy z klientami i współpracownikami US2 ($\tau_B=0,78$). Wysoki współczynnik korelacji zauważono również pomiędzy wiedzą na temat oferowanych produktów UH2 i umiejętnością komunikowania się z klientem US1 ($\tau_B=0,75$). Zbliżoną wartość można zaobserwować także między wiedzą na temat oferowanych produktów UH2 oraz współpracą

z klientem i współpracownikami US2 ($\tau_B=0,74$). Kolejna para umiejętności, pomiędzy którymi wystąpiła silna zależność, to znajomość produktów firmy UH1 oraz umiejętności negocjacyjne US3 ($\tau_B=0,73$). Na wysoki współczynnik korelacji mógł mieć wpływ fakt, że są one bezpośrednio powiązane – aby przeprowadzić negocjacje dotyczące produktów, należy mieć o nich wystarczającą wiedzę.



Rysunek 5.3.

Macierz wartości współczynników korelacji tau-B Kendalla

Źródło: opracowanie własne

Ponadto warto również zwrócić uwagę na wzajemne relacje wśród umiejętności społecznych i handlowych. Największy współczynnik korelacji osiąga wiedza na temat oferowanych produktów UH2 i umiejętność wyznaczania celów sprzedażowych UH3 ($\tau_B=0,76$). Mówi to o częstym występowaniu tych umiejętności w ofertach na podobnym poziomie wymagań. Umiarkowaną korelację uzyskano między znajomością produktów firmy UH1 i wiedzą na temat oferowanych produktów UH2 ($\tau_B=0,48$). Natomiast słabą zależność wykazano między umiejętnościami negocjacyjnymi US3 oraz umiejętnością współpracy z klientami i współpracownikami US2 ($\tau_B=0,37$). Może to świadczyć

jednocześnie o rzadkim współwystępowaniu tych cech wspólnie w jednej ofercie oraz o braku zależności w zróżnicowaniu poziomów wymagań.

Współczynnik tau-B Kendalla jest łatwy do interpretacji i osiąga zazwyczaj mniejsze błędy szacunku niż współczynnik korelacji Spearmana, co zwiększa wiarygodność istotności wyników. Jednak w przypadku bardzo dużych prób obliczenie go bez użycia oprogramowania statystycznego jest bardzo czasochłonne. Spośród $\frac{n(n-1)}{2}$ par (dla próby $n=40$ jest to 780 porównań), należy wyznaczyć liczbę par zgodnych i niezgodnych. Natomiast współczynnik korelacji rang Spearmana wymaga jedynie przyporządkowania rang poszczególnym wartościom i obliczenia dla nich współczynnika korelacji Pearsona, który jest dostępny w arkuszach kalkulacyjnych (np. MS Excel). Poniżej przedstawiono wyniki współczynnika korelacji Spearmana dla wybranych umiejętności społecznych i handlowych (zob. tabela 5.4).

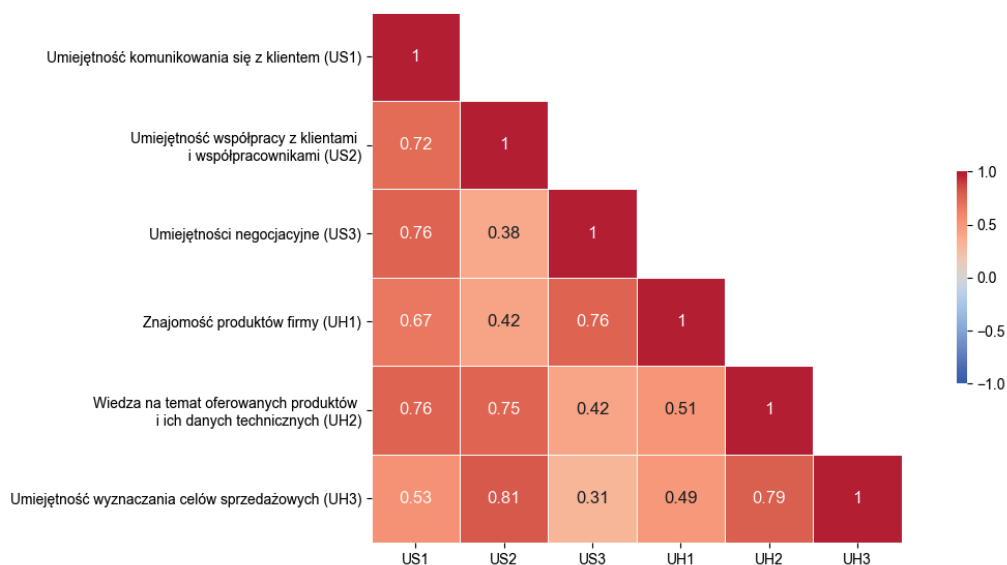
Tabela 5.4.

Współczynniki korelacji Spearmana pomiędzy sześcioma wybranymi umiejętnościami

Kompetencja	Parametr	US1	US2	US3	UH1	UH2	UH3
US1	r_s	1,0000					
	wartość p	0,0000					
US2	r_s	0,7219	1,0000				
	wartość p	0,0000	0,0000				
US3	r_s	0,7593	0,3840	1,0000			
	wartość p	0,0000	0,0000	0,0144			
UH1	r_s	0,6655	0,4239	0,7647	1,0000		
	wartość p	0,0000	0,0144	0,0000	0,0000		
UH2	r_s	0,7607	0,7534	0,4164	0,5139	1,0000	
	wartość p	0,0000	0,0064	0,0000	0,0000	0,0007	
UH3	r_s	0,5345	0,8113	0,3053	0,4923	0,7879	1,0000
	wartość p	0,0004	0,0000	0,0554	0,0013	0,0000	0,0000

Źródło: opracowanie własne

Dla ułatwienia interpretacji macierz przedstawiono poniżej w postaci graficznej. Należy jednak zwrócić uwagę, że korelacja między umiejętnościami UH3 i US3 jest nieistotna statystycznie, mimo uzyskanej siły $r_s=0,3053$. Oznacza to, że wartość współczynnika korelacji nie przekroczyła w tym przypadku wartości krytycznej potwierdzającej istnienie istotnego statystycznie związku. Oznacza to, że uzyskana wartość współczynnika korelacji w próbie może nie wynikać z występowania rzeczywistego związku między tymi zmiennymi w populacji, tylko może być efektem zmienności losowej analizowanego zjawiska.



Rysunek 5.4.

Macierz wartości współczynników korelacji Spearmana
Źródło: opracowanie własne

Można zauważyć, że współczynniki korelacji rang Spearmana przyjmują zazwyczaj wyższą wartość niż współczynniki korelacji tau-B Kendalla. Ponadto wszystkie powyższe korelacje są istotne statystycznie.

Z powyższych zależności wyróżnia się korelacja między wiedzą na temat oferowanych produktów UH2 oraz umiejętnością komunikowania się z klientem US1 ($r_s=0,76$). Na rysunku 5.2(d) przedstawiono wykres obrazujący występowanie wymagań dotyczących tych dwóch umiejętności. Obserwacje ułożone są w większości wzdłuż jednej prostej, co powoduje, że korelacja osiąga wysoki

poziom. Natomiast na rysunku 5.2(i) można zauważyć, że w tej parze umiejętności w większości przypadków przynajmniej jedna zmienna osiąga wartość 0, podczas gdy druga jest dodatnia. To wpływa na zwiększenie różnic między rangami i tym samym obniżenie współczynnika korelacji rang Spearmana.

5.4. Podsumowanie

Podsumowując uzyskane wyniki, można potwierdzić hipotezę badawczą, iż w badanej podgrupie ofert rynku pracy zachodzą powiązania między wymaganiami sprzedażowymi i społecznymi. Wysokie współczynniki korelacji potwierdzają istotne znaczenie umiejętności miękkich na danym rynku pracy. Osiągają one często te same lub podobne poziomy wymagań, co umiejętności handlowe. Wysokie współczynniki korelacji między umiejętnościami handlowymi i społecznymi pozwalają wnioskować, że wraz ze wzrostem wymagań dotyczących wiedzy handlowej, rośnie również oczekiwany poziom umiejętności społecznych. Zatem kandydaci, którzy chcą dopasować się do wymagań rynku pracy w obrębie branży handlowej, powinni jednocześnie rozwijać nie tylko wiedzę zawodową (kompetencje techniczne), ale również trenować umiejętności społeczne.

Zastosowane współczynniki korelacji zmiennych porządkowych mają szerokie zastosowanie nie tylko w badaniu kompetencji. Wykorzystywane są w ocenie jakości i umożliwiają np. zbadanie zależności między postrzeganiem marki a oceną barwy, smaku i zapachu kawy przez konsumenta (Turek, 2018). Zastosowanie współczynników korelacji w tym badaniu pokazało, że nie wystąpiła zgodność między rankingiem preferowanych marek a rankingiem ocen poszczególnych kaw (uszeregowanych na podstawie ocen przyznanych podczas degustacji z zasłoniętymi oczami). W analogiczny sposób można testować działanie urządzeń, takich jak np. wózki dla niepełnosprawnych (Pradon i in., 2012). Aby podjąć działania mające na celu ulepszenie ich pracy, sprawdzono zależności pomiędzy uogólnionym miernikiem WST a zmierzonymi cechami mobilności wózka takimi jak np. osiągnięta prędkość maksymalna. Obliczenie współczynnika korelacji Spearmana między własnościami wózków pozwoliło wybrać czynniki zgodne z uogólnionym miernikiem, ale łatwiejsze do wyznaczenia. Natomiast wykazane silne korelacje między grupą badawczą i grupą kontrolną uwiarygodniły uzyskane wyniki.

W zagadnieniach, w których badana jest zależność między dwiema zmiennymi ilościowymi (np. cena, powierzchnia, waga), można także przypisać rangi kolejnym wartościom zmiennych i zastosować współczynniki korelacji dla zmiennych porządkowych. Umożliwia to znalezienie zależności monotonicznych nieliniowych, których nie wykaze współczynnik korelacji liniowej Pearsona (Hauke, Kossowski, 2011).

Bibliografia

1. Argyle, M., (1998), *Zdolności społeczne*, W: Mosciovici S. (red.), *Psychologia społeczna w relacji ja inni*, WSiP, Warszawa, s. 77–104.
2. Best, D., Roberts, D. (1975), *Algorithm AS 89: The Upper Tail Probabilities of Spearman's Rho*, „Journal of the Royal Statistical Society. Series C” (Applied Statistics), Vol. 24, No. 3, s. 377–379.
3. Blythe, J. 2005, *Sales and Key Account Management*, Thompson Learning.
4. Boyatzis, R.E. (2008), *Competencies in the twenty-first century*, „Journal of Management Development”, Vol. 27, No. 1, s. 5–12.
5. Brown, M., Benedetti, J. (1977), *Sampling Behavior of Test for Correlation in Two-Way Contingency Tables*, „Journal of the American Statistical Association”, Vol. 72, No. 358, s. 309–315.
6. Brzezińska, J. (2015), *Analiza logarytmiczno-liniowa. Teoria i zastosowania z wykorzystaniem programu R*, Wydawnictwo C.H. Beck, Warszawa.
7. Bugaj, J.M. (2012), *Kluczowe kompetencje sprzedawcy – przypadek przedstawiciela medycznego*, „Problemy Zarządzania”, Vol. 10, nr 1(35), s. 37–52. NO.N 1644–9584,
8. Burnett, K. (2002), *Relacje z kluczowymi klientami. Analiza i zarządzanie*, Oficyna Ekonomiczna, Kraków.
9. Ciekankowski, Z., Nowicka J., Szymański Z., Załoga W., (2018), *Kompetencje społeczne w karierze zawodowej pracowników*, w: Janczewska D. (red.), *Dylematy współczesnego przedsiębiorstwa*, „Przedsiębiorczość i Zarządzanie”, t. 19, z. 11, cz. 2, s. 37–51.
10. Corgnet, B., Desantis, M., Porter, D. (2018), *What Makes a Good Trader? On the Role of Intuition and Reflection on Trader Performance*, „Journal of Finance”, Vol. 73, No. 3, s. 1113–1137.
11. Croux, C., Dehon, C. (2010), *Influence functions of the Spearman and Kendall correlation measures*, „Statistical Methods & Applications”, 19(4), s. 497–515.
12. Evans, J.D. (1996), *Straight forward statistics for the behavioral sciences*, Pacific Grove: Brooks/Cole Pub. Co, Kalifornia.

13. Fiech, K. (2019), *Kluczowa Kompetencja Sprzedażowa a wzrost produktywności handlowców*, „e-mentor”, Vol. 4, No. (81), s. 63–70.
14. Frankfort-Nachmias, V., Nachmias, D. (2001), *Metody badawcze w naukach społecznych*, Zys i S-ka Wydawnictwo, Poznań.
15. Göktas, A., İşçi, I. (2011), *A Comparison of the Most Commonly Used Measures of Association for Doubly Ordered Square Contingency Tables via Simulation*, „Metodološki Zvezki”, Vol. 8, No. 1, s. 17–37.
16. Goodman, L.A., Kruskal, W.H. (1954), *Measures of Association for Cross Classifications*, „Journal of the American Statistical Association”, Vol. 49, No. 268 s. 732–764.
17. Hauke, J., Kossowski, T. (2011), *Comparison of values of Pearson's and Spearman's correlation coefficient on the same sets of data*, „Quaestiones Geographicae”, Vol. 30 No. 2, s. 87–93.
18. Horovitz, J. (2006), *Strategia obsługi klienta*, Polskie Wydawnictwo Ekonomiczne, Warszawa, s. 31–32.
19. Jakubowska, U. (1996), *Wokół pojęcia „kompetencja społeczna” – ujęcie komunikacyjne*, „Przegląd Psychologiczny”, nr 39, s. 29–40.
20. Jung, B. (2001), *Komunikowanie w perspektywie ekonomicznej i społecznej*, Wydawnictwo Szkoły Głównej Handlowej w Warszawie, Warszawa, s. 92.
21. Khamis, H. (2008), *Measures of Association: How to Choose?*, „Journal of Diagnostic Medical Sonography”, Vol. 4, No. 3, s. 155–162.
22. Krysicki, W., Bartos, J., Dyczka, W., Królikowska, K., Wasilewski, M. (2012), *Rachunek prawdopodobieństwa i statystyka matematyczna w zadaniach*, Wydawnictwo Naukowe PWN, Warszawa.
23. Kvålseth, T.O. (2017), *An alternative measure of ordinal association as a value-validity correction of the Goodman-Kruskal gamma*, „Communications in Statistics – Theory and Methods”, Vol. 46, No. 21, s. 10582–10593.
24. Laalou, A., & El Guermai, L. (2016), *The Correlation Between The Human Resources Management Practices And The Company's Performance: Case of the Source Marrakech Company*, „Management and Marketing Journal”, Vol. 1, s. 126–144.
25. Likert, R. (1932), *Technique for the Measurement of Attitudes*, „Archives of Psychology”, Vol. 22, No. 140, s. 1–55.
26. Marshall, G.W., Goebel D.J., Moncrief W.C, (2003), *Hiring for success at the buyer – seller interface*, „Journal of Business Research”, Vol. 56, No. 4, s. 247–255.
27. Matczak, A., (2007), *Kwestionariusz kompetencji społecznych*, KKS, Pracownia Testów Psychologicznych PTP, Warszawa, s. 7.
28. Matczak A., Martowska K. (2013), *Profil kompetencji społecznych. PROKOS*, Wyd. Pracownia Testów Psychologicznych PTP, Warszawa,
29. Metsämuuronen, J. (2021), *Directional nature of Goodman-Kruskal gamma and some consequences: identity of Goodman-Kruskal gamma*

- and Somers delta, and their connection to Jonckheere-Terpstra test statistic, *Behaviormetrika*, Vol 48, No 2, s. 283–307.
30. Sprzedawca w branży przemysłowej 522303. Ministerstwo Rodziny, Pracy i Polityki Społecznej, Departament Rynku Pracy, praca.gov.pl.
 31. Mruk, H. (2012), *Marketing. Satisfakcja klienta i rozwój przedsiębiorstwa*, Wydawnictwo Naukowe PWN, Warszawa, s. 252.
 32. Mynarski, S. (2000), *Praktyczne metody analizy danych rynkowych i marketingowych*, Kantor Wydawniczy Zakamycze, Kraków.
 33. Niemczyk, A. (2006), *Jak zarządzać zespołem handlowym i przetrwać*, Helion, Gliwice, s. 13.
 34. Pradon, D., Pinsault, N., Zory R., Routhier, F. (2012), *Could Mobility Performance Measures be Used to Evaluate Wheelchair Skills?*, „*Journal of Rehabilitation Medicine*”, Vol. 44, No. 3, s. 276–279.
 35. Puth, M.T., Neuhäuser, M., Ruxton G.D. (2015), *Effective use of Spearman's and Kendall's correlation coefficients for association between two measured traits*, „*Animal Behaviour*”, 102, s. 77–84.
 36. Rauf, A., Li, H., Ullah, S. Meng L., Wang B., Wang M. (2018), *Statistical study about the influence of particle precipitation on mesosphere summer echoes in polar latitudes during July 2013*, *Earth*, „*Planets and Space*”, Vol. 70, No. 108, s. 1–55.
 37. Sęk, H. (2014), *Społeczna psychologia kliniczna*, Wyd. PWN, Warszawa, s. 128–129.
 38. Sławiński, S., Dębowski, H., Michałowicz H., Urbanik J. (red.), (2014), *Słownik podstawowych terminów dotyczących krajowego systemu kwalifikacji*, Warszawa: Instytut Badań Edukacyjnych.
 39. Smółka, P. (2008), *Kompetencje społeczne: metody pomiaru i doskonalenia umiejętności interpersonalnych*, Wolters Kluwer Polska, Warszawa.
 40. Sobczyk, M. (2008), *Statystyka*, Wydawnictwo Naukowe PWN, Warszawa.
 41. Spitzberg, B.H., Cupach W.R., (2002) *Interpersonal skills*, w: H.L. Knapp, J.A. Daly (red.), *Handbook of interpersonal communication*, Sage, Thousand Oaks 2002: 564–611.
 42. Spychała, M. (2015), *Badanie kompetencji społecznych przyszłych inżynierów kierunku Inżynieria Bezpieczeństwa Pracy*, „*Logistyka*”, nr 5, s. 90–98.
 43. Spychała, M. (2010a), *Communication competences as a part of social competences in an organization*, w: Popławski S., (red.), *The social contexts of communication*, Publishing House of Poznań University of Technology, Poznań, s. 83–95.
 44. Spychała, M. (2012), *Social competencies of ethical manager in the modern enterprise*, w: *Corporate Social Responsibility – Conceptions, Theory and Practice*, red. M. Spychała, Wydawnictwo Politechniki Poznańskiej, Poznań.
 45. Spychała, M., Goliński, M., Miądowicz, M. (2015), *From the research on social competencies of future managers*, Kiełtyka L., Jędrzejczyk W., Kobis P. (red.), *Wyzwania współczesnego zarządzania. Tendencje*

- w zachowaniach organizacyjnych, Wydawnictwo „Dom Organizatora”, Toruń, s. 207–225.
46. Spychała, M. (2010b), *Niedobór kompetencji społecznych pracowników jako problem komunikacji wewnętrznej i zewnętrznej w przedsiębiorstwie*, w: Maćkowska R. (red.), *Public relations, Efektywne komunikowanie w teorii i praktyce*, Wydawnictwo Akademii Ekonomicznej, Katowice, s. 303–325.
 47. Stevens, S.S. (1946), *On the Theory of Scales of Measurement*, „Science. New Series”, Vol. 103, No. 2684, s. 677–680.
 48. Storbacka, K., J.R. Lehtinen (2001), *Sztuka budowania trwałych związków z klientem*, Oficyna Ekonomiczna, Kraków.
 49. Turek, P. (2018), *The role of brand in quality assessment on the example of sensory evaluation of coffee*, „Towaroznawcze Problemy Jakości”, Vol. 56, Issue 3, s. 48–56.
 50. Jelonek, M., Uniwersytet Jagielloński – Centrum Ewaluacji i Analiz Polityk Publicznych CEAPP, Idea Instytut (2019), *Analiza zapotrzebowania na kompetencje w gospodarce i na rynku pracy*.
 51. Ustawa z dnia 22 grudnia 2015 r. o Zintegrowanym Systemie Kwalifikacji, Dz.U. 2020, poz. 226.
 52. Wijesinghe, S. (2014), *The Levels of Measurement and their Importance in Statistical Modeling in the Research of Human Resource Management (HRM)*, „HRM Perspectives: Insights on Human Resource Management Practices”, Vol. 1, No. 1, s. 210–223.
 53. Williams, A., Mullin, R. (2011), *Field Marketing. Skuteczne zastosowanie marketingu terenowego*, Oficyna Wolters Kluwer Business, Warszawa, s. 103.
 54. Williamson, G.G., Dorman, W.J. (2002), *Promoting social competence*, San Antonio: Communication Skill Builders, Teksas.
 55. Yule, G.U., Kendall, M.G. (1966), *An Introduction to the Theory of Statistics*, Charles Griffin & Company Limited, London.
 56. Xiao, J. (2006), *Survey Ranking of Job Competencies by Perceived Employee Importance: Comparing China's Three Regions*, „Human Resource Development Quarterly”, Vol. 17, No. 4, s. 371–402.
 57. Zar, J.H. (1972), *Significance Testing of the Spearman Rank Correlation Coefficient*, „Journal of American Statistical Association”, Vol. 67, No. 339, s. 578–580.
 58. Zatwarnicka-Madura, B. (2004), *Techniki sprzedaży bezpośredniej*, Wydawnictwo CeDeWu sp. z o.o., Warszawa, s. 29–35.

6. BADANIE PODOBIENSTWA POWIATÓW ZE WZGLĘDU NA UMIEJĘTNOŚCI SPOŁECZNE I INNE WYBRANE ATRYBUTY UCZNIÓW TECHNIKÓW – PRZYKŁAD ZASTOSOWANIA ANALIZY SKUPIEŃ

Maciej Szafrąński, Tomasz Stachurski, Agnieszka Kujawińska

6.1. Wprowadzenie

Kiedy w przedsiębiorstwie rozważany jest wybór siedziby, relokacja, otworzenie kolejnego oddziału, czy przejęcie innego podmiotu w innej lokalizacji niż własna, bierze się pod uwagę szereg różnych czynników, w tym potencjał kompetencyjny miejsca lub obszaru powiązane ze zmianą. Trudno byłoby prowadzić biznes w miejscu, w którym nie ma lub pracuje niewystarczająca liczba osób z kompetencjami niezbędnymi do wykonania odpowiedniej jakości produktów. W pierwszej kolejności warto więc rozważyć wybór obszaru działania, gdzie są dostępne wymagane kompetencje, a następnie – ewentualnie – takie miejsca, w których trzeba będzie w możliwie najmniejszym zakresie inwestować w kompetencje pracowników. W szczególnych przypadkach, kiedy np. decyzje o rozwoju jakichś branż podejmuje państwo, może się zdarzyć, że – choć na danym terenie nie ma osób z wymaganymi kompetencjami – to dzięki polityce rządu mogą zostać stworzone na danym obszarze takie warunki gospodarcze, że przyciągną przedsiębiorstwa i pracowników z innych obszarów geograficznych w wyniku opłacalnej migracji. Działania uatrakcyjniające lokowanie się firm na danym obszarze mogą podejmować też władze samorządowe. Oprócz innych atrakcyjnych czynników zachęcających do działań biznesowych na danym terenie, takich jak np. zwolnienie albo obniżenie podatków lub opłat, korzystne jest prowadzenie odpowiedniej polityki w zakresie kapitału ludzkiego, w szczególności w zakresie dostępnych w danym regionie czy na danym terytorium kompetencji. Pytania formułowane przez firmy: gdzie lokować biznes? Gdzie jest sprzyjający działalności gospodarczej kapitał ludzki – ulegają transformacji w zapytania, które powinny być proponowane przez władze samorządowe lub rządowe, np. jak przyciągać firmy (kapitał), jak dostosowywać kapitał ludzki do zmian w gospodarce, jak region (państwo) wygląda na tle innych regionów (państw), jaka jest jego konkurencyjność na tym tle?

Żeby sprawnie można było odpowiadać na tak sformułowane pytania, niezbędne jest zapewnienie systemu zbierania danych nie tylko dotyczących danego obszaru, ale też obszarów konkurencyjnych, a następnie przyjęcie i wykorzystanie odpowiednich metod analitycznych.

Pojawiają się więc dwa szczególne problemy. Pierwszy: jak w systemowy sposób zbierać dane do analiz, drugi: jak badać podobieństwo (lub zróżnicowanie) regionów, jeśli chodzi o stan kompetencji na ich obszarze. Rozwiązanie pierwszego problemu zostało przybliżone w rozdziale drugim, a wskazówki dla rozwiązania kolejnego przedstawiono poniżej.

Uwaga zostanie skupiona na uczniach techników, których traktuje się jako przyszłych pracowników. To szczególna grupa, z której duży odsetek trafia szybko na rynek pracy. Rozwój kompetencji w tej grupie może przyciągać uwagę przedsiębiorstw, tym bardziej, że jej przedstawiciele kształcą się w konkretnych zawodach, często powiązanych z nowoczesnymi technologiami, których rozwój często bywa spowalniany ze względu na niedobór kadry o wysokich kompetencjach.

Badania tej grupy przyszłych pracowników można prowadzić w różnych wymiarach. W niniejszym rozdziale zostanie omówiony przykład analizy – najpierw w odniesieniu do wybranych cech charakteryzujących uczniów w sposób ogólny, a następnie analiza zostanie pogłębiona i obejmie kompetencje społeczne, które są dziś szczególnie poszukiwane na rynku pracy.

W niniejszym rozdziale najpierw została krótko przybliżona specyfika analizowanych cech uczniów, ze szczególnym uwzględnieniem kompetencji społecznych. Następnie zaprezentowano jedną z metod badawczych, którą można wykorzystać w badaniu podobieństw (lub różnic) między kompetencjami na dowolnie wyodrębnianych obszarach. Pokazano przykład porównania powiatów w jednym z polskich województw. Dalej przedstawiono wyniki przykładowych badań, w tym sposób doboru danych do badań. Wyniki te stanowią przykład w zakresie prowadzenia badań z użyciem zastosowanej metody. Na koniec podsumowano wyniki badań i przedstawiono możliwe inne obszary ich prowadzenia, które mogą być przydatne w podejmowaniu decyzji o rozwoju kompetencji w wymiarze geograficznym.

6.2. Metodyka badań

6.2.1. Zastosowane metody badawcze

W badaniach zastosowano metody analizy skupień (*cluster analysis*) (Walesiak, 2004, s. 321–322; Wierzchoń, Kłopotek, 2015, s. 19–53), które stosowane są do grupowania oraz klasyfikacji zjawisk i stanowią jedną z kategorii metod eksploatacji danych (*data mining*). Analiza skupień umożliwia dokonywanie podziału (zazwyczaj wielowymiarowego) zbioru danych na skupienia lub inaczej klastry, czyli rozłączne podzbiory zbioru danych, mające taką własność, że obiekty – należące do różnych skupień – są od siebie znacznie bardziej odmienne aniżeli obiekty zaklasyfikowane do tego samego skupienia (Wierzchoń, Kłopotek, 2015, s. 19). Wykorzystanie analizy skupień umożliwia wykrywanie ukrytych prawidłowości i tym samym wspomaga dokonywanie podziału obiektów na homogeniczne klasy pod względem wybranych cech.

Zainteresowanych szczegółową problematyką analizy skupień autorzy odnoszą np. do pracy Wierzchoń i Kłopotka (2015), którzy odwołują się w niej do wyników badań wielu innych badaczy problemu grupowania danych (*data clustering*). Szerokie zestawienie literatury w tym temacie zaproponował też Walesiak (2004, s. 321–322).

Opisywaną grupę metod grupowania można zastosować w analizie wielu problemów, gdzie trzeba klasyfikować obiekty z rozpatrywanego zbioru lub szukać podobieństw i na podstawie zebranych informacji podejmować decyzje. Analiza skupień znalazła wiele zastosowań w różnych obszarach, jak np. do klasyfikacji zjawisk społeczno-gospodarczych (Gaczek i in., 1980), w ocenie zróżnicowania zagrożenia ubóstwem (Karaszewska, 2016), czy w marketingu (Walesiak, 2004, s. 344–347).

W opisywanych badaniach zastosowano w szczególności: hierarchiczną analizę skupień (Balicki, 2009, s. 259–290; Buszkowska, 2016, s. 386; Walesiak, 2004, s. 322–323) oraz metodę k-średnich (Wierzchoń, Kłopotek, 2015, s. 88–118; Walesiak, 2004, s. 331–332). Ogólny schemat procedury klasyfikacji obiektów został bardziej szczegółowo opisany w załączniku nr 3.

W ramach **grupowania hierarchicznego** można wyodrębnić dwie odmiany – metody aglomeracyjne (łączenia) oraz metody deglomeracyjne

(rozdzielające). W opisywanym badaniu zastosowano pierwsze podejście. W metodach aglomeracyjnych w kroku wstępnym każdy obiekt tworzy osobne skupienie, a następnie obiekty te są sukcesywnie łączone aż do uzyskania jednego skupienia zawierającego wszystkie klasyfikowane obiekty (Buszkowska, 2016, s. 386). Na popularność i zalety tej metody grupowania aglomeracyjnego wskazuje np. Walesiak (2004, s. 322–323). Jedną z tych zalet jest możliwość przedstawienia wyników klasyfikacji w formie graficznej. Wyniki te przedstawiano za pomocą dendrogramu nazywanego również drzewem połączeń. Dendrogram ma kształt drzewa binarnego, w którym węzły reprezentują skupienia, natomiast liście klasyfikowane obiekty. Liście zlokalizowane są na poziomie zerowym, a węzły znajdują się na wysokości odpowiadającej odległości pomiędzy skupieniami lub obiektami podrzędnymi danego węzła. Dendrogram dostarcza informacji o wzajemnym położeniu klas oraz o obiektach wchodzących w ich skład (Hartigan, 1967).

Hierarchiczne metody aglomeracyjne działają według centralnej procedury aglomeracyjnej. Algorytm ten realizowany jest w następujących krokach (Walesiak, 2004, s. 324):

1. Odszukanie pary klas (skupień) P_i i P_k które są do siebie najbardziej podobne tzn. cechują się najmniejszą odległością od siebie.
2. Redukcja liczby klas o jeden poprzez połączenie klas P_i oraz P_k .
3. Przekształcenie odległości pomiędzy połączonymi klasami P_i i P_k oraz pozostałymi klasami. W drugim i kolejnych etapach łączenia skupień należy określić zasady wyznaczania odległości między skupieniami złożonymi z więcej niż jednego obiektu. Takie zasady nazywane są metodami wiązania (łączenia) skupień. Wśród najczęściej stosowanych metod łączenia skupień wymienia się m.in.:
 - metodę pojedynczego wiązania (najbliższego sąsiedztwa),
 - metodę pełnego wiązania (najdalszego sąsiedztwa),
 - metodę średnich połączeń,
 - metodę średnich połączeń ważonych,
 - metodę środków ciężkości,
 - metodę ważonych środków ciężkości (mediany),
 - metodę Warda (*Analiza skupień*, StatSoft, 2006).

W rozwiązywaniu problemów natury społecznej pomocna i rozpowszechniona jest metoda Warda (Ward, 1963), której idea polega na minimalizacji sumy kwadratów odchyień wszystkich obiektów z dwóch łączonych klastrów od środka ciężkości nowego klastra, który powstałby z połączenia tych dwóch klastrów. Oznacza to, że na każdym etapie łączenia klastrów obiektów – ze wszystkich możliwych par klastrów – łączone są te klastry, które stworzą nowy klaster o najmniejszym wewnętrznym zróżnicowaniu (Panek, 2009, s. 95).

4. Powtarzanie kroków (1)–(3), aż wszystkie klasyfikowane obiekty znajdą się w jednej klasie (Walesiak, 2004, s. 324).

W opisywanej hierarchicznej metodzie aglomeracyjnej po otrzymaniu podziału w postaci hierarchii obiektów przedstawionej na dendrogramie, należy zdecydować, na ile głównych klastrów należy podzielić grupowane obiekty. W celu ustalenia liczby klastrów, które należy wyróżnić, a tym samym jak ukształtować klasyfikację obiektów, stosuje się metody weryfikacji liczby klastrów (Panek, 2009, s. 120-121).

Odminną metodą wyróżniania klastrów obiektów jest metoda ***k*-średnich**, zaliczana do grupy metod kombinatorycznej analizy skupień (Wierzchoń, Kłopotek, 2015, s. 88). W metodach kombinatorycznej analizy skupień, w przeciwieństwie do metod hierarchicznych, konieczne jest odgórne ustalenie liczby klastrów, które mają zostać wyodrębnione. Następnie wstępny podział na klastry jest optymalizowany poprzez zmianę przynależności obiektów do skupień, tak by minimalizować zróżnicowanie wewnątrzgrupowe (tzn. obiekty, które znajdują się w tym samym klastrze powinny być do siebie jak najbardziej podobne) i maksymalizować różnicowanie międzygrupowe (obiekty w osobnych klastrach powinny być od siebie jak najbardziej odległe). Algorytm metody *k*-średnich przebiega w następujących krokach (Walesiak, 2004, s. 331–332):

1. Dokonanie wstępnego podziału obiektów na ustaloną z góry liczbę *k* klas. Dla każdej utworzonej klasy wyznaczany jest jej środek ciężkości (centroid).
2. Zmiana przynależności obiektów do klasy o najbliższym środku ciężkości.
3. Wyznaczenie nowych środków ciężkości dla każdej klasy.

4. Kroki (2)–(3) są powtarzane aż do momentu, w którym nie nastąpią przesunięcia obiektów między klasami lub zostanie osiągnięta założona z góry liczba iteracji.

Podobnie jak w przypadku metod aglomeracyjnych, istnieje również wiele odmian metody k-średnich. Poszczególne odmiany różnią między sobą m.in. wyborem początkowych centrów skupień, formułą wyznaczania odległości, a także metodą wyznaczania środków ciężkości klas.

6.2.2. Wybrane atrybuty uczniów ze szczególnym uwzględnieniem umiejętności społecznych

W badaniach uwzględniono powiaty z województwa wielkopolskiego i dane o uczniach techników, którzy kształcili się w tych powiatach w okresie, z którego pochodzą dane. Byli to uczniowie, którzy zostali objęci wsparciem w projektach: *Czas zawodowców – wielkopolskie kształcenie zawodowe (2012–2015)* i *Czas zawodowców BIS – zawodowa Wielkopolska (2015–2023)*. Uwzględniła ono m.in. udział w zajęciach laboratoryjnych oraz pomoc w kontakcie z przedsiębiorstwami z regionu, z czym wiązała się rejestracja uczniów na platformie *system.zawodowcy.org*. Platforma funkcjonuje i jest stale doskonalona w województwie wielkopolskim od 2012 roku.

Najpierw powiaty porównano ze względu na ogólne wybrane atrybuty uczniów techników, które można było pozyskać dzięki ich rejestracji na platformie. Wśród nich znalazły się:

- a_1 – liczba uczniów posiadających daną kwalifikację¹,
- a_2 – liczba uczniów z powiatu wskazujących na posiadanie danej umiejętności,
- a_3 – średnia ocena kwalifikacji wskazywanej przez uczniów z powiatu,
- a_4 – liczba uczniów z powiatu, którzy uczestniczyli w laboratoriach i zarejestrowali się na platformie *system.zawodowcy.org*,
- a_5 – liczba kobiet i mężczyzn z powiatu, którzy zarejestrowali się na platformie: *system.zawodowcy.org*,
- a_6 – średni wiek uczniów,

1 Uczeń, zakładając konto na platformie *system.zawodowcy.org*, posiadał możliwość wskazania i dokonania samooceny posiadanej kwalifikacji. Kwalifikacje te były zgodne z obowiązującą podstawą programową kształcenia zawodowego. W istocie a_1 jest symbolem całego zbioru atrybutów, jakimi są pojedyncze kwalifikacje, które uczeń posiadał lub nie, przygotowując swój profil kompetencyjny, czyli $\alpha_i = \{\alpha_{i1}, \alpha_{i2}, \dots, \alpha_{in}\}$.

a_7 – liczba posiadanych certyfikatów przez uczniów z danego powiatu,

a_8 – liczba odbytych szkoleń przez uczniów z danego powiatu.

Wymienione atrybuty uczniowie wskazywali w momencie zakładania konta w systemie, niektóre z nich na zasadzie dobrowolności, co należy traktować z jednej strony jako udogodnienie (z punktu widzenia użytkownika platformy), a z drugiej strony niekompletność pozyskiwanych informacji, co stanowi istotne ograniczenie z punktu widzenia prowadzenia badań.

Szczególną kategorię atrybutów uczniów stanowią kompetencje i ich składowe, takie jak np. umiejętności. W drugim przykładzie badania podobieństw powiatów porównano je właśnie pod kątem umiejętności społecznych, występujących wśród uczniów z tych powiatów. Uwzględniono następujące umiejętności:

u_1 – kreatywność,

u_2 – otwartość na zmiany,

u_3 – punktualność,

u_4 – umiejętność analitycznego myślenia,

u_5 – umiejętność komunikowania się,

u_6 – umiejętność negocjowania,

u_7 – umiejętność oceny,

u_8 – umiejętność planowania i wykonywania zadań,

u_9 – umiejętność ponoszenia odpowiedzialności za podjęte decyzje,

u_{10} – umiejętność pracy w zespole,

u_{11} – umiejętność przestrzegania tajemnicy zawodowej,

u_{12} – umiejętność przestrzegania zasad kultury i etyki,

u_{13} – umiejętność przewodzenia,

u_{14} – umiejętność radzenia sobie ze stresem,

u_{15} – umiejętność uczenia się,

u_{16} – umiejętność zarządzania zespołem.

Umiejętności społeczne definiuje się za Orpinas jako: „zdolność do skutecznego radzenia sobie z interakcjami społecznymi” (Orpinas, 2010, s. 1). W jej opinii: „kompetencje społeczne odnoszą się do dobrych stosunków z innymi, umiejętności tworzenia i utrzymywania bliskich relacji oraz reagowania w sposób adaptacyjny w sytuacjach społecznych. Biorąc pod uwagę złożoność interakcji społecznych, kompetencje społeczne są produktem szerokiego zakresu

zdolności poznawczych, procesów emocjonalnych, umiejętności behawioralnych, świadomości społecznej oraz wartości osobistych i kulturowych związanych z relacjami interpersonalnymi” (2010, s. 1). Wcześniej Orpinas wspólnie z Home zdefiniowali nieco inaczej kompetencje społeczne jako: „odpowiednią do wieku wiedzę i umiejętności danej osoby do pokojowego i kreatywnego funkcjonowania we własnej społeczności lub środowisku społecznym” (2006, s. 108). Takim środowiskiem może też być środowisko pracy lub społeczność zamieszkująca określoną przestrzeń geograficzną, np. powiat.

6.3. Wyniki analiz

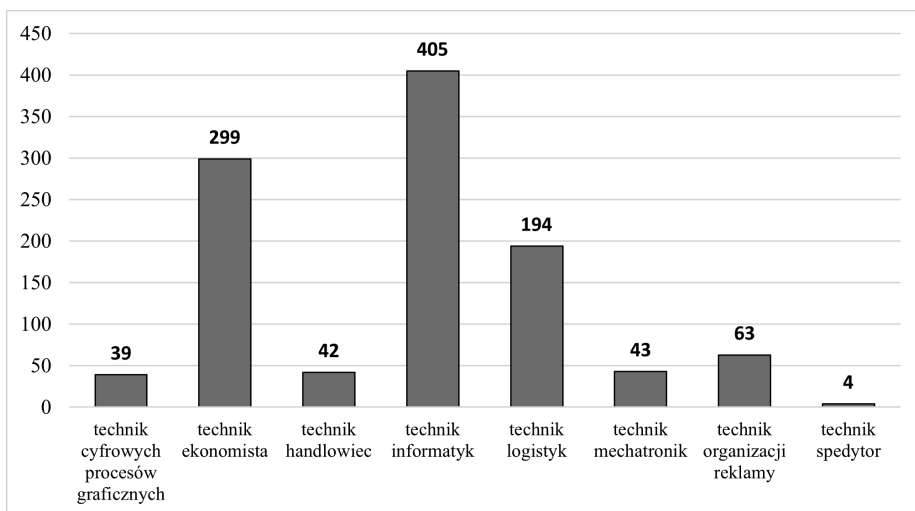
6.3.1. Wykorzystane dane

Metody *data mining*, w tym także analiza skupień, wymagają znacznych nakładów obliczeniowych. W celu rozwiązania problemów rozpatrywanych w niniejszym rozdziale, konieczne jest zastosowanie informatycznych narzędzi, w których zaimplementowane są algorytmy stosowanych metod. Przykładem takiego narzędzia jest program *Statistica*, która została wykorzystana do przeprowadzenia podziału obiektów na skupienia przy użyciu hierarchicznej metody aglomeracyjnej oraz metody k-średnich.

Jak wspomniano, dane do badań zostały pozyskane z platformy *system.zawodowcy.org*. Analizy – po pierwsze podobieństwa powiatów w aspekcie ogólnych atrybutów uczniów, a po drugie ich deklarowanych umiejętności społecznych. prowadzono z wykorzystaniem danych z różnych okresów. Takie podejście wynika z różnych ograniczeń w wykorzystaniu danych z systemów informatycznych, z których część opisano w rozdziale drugim. Deklaratywny charakter zbieranych danych stanowi ograniczenie w procesie badawczym, które w przyszłości można ograniczyć, wdrażając diagnostyczne metody oceny umiejętności społecznych. Możliwość wykorzystania danych z różnych okresów pozwoliła na realizację badań w różnych zakresach, ale uniemożliwiła agregację danych i wyników badań. Mogą więc one być rozpatrywane osobno, bo nie dotyczą tych samych uczniów. Można na podstawie tych dwóch różnych prób pokusić się o wstępne całościowe charakterystyki powiatów w dwóch badanych przekrojach: generalnym i w zakresie umiejętności społecznych, gdyż posługiwanie się dużymi zbiorami danych, dotyczących tej samej kategorii podmiotu, jakim są

uczniowie techników w województwie wielkopolskim, pozwala na wyciąganie wniosków w oderwaniu od konkretnych uczniów. Okazuje się to tym bardziej możliwe, że jednym z ważnych celów postawionych w niniejszej monografii jest dostarczenie przykładów wykorzystania różnych metod statystycznych w badaniu kompetencji na rynku pracy.

Dane do badania **podobieństwa powiatów w aspekcie ogólnych atrybutów uczniów** techników pochodziły z okresu 01.11.2016 – 30.06.2017 roku. Byli to wyłącznie uczniowie ostatnich lub przedostatnich klas technikum z Wielkopolski, którzy w tym czasie realizowali zajęcia laboratoryjne w projekcie *Czas zawodowców BIS – zawodowa Wielkopolska*. Liczebność próby wyniosła $n=1089$. Strukturę uczniów według poszczególnych zawodów przedstawiono na rysunku 6.1.



Rysunek 6.1.

Struktura uczniów biorących udział w laboratoriach wg zawodów

Źródło: opracowanie własne

W tabeli 6.1 zaprezentowano fragment zestawienia danych dotyczących poszczególnych atrybutów uczniów kształcących się w badanym okresie w poszczególnych powiatach i zarejestrowanych na platformie *system.zawodowcy.org*.

Tabela 6.1.
Fragment tabeli danych dla wymienionych atrybutów w poszczególnych powiatach

Powiat	Średni Wiek	KW_1	KW_20	KW_21	KW_22	KW_23	KW_24	KW_25	KW_26	KW_27	KW_28	KW_29	KW_30	Liczba umiejętności	Średnia ocena	kobieta	mężczyzna	liczba certyfikatów	liczba szkoleń
1 chodzieski	19	2	1	1	1	2	1	1	1	1	1	1	1	1296	4.1	8	5	8	0
2 czarnkowsko-trzcianecki	19	10	8	2	5	9	3	3	3	3	3	3	5	14911	3.4	23	52	56	0
3 gnieźnieński	20	1				3								797	3.5	18	18	4	0
4 gostyński	19	30	16	9	9	30	13	10	10	10	17	2	2	22158	3.3	153	81	16	0
5 grodzki	19	46	36	16	19	47	1	2	5	3				31674	3.1	118	251	51	32
6 jarociński	19	70	30	34	25	68	2	16	1	20	1	20	1	58078	3.6	214	264	110	0
7 kaliski	19	12	6	3	4	13	8	1	2	2	2	2	6	13485	3.5	40	49	28	38
8 kępiński	19	37	22	37	24	34	4	17	36	12	2	2	6	47550	3.2	251	91	0	24
9 kościański	20	5	1	32	1	8	3	3	21	1	1	1	1	4397	3.9	38	43	34	0
10 kościański	20	79	36	58	32	83	15	4	61	8	10	10	10	103426	3.2	436	167	238	240
11 krotoszyński	19	13	3	3	5	16	4	1	1	1	1	1	1	9896	2.7	35	54	0	0
12 leszczyński	19	56	19	15	56	14	14	1	1	1	1	1	15	54049	3.0	114	255	159	29
13 m. Kalisz	19	48	37	21	26	55	28	1	17	1	4	4	4	72483	3.3	109	334	0	0
14 m. Leszno	19	29	11	11	29	1	7	1	7	1	6	6	6	23431	3.5	63	123	27	32
15 m. Poznań	20	6	5	3	20	18	4	4	4	4	4	4	4	67509	3.0	0	167	0	0
16 obornicki	20	62	37	8	10	73	45	4	1	9	9	9	9	64102	3.5	140	348	251	90
17 ostrowski	19	71	55	31	29	92	29	9	13	14	14	14	14	87121	3.7	343	295	260	78
18 ostrzeszowski	19	37	18	8	9	31	1	15	7	7	7	7	7	29299	3.2	126	151	29	0
19 pilski	19	133	67	30	62	115	53	29	3	29	3	25	25	117577	3.5	442	464	434	31
20 pleszewski	19	26	22	23	17	26	3	8	22	8	2	2	2	28350	2.8	180	57	18	0
21 poznański	20	44	34	1	18	60	3	9	1	1	2	1	1	48826	3.1	48	320	109	34
22 rawicki	19	17	17	14	14	22	2	3	6	3	3	3	3	22653	4.0	111	57	39	40
23 ślupecki	19	14	13	4	7	22	6	6	1	1	10	10	10	11107	1.7	88	34	0	0
24 średzki	19	14	10	2	8	17	6	6	1	1	1	1	1	20225	3.7	102	31	58	52
25 turecki	20	2	1	1	1	2	2	2	4	10	10	10	10	1693	3.7	2	15	40	5
26 wągrowiecki	19	52	21	11	8	50	18	4	4	10	10	10	10	37610	2.9	145	201	174	47
27 wolsztyński	19	5	1	1	1	3	1	1	1	1	1	1	1	2277	3.5	14	14	2	11
28 wrzesiński	19	17	2	2	17	2	13	13	13	13	13	13	13	14840	3.7	120	120	85	12
29 zlotowski	19	2				1	1	1	2	2	2	2	2	768	2.8	2	8	20	0

Źródło: system.zawodowcy.org z okresu 01.11.2016 – 30.07.2017

Tabela 6.2.

Liczba wskazań umiejętności społecznych przez uczniów z poszczególnych powiatów, zarejestrowanych na platformie *system.zawodowcy.org*

	1. Kreatywność	2. Otwartość na zmiany	3. Punktualność	4. Umiejętność analitycznego myślenia	5. Umiejętność komunikowania się	6. Umiejętność negocjowania	7. Umiejętność oceny	8. Umiejętność planowania i wykonywania zadań	9. Umiejętność ponoszenia odpowiedzialności za podjęte decyzje	10. Umiejętność pracy w zespole	11. Umiejętność przestrzegania tajemnicy zawodowej	12. Umiejętność przestrzegania zasad kultury i etyki	13. Umiejętność przewodzenia	14. Umiejętność radzenia sobie ze stresem	15. Umiejętność uczenia się	16. Umiejętność zarządzania zespołem
Powiat chodzieski	92	85	33	71	616	142	133	331	393	298	154	160	315	127	114	164
Powiat czarnkowsko-trzcianecki	180	149	74	130	1058	221	202	557	603	428	206	234	474	217	154	248
Powiat gnieźnieński	157	150	13	133	978	184	181	529	540	395	194	204	412	191	151	210
Powiat grodziski	109	100	26	79	770	146	139	399	382	303	154	139	335	135	106	175
Powiat jarociński	65	67	40	66	548	125	130	307	300	208	116	117	252	109	76	116
Powiat kaliski	39	32	19	27	256	54	53	140	137	96	46	53	105	46	34	51
Powiat kępiński	15	20	7	15	154	25	25	69	78	49	26	28	57	27	15	31
Powiat kolski	107	78	23	66	630	117	106	306	334	248	114	125	257	113	92	141
Powiat koniński	216	170	41	144	1368	289	281	704	802	577	283	311	626	284	222	312
Powiat kościański	118	141	64	127	968	225	217	541	613	449	244	230	486	211	159	250
Powiat krotoszyński	98	78	39	74	548	113	109	303	302	220	115	114	237	108	91	118
Powiat leszczyński	70	70	33	64	438	96	96	249	226	172	90	79	188	82	68	91
Powiat m. Kalisz	42	38	6	37	242	41	42	134	138	92	44	52	97	47	33	47
Powiat m. Konin	91	82	12	67	527	111	110	268	320	229	108	121	238	109	92	126
Powiat m. Leszno	85	78	50	80	476	89	92	275	269	193	94	96	194	93	81	98
Powiat m. Poznań	141	120	40	110	944	189	188	500	574	428	224	210	433	199	165	234
Powiat międzychodzki	133	111	76	96	773	154	150	409	451	321	165	164	330	158	123	167
Powiat nowotomyski	111	91	32	79	798	158	141	421	408	305	163	162	333	139	113	177
Powiat obornicki	77	54	17	45	453	97	94	244	265	210	108	101	211	95	74	107
Powiat ostrowski	276	229	96	197	1595	340	327	892	943	690	373	354	728	335	269	361
Powiat ostrzeszowski	135	137	42	119	1018	211	209	539	637	474	242	250	484	221	173	254
Powiat pilski	468	406	286	361	2765	556	553	1531	1566	1119	561	570	1176	555	448	596
Powiat pleszewski	123	115	53	112	799	151	137	459	443	329	167	159	324	153	121	176
Powiat poznański	376	349	115	291	2642	564	580	1452	1457	1114	585	571	1216	518	398	597
Powiat rawicki	54	66	19	62	448	117	114	277	251	190	111	100	225	87	70	103
Powiat słupecki	98	78	29	64	641	138	131	339	376	267	139	134	291	130	107	152
Powiat szamotulski	91	68	21	56	540	116	113	281	325	222	115	115	239	115	89	122
Powiat średzki	12	13	5	11	86	17	18	44	40	37	23	18	41	16	15	18
Powiat śremski	87	79	29	49	594	102	92	308	315	234	116	120	236	109	70	123
Powiat turecki	6	7	2	7	44	8	8	26	28	19	9	9	18	8	7	9
Powiat wągrowiecki	55	44	13	34	343	78	78	187	213	157	83	90	180	66	59	90
Powiat wolsztyński	143	136	47	106	917	169	159	503	600	439	222	230	427	204	153	237
Powiat wrzesiński	131	114	21	100	836	178	176	465	489	361	194	192	398	175	140	190
Powiat złotowski	148	136	75	109	1078	225	215	568	576	439	233	227	477	208	154	238

Źródło: opracowanie własne

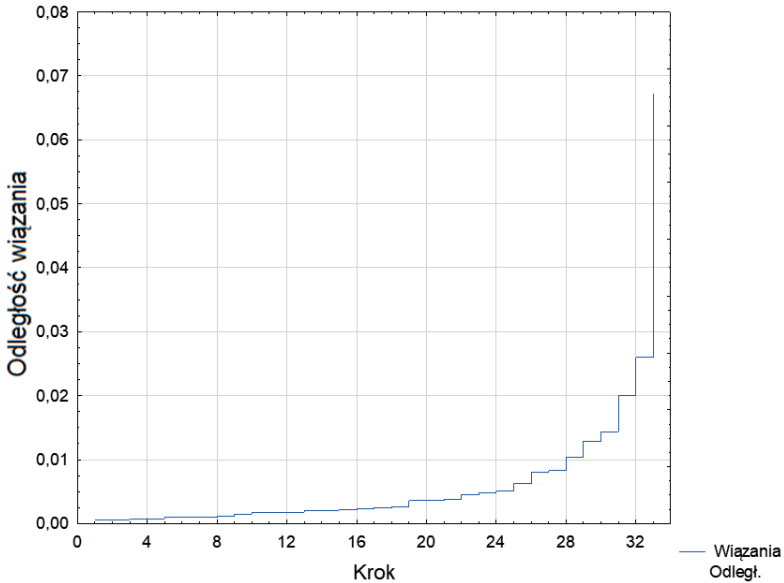
Dane do badania **podobieństwa powiatów w aspekcie umiejętności społecznych** uczniów techników pochodziły z okresu 01.01.2013 – 30.06.2015 roku. Zostały one zebrane na platformie system.zawodowcy.org w ramach projektu *Czas zawodowców – wielkopolskie kształcenie zawodowe* i pochodziły z profili wszystkich zarejestrowanych w tym okresie uczniów, którzy dodatkowo opracowali swoje profile kompetencyjne, dokonując samooceny posiadanego poziomu umiejętności, w tym umiejętności społecznych. Byli to uczniowie wszystkich klas technikum – od pierwszej do ostatniej. Dane na wstępie do badań zebrano w taki sposób, żeby można było ustalić, ilu uczniów wskazało w poszczególnych powiatach, że posiada określoną umiejętność społeczną. Dane do badań zaprezentowano w tabeli 6.2.

6.3.2. Wyniki analizy skupień powiatów na podstawie ogólnych atrybutów (cech) uczniów techników

Celem analizy było znalezienie odpowiedzi na pytanie, czy istnieją grupy powiatów podobnych ze względu na badane atrybuty uczniów $\{a_1, \dots, a_8\}$.

Ze względu na różnice w rzędach wielkości pomiędzy poszczególnymi atrybutami przeprowadzono standaryzację zmiennych. Iteracyjnie dobierano metryki odległości oraz sposób łączenia skupień. W wyniku zastosowania odległości $(1-r)$ Pearsona oraz metody Warda jako zasady łączenia skupienia, możliwe było wyraźne wyodrębnienie grup powiatów. W celu określenia liczby grup, na które należy podzielić zbiór powiatów, wyznaczono wykres uporządkowanych odległości wiązania względem etapów wiązania (zob. rys. 6.2). Wykres ten prezentuje, jaka jest odległość między łączonymi skupieniami na każdym z etapów łączenia. Wstępnie określono, że najkorzystniejszym podziałem powiatów na klastry jest podział na poziomie odległości pomiędzy 0,5 a 1, gdzie obserwuje się największy przyrost odległości między skupieniami, co stanowi sugestię do tego, w którym miejscu należy przeciąć dendrogram.

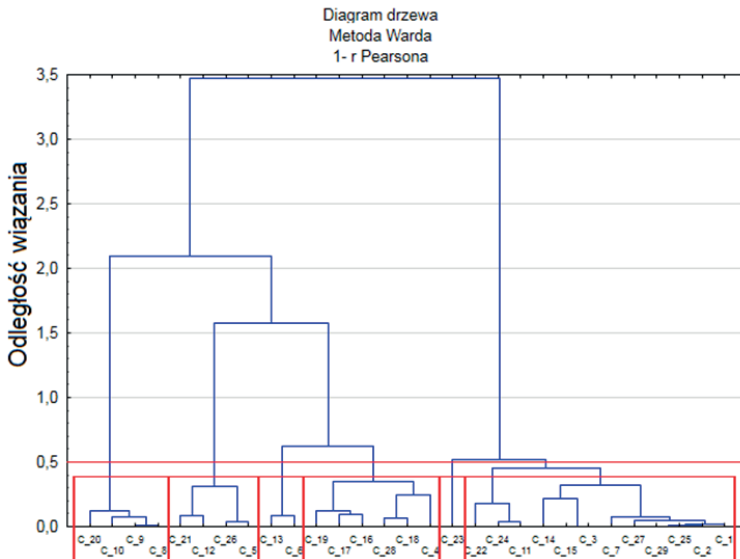
Efekt grupowania powiatów zaprezentowano w postaci dendrogramu (diagramu drzewa) przedstawiono na rysunku 6.3.



Rysunek 6.2.

Wykres odległości wiązania (odległość $1 - r$ Pearsona) względem etapów wiązania w procesie ustalania podobieństwa powiatów na podstawie ogólnych atrybutów uczniów techników

Źródło: opracowanie własne



Rysunek 6.3.

Podział powiatów na klaster po uwzględnieniu ogólnych atrybutów uczniów techników; wykres typu dendrogram – hierarchiczna metoda aglomeracyjna

z wykorzystaniem metody Warda

Źródło: opracowanie własne

Analiza wykresu dla odległości na poziomie 0,5 pozwala na wskazanie sześciu klastrów, które opisano w tabeli 6.3. Klasy powiatów wyróżnione na podstawie ogólnych atrybutów uczniów techników zarejestrowanych na platformie system.zawodowcy.org przedstawiono w tabeli 6.3.

Tabela 6.3.

Klasy powiatów wyróżnione na podstawie ogólnych atrybutów uczniów techników zarejestrowanych na platformie system.zawodowcy.org

Nr	Powiaty w klastrze	Liczba uczniów	Charakterystyka klastra
1	pleszewski, kościański, kolski, kępiński	203	Do klastra należą powiaty, w których uczniowie ocenili swoje umiejętności średnio powyżej oceny 3,2. Były to w większości uczennice posiadające kompetencje i kwalifikacje związane z zawodami z obszaru ekonomii i sprzedaży. Wiek uczniów: średnio od 19 do 20 lat.
2	grodziski, leszczyński, poznański, wągrowiecki	282	Wiek uczniów: średnio 19 lat, w większości mężczyźni, ocenili swoje umiejętności na średnim poziomie 3,0. Wśród uczniów z tej grupy duży odsetek wykazywał posiadanie certyfikatów i szkoleń. Do tej grupy należeli również uczniowie, którzy w większości posiadali kwalifikacje informatyczne oraz związane z zawodem technika logistyka.
3	miasto Kalisz, powiat jarociński	146	Uczniowie z tych powiatów ocenili swoje umiejętności średnio powyżej 3,5. W tej grupie wyraźnie wyróżniali się osoby w wieku 19 lat posiadające kompetencje związane z obróbką grafiki cyfrowej, poza nimi umiejętności informatyczne i ekonomiczne.
4	pilski, ostrowski, obornicki, wrzesiński, ostrzeszowski, gostyński	513	Uczniowie z tej grupy powiatów ocenili swoje umiejętności średnio na poziomie bliskim 4,0, wiek uczniów: w większości ok. 19 lat. W stopniu równomiernym na platformie system.zawodowcy.org rejestrowały się zarówno uczennice, jak i uczniowie, którzy posiadali kwalifikacje związane z handlem, ekonomią, informatyką i logistyką.
5	śłupecki	37	Ten klaster stanowi odizolowany powiat, w którym uczniowie ocenili bardzo nisko swoje umiejętności – średnio na poziomie 1,5. W tej grupie dominowały kobiety bez certyfikatów i szkoleń. Osoby z tej grupy w większości deklarowały kwalifikacje związane z grafiką.
6	chodzieski, czarnkowsko-trzcianecki, gnieźnieński, kaliski, krotoszyński, rawicki, średzki, turecki, wolsztyński, złotowski, miasto Leszno, miasto Poznań	239	Klaster ten charakteryzuje się małą liczbą uczniów zarejestrowanych na platformie system.zawodowcy.org , stąd brak kwalifikacji lub kompetencji, które by nadawały skupieniu określony charakter.

Uwaga: razem 29 powiatów i miast na prawach powiatów; badania przeprowadzone na danych z okresu 01.11.2016 – 30.06.2017 r.

Źródło: opracowanie własne

Analizując tabelę 6.3, można zauważyć, że niektóre klasy wykazują pewne podobieństwa (np. wiek 19 lat), natomiast atrybuty są niekiedy typowe wyłącznie dla pojedynczych klastrów (np. ocena na poziomie bliskim 4,0 w klastrze czwartym).

6.3.3. Wyniki analizy skupień powiatów na podstawie umiejętności społecznych uczniów techników

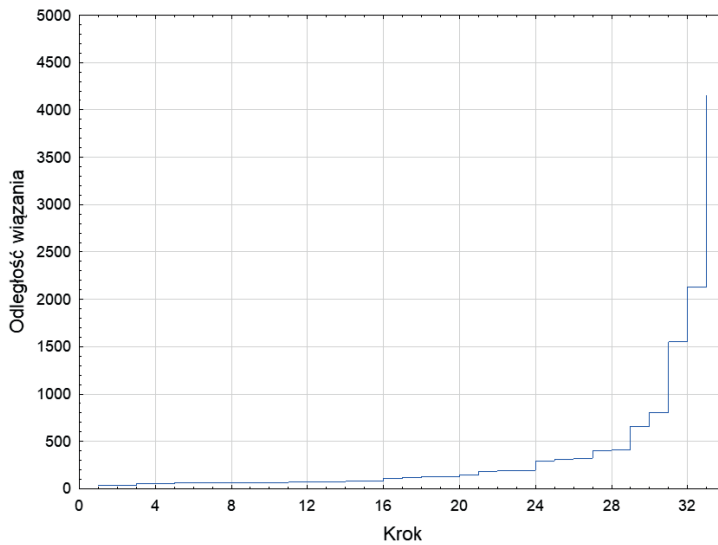
Celem analizy było znalezienie odpowiedzi na pytanie, czy istnieją grupy powiatów podobnych ze względu na kształtowanie się umiejętności społecznych uczniów.

W **wariancie 1** zastosowano analizę z użyciem hierarchicznej metody aglomeracyjnej, stosując w jej ramach metodę pełnego wiązania z odległością euklidesową.

Wykonano analizę zmienności atrybutów i – na podstawie kryterium wartości współczynnika zmienności – stwierdzono, że żaden z atrybutów nie powinien zostać pominięty w analizie. Wszystkie zmienne istotnie wpływają na zróżnicowanie powiatów pod względem umiejętności społecznych uczniów. Następnie – ze względu na różnice w rzędach wielkości pomiędzy poszczególnymi atrybutami – przeprowadzono standaryzację zmiennych. Iteracyjnie dobierano metryki odległości oraz sposób łączenia skupień. Zastosowano odległość euklidesową oraz poszczególne metody łączenia skupień, poczynając od pojedynczego wiązania. Najkorzystniejszą ze względu na możliwość uzyskania wyraźnie rozgraniczonych grup powiatów okazała się metoda pełnego wiązania z odległością euklidesową. Na rysunku 6.4 pokazano wykres odległości wiązania względem etapów wiązania, który pozwolił na wstępną ocenę odległości pomiędzy skupieniami.

Efekt grupowania powiatów zaprezentowano w postaci dendrogramu (diagramu drzewa) na rysunku 6.5.

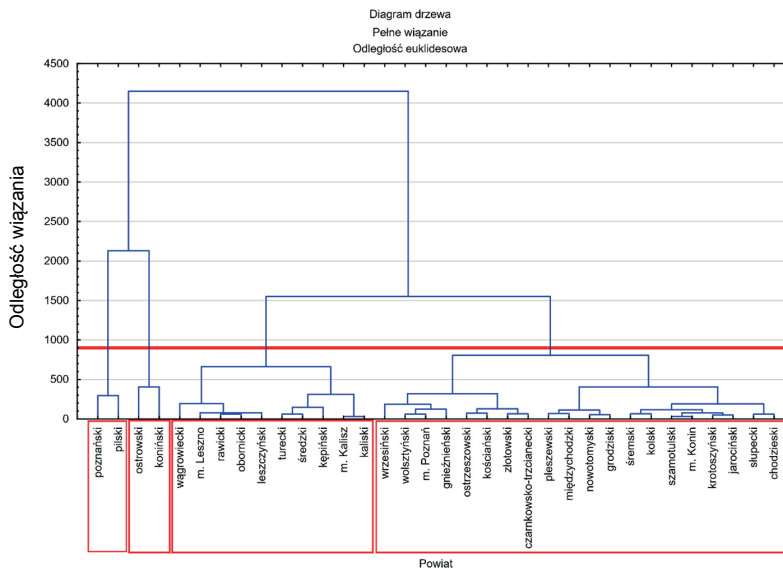
Na podstawie wykresu odległości wiązań względem etapu wiązania wstępnie określono, że najkorzystniej jest dokonać podziału dendrogramu w kroku 31. na poziomie odległości około 806, gdzie obserwowany jest wyraźny wzrost odległości między wiązanymi skupieniami. W wyniku podziału dendrogramu na tej wysokości wyróżniono cztery klastry, których charakterystykę przedstawiono w tabeli 6.4.



Rysunek 6.4.

Wykres odległości wiązania (odległość euklidesowa) względem etapów wiązania w procesie ustalania podobieństwa powiatów na podstawie umiejętności społecznych uczniów techników – wariant 1: hierarchiczna metoda aglomeracyjna.

Źródło: opracowanie własne



Rysunek 6.5.

Podział powiatów na klastry po uwzględnieniu umiejętności społecznych uczniów techników; wykres typu dendrogram – hierarchiczna metoda aglomeracyjna z wykorzystaniem metody pełnego wiązania

Źródło: opracowanie własne

Tabela 6.4.

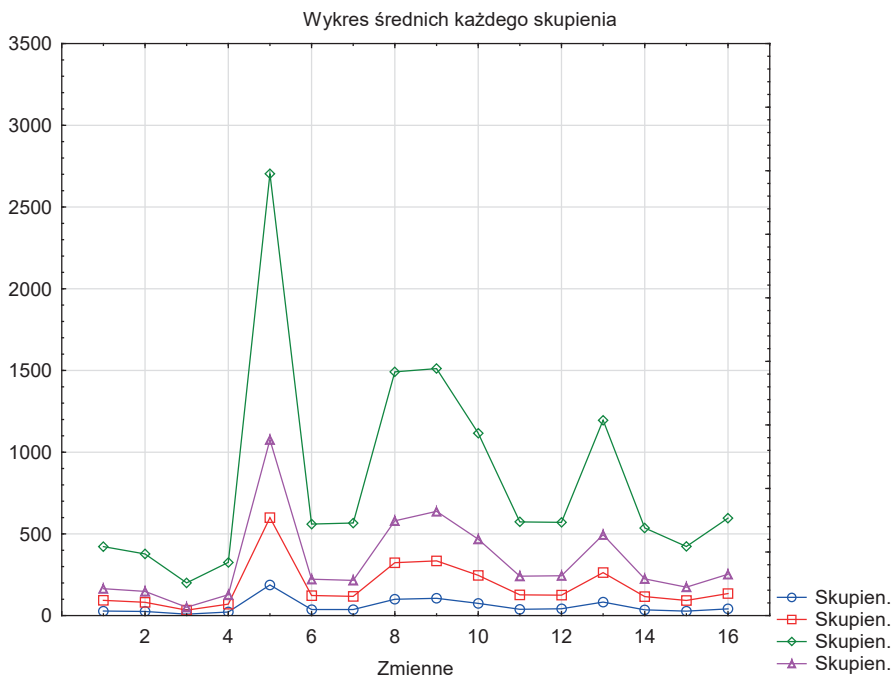
Klasy powiatów wyróżnione na podstawie umiejętności społecznych uczniów techników zarejestrowanych na platformie *system.zawodowcy.org* – wariant 1: hierarchiczna metoda aglomeracyjna

Nr	Powiaty w klastrze	Charakterystyka klastra
1	poznański, pilski	Powiaty, w których liczba wskazań przez uczniów posiadanych umiejętności społecznych była największa
2	koniński, ostrowski	Powiaty, w których uczniowie wskazali dużą liczbę posiadanych umiejętności społecznych, ale nie była ona tak duża, jak wśród uczniów z powiatów z klastra nr 1
3	wągrowiecki, rawicki, obornicki, leszczyński, turecki, średzki, kępiński, kaliski, miasto Kalisz, miasto Leszno	Powiaty, w których liczba wskazań przez uczniów posiadanych umiejętności była najniższa.
4	czarnkowsko-trzcianiecki, gnieźnieński, kościański, ostrzeszowski, wolsztyński, wrzesiński, złotowski, chodzieski, grodziski, jarociński, kolski, krotoszyński, międzychodzki, nowotomyski, pleszewski, słupecki, szamotulski, śremski, miasto Poznań, miasto Konin	Powiaty, w których liczba wskazań przez uczniów posiadanych umiejętności była umiarkowana.

Uwaga: razem 34 powiaty i miasta na prawach powiatów; badania przeprowadzone na danych z okresu 01.01.2013 – 30.06.2015

Źródło: opracowanie własne

W **wariancie 2** zastosowano metodę k-średnich. Celem jej wykorzystania była weryfikacja wyników podejścia aglomeracyjnego. Założono, że analizowane obiekty (powiaty) mają zostać podzielone ze względu na umiejętności społeczne uczniów na cztery klastry. Na rysunku 6.6 zaprezentowano wyniki zastosowania metody. Wykres ten przedstawia przeciętną liczbę wskazań 16 analizowanych umiejętności społecznych w każdym ze skupień. Każda z linii oznacza wartości przeciętnych wskazań umiejętności dla osobnego skupienia. Wyniki wskazują, że skupienie trzecie (zielona barwa), grupujące powiaty, w których występują uczniowie o największym poziomie umiejętności społecznych, jest istotnie odległe od pozostałych skupień.



Rysunek 6.6.

Wykres przeciętnej liczby wskazań umiejętności społecznych w każdym z klastrow powiatów wyznaczonych metodą k-średnich

Źródło: opracowanie własne

Zastosowanie metody k-średnich doprowadziło do wyznaczenia czterech klastrow powiatów, które zaprezentowano w tabeli 6.5.

Można zaobserwować pewne podobieństwa podziału powiatów na klastry otrzymane metodą hierarchiczną oraz metodą k-średnich. W obu podejściach dwuelementowy klaster stworzyły powiaty pilski i poznański, w których uczniowie najczęściej deklaruowali posiadanie umiejętności społecznych.

Klaster uzyskany metodą hierarchiczną – składający się z powiatów konińskiego oraz ostrowskiego – w metodzie k-średnich uległ powiększeniu i dołączono do niego kilka dodatkowych powiatów. Klaster grupujący powiaty, w których uczniowie wykazywali kompetencje społeczne w metodzie hierarchicznej najrzadziej składał się z powiatów, natomiast w metodzie k-średnich wyodrębniono klaster powiatów zamieszkiwanych przez uczniów deklarujących posiadanie umiejętności społecznych w najmniejszym stopniu.

Tabela 6.5.

Klasy powiatów wyróżnione na podstawie umiejętności społecznych uczniów techników zarejestrowanych na platformie *system.zawodowcy.org* – wariant 1: hierarchiczna metoda aglomeracyjna

Nr	Powiaty w klastrze	Charakterystyka klastra
1	kaliski, kępiński, średzki, turecki, wągrowiecki, miasto Kalisz	Klaster powiatów, w których uczniowie w niewielkim stopniu wskazywali na posiadanie umiejętności społecznych.
2	chodzieski, grodziski, jarociński, kolski, krotoszyński, leszczyński, międzychodzki, nowotomyski, obornicki, pleszewski, rawicki, słupecki, szamotulski, śremski, miasto Konin, miasto Leszno	Uczniowie z tego klastra deklaruowali, że są komunikatywni. Rzadko komunikowali posiadanie umiejętności radzenia sobie ze stresem, otwartość na zmiany, a także punktualność.
3	pilski, poznański	Klaster powiatów, w których uczniowie deklaruowali posiadanie większości umiejętności społecznych. Byli przekonani, że są komunikatywni, punktualni, potrafią dokonywać oceny zjawisk, pracować w zespole, zachować tajemnicę zawodową. Komunikowali też, że są otwarci na zmiany i kreatywni.
4	czarnkowsko-trzcianecki, gnieźnieński, koniński, kościański, ostrowski, ostrzeszowski, wolsztyński, wrzesiński, złotowski, miasto Poznań	Klaster powiatów, w którym uczniowie deklaruowali posiadanie kilku umiejętności społecznych. Komunikowali, że są komunikatywni, potrafią planować swoje zadania oraz ponosić odpowiedzialność za podejmowane decyzje.

Uwaga: razem 34 powiaty i miasta na prawach powiatów; badania przeprowadzone na danych z okresu 01.01.2013 – 30.06.2015

Źródło: opracowanie własne

Gdyby wszystkie przeprowadzone badania były zrealizowane w tym samym czasie oraz uwzględniając zestaw połączonych danych, czyli zbiór danych $\{a_1, \dots, a_8\} \cup \{u_1, \dots, u_{16}\}$, to można byłoby na podstawie ich wyników opisywać każdy powiat albo miasto osobno. Poniżej przedstawiono opisy dwóch powiatów, zakładając na chwilę, że w badaniach spełniono kryterium spójności danych. Interpretacje mają wyłącznie charakter przykładu:

- powiat kolski – uczniowie ocenili swoje umiejętności średnio powyżej oceny 3,2; były to w większości uczennice posiadające kompetencje i kwalifikacje związane z zawodami z obszaru ekonomii i sprzedaży; uczniowie

z tych powiatów mieli średnio od 19 do 20 lat; w zakresie umiejętności społecznych wskazywali głównie posiadanie umiejętności komunikowania się, w małym stopniu wskazywali posiadanie umiejętności, takich jak otwartość na zmiany, radzenie sobie ze stresem oraz punktualność,

- powiat ostrzeszowski – uczniowie ocenili swoje umiejętności średnio na poziomie bliskim 4,0 i w większości mieli ok. 19 lat. W stopniu równomiernym na platformie *system.zawodowcy.org* rejestrowały się zarówno uczennice, jak i uczniowie, którzy posiadali kwalifikacje związane z handlem, ekonomią, informatyką i logistyką. W aspekcie umiejętności społecznych deklarowali komunikatywność, a także zdolność planowania zadań oraz odpowiedzialność za podejmowane przez siebie decyzje.

6.4. Podsumowanie

W niniejszym rozdziale przedstawiono metodę wyróżniania klastrów powiatów ze względu na podobieństwo uczniów, którzy wzięli udział w zajęciach specjalistycznych w projektach *Czas zawodowców BIS – zawodowa Wielkopolska* i *Czas zawodowców – wielkopolskie kształcenie zawodowe*. W wyniku przeprowadzonych analiz wyselekcjonowano sześć klastrów powiatów ze względu na ogólne atrybuty uczniów i cztery klastry powiatów ze względu na umiejętności społeczne. Następnie je scharakteryzowano.

Zaprezentowano przykłady możliwych analiz, które można przeprowadzać z wykorzystaniem danych zgromadzonych na platformie *system.zawodowcy.org*, funkcjonującej na wielkopolskim rynku pracy już od 2012 roku. Analizy takie mogą być przeprowadzane na większych próbach uczniów lub próbach dobranych celowo (np. uczniowie z danego powiatu, uczniowie z danego zawodu, itp.) w różnych obszarach geograficznych, gdyż system – pod kątem technicznym – jest gotowy do korzystania dla uczniów z całej Polski. Celem prowadzenia takich analiz może być **wsparcie władz kraju, samorządów regionów, powiatów i miast** w działaniach na rzecz doskonalenia jakości kształcenia zawodowego przez poszukiwanie podobieństw i różnic, aby standaryzować działania na obszarach, w których kształcą się osoby o podobnych cechach (w tym kompetencjach, umiejętnościach).

W celu doskonalszego doboru atrybutów (cech) do dalszych analiz niezbędna jest dyskusja z udziałem pracodawców w ramach społecznych sieci edukacyjno-gospodarczych, takich jak np. *Wielkopolska Sieć Edukacyjno-Gospodarcza* rozwijana w projekcie *Czas zawodowców BIS – zawodowa Wielkopolska* lub dyskusje w innych gremiach.

Przyjęcie innych atrybutów (cech) do analizy mogłoby spowodować wyróżnienie innej liczby klastrów o innych charakterystykach. Uzyskany podział na klastry powiatów powstał w wyniku uwzględnienia samooceny uczniów oraz cech uczniów uczestniczących w zajęciach (np. podział na kobiety i mężczyzn).

Średnie oceny poszczególnych uczniów nie oznaczają, że na takim poziomie kształtują się ich umiejętności. Wynikają one z subiektywnych ocen własnych umiejętności. Warto byłoby w głębszych badaniach analizować, na ile zbieżne są oceny uczniów z ocenami pracodawców lub ocenami wynikającymi z testów lub egzaminów. W projekcie *Czas zawodowców BIS – zawodowa Wielkopolska* takie badania zostały wstępnie przeprowadzone, a niektóre wyniki zaprezentowano na stronie *Czas zawodowców*: <https://zawodowcy.org/wp-content/uploads/2021/04/Migawka-073.pdf>. Wstępne wnioski wskazują, że uczniowie techników – przynajmniej z najstarszych klas – nie zawyżają wyników swoich umiejętności w ramach samooceny, a często może być ona zanizowana.

W przypadku różnic w ocenach zasadne byłoby – na poziomie samorządów – wyciągnąć wnioski, co jest przyczyną takich różnic. System dostarcza informacji o tym, w jaki sposób uczniowie myślą o sobie. Analiza gromadzonych danych jest wartościową informacją i głosem uczniów dotyczącym działań na rzecz rozwoju kształcenia zawodowego.

Deklaratywne posiadanie umiejętności społecznych przez uczniów oznacza, że na różnice pomiędzy powiatami mogą mieć wpływ różne czynniki, np.

- faktyczne różnice w posiadaniu umiejętności,
- nieświadomość posiadania umiejętności,
- niezrozumienie nazw umiejętności skutkujące niezaznaczeniem ich,
- traktowanie umiejętności społecznych jako mało istotnych z punktu widzenia przyszłego zatrudnienia się.

Deklaratywne posiadanie lub nieposiadanie umiejętności należy traktować jako wstępny etap poznania skali zjawiska, jakim jest występowanie badanych umiejętności społecznych uczniów w poszczególnych powiatach.

Analiza klastrow pozwala na wstępne identyfikowanie podobieństw terytorialnych w zakresie występowania zjawisk, takich jak np. umiejętności społeczne. Jest punktem wyjścia – z jednej strony – do pogłębienia analiz przy użyciu innych metod, z drugiej zaś umożliwia odkrycie potencjalnych przyczyn podobieństw i różnic powiatów np. w aspekcie umiejętności społecznych uczniów.

Głównym celem rozdziału było zaprezentowanie zasad stosowania wybranych metod analizy skupień w rozwiązywaniu problemów dotyczących zarządzania kompetencjami na rynku. W proces ten mogą angażować się zarówno samorządy, a – w konsekwencji – szkoły i pracodawcy. Prowadzenie takiej analizy cyklicznie lub w sposób ciągły umożliwiłoby wychwytywanie zmian podobieństwa między powiatami, a tym samym momentów, kiedy zaczynają oddziaływać czynniki, które powodują, że podobieństwo między poszczególnymi powiatami zmienia się. Oczywiście identyfikowanie konkretnych czynników wymagałoby już głębszych analiz, które mogłyby być zlecane np. przez organy prowadzące szkół w powiatach lub miastach. Stosowanie metody analizy skupień sygnalizuje decydentom (zaangażowanym podmiotom/sygnatariuszom): „Uwaga, występują zróżnicowania i podobieństwa na rynku umiejętności. Być może warto przeanalizować dokładniej z czego te różnice i podobieństwa wynikają”. W ujęciu dynamicznym: „coś się zaczyna zmieniać na rynku umiejętności, powinniście zainteresować się przyczynami tych zmian”.

Jak wynika z rozdziału, zastosowanie metod analizy skupień oraz platform, takich jak np. *system.zawodowcy.org* doskonale nadaje się do prowadzenia zaawansowanych analiz statystycznych dotyczących problematyki kompetencji na rynku pracy. System może być narzędziem wczesnego informowania o zjawiskach na rynku, niedostrzegalnych przez pryzmat prostych zestawień tabelarycznych. Warunkiem zaprezentowanej i podobnych analiz jest bieżące gromadzenie danych o kompetencjach, zarówno posiadanych przez uczniów, jak też oczekiwanych przez pracodawców. Dodatkowo dane o umiejętnościach deklarowanych mogą być w dowolnym momencie zastąpione innymi – zaczerpniętymi z badań kompetencji metodami diagnostycznymi.

Bibliografia

1. StatSoft (2006), *Elektroniczny Podręcznik Statystyki PL, Analiza skupień*, Krakow, https://www.statsoft.pl/textbook/stathome_stat.html?https%3A%2F%2Fwww.statsoft.pl%2Ftextbook%2Fgo_search.html%3Fq%3Dr%2E%80%93Pearson (dostęp: 09.08.2021).
2. Balicki, A. (2009), *Statystyczna analiza wielowymiarowa i jej zastosowania społeczno-ekonomiczne*, Wydawnictwo Uniwersytetu Gdańskiego, Gdańsk.
3. Buszkowska, E. (2016), *Zastosowanie analizy skupień do określania ram czasowych ostatniego kryzysu finansowego*, „Finanse, Rynki Finansowe, Ubezpieczenia”, nr 1(79), s. 385–393.
4. Gaczek, W.M., Helpa, M., Kasprzyk, A. (1980), *Niebierarchiczna analiza skupień – nowa metoda klasyfikacji zjawisk społeczno-gospodarczych*, „Ruch Prawniczy, Ekonomiczny i Socjologiczny”, R. 42, z. 2, s. 143–162.
5. Hartigan, J. (1967), *Representation of Similarity Matrices by Trees*, „Journal of the American Statistical Association”, Vol. 62, No. 320, s. 1140–1158.
6. Karaszewska, B. (2016), *Wykorzystanie analizy skupień w ocenie zróżnicowania zagrożenia ubóstwem w podregionach Polski*, „Wiadomości Statystyczne”, nr 5, s. 17–36.
7. Malina, A. (2020), *Analiza przestrzennego zróżnicowania poziomu rozwoju społeczno-gospodarczego województw Polski w latach 2005–2017*, „Nierówności Społeczne a Wzrost Gospodarczy”, nr 61, s. 138–155.
8. Orpinas, P. (2010), *Social competence*, w: *The Corsini Encyclopedia of Psychology*, fourth edition, Vol. 4, Weiner, I.B., Craighead W.E. (eds), WILEY John Wiley & Sons, Inc., New Jersey, s. 1–2.
9. Orpinas, P., Horne, A.M. (2006), *Bullying prevention; Creating a positive school climate and developing social competence*, Washington, DC: American Psychological Association (PDF) Social Competence. Available from: https://www.researchgate.net/publication/319588343_Social_Competence (dostęp: 19.08.2021).
10. Panek, T. (2009), *Statystyczne metody wielowymiarowej analizy porównawczej*, Oficyna Wydawnicza Szkoła Główna Handlowa w Warszawie, Warszawa.
11. Walesiak, M. (2004), *Metody klasyfikacji*, w: *Metody statystycznej analizy wielowymiarowej w badaniach marketingowych*, Gatnar, E., Walesiak, M. (red.), Wydawnictwo Akademii Ekonomicznej im. Oskara Langego we Wrocławiu, Wrocław, s. 316–350.
12. Ward, J.H. (1963), *Hierarchical grouping to optimize an objective function*, „Journal of the American Statistical Association”, Vol. 58, No. 301, s. 236–244.
13. Wierzchoń, S., Kłopotek, M. (2015), *Algorytmy analizy skupień*, Wydawnictwo PWN, Warszawa.

7. WYKORZYSTANIE ROZMYTEJ ANALIZY SKUPIEŃ DO WYODRĘBNIENIA JEDNORODNYCH GRUP WYMAGAŃ KOMPETENCYJNYCH W ZAWODZIE TECHNIK EKONOMISTA

Maciej Szafranski, Tomasz Stachurski

7.1. Wprowadzenie

W Polsce na rynku pracy funkcjonuje duża liczba osób z wykształceniem ekonomicznym. Kształcenie w zawodach związanych z ekonomią cieszy się dużym zainteresowaniem zarówno wśród uczniów, jak i studentów. Według danych Centralnej Komisji Egzaminacyjnej w 2020 roku w zawodzie technika ekonomisty 7800 uczniów zdało egzamin w ramach kwalifikacji A.35/AU.35 – Planowanie i prowadzenie działalności w organizacji, a 8549 w ramach kwalifikacji A.36/AU.36 – Prowadzenie rachunkowości¹. W tym samym roku ekonomię studiowało 31 739 osób, a uwzględniając dodatkowo inne kierunki pokrewne jak np. ekonomia menedżerska – łącznie 43132 osoby². W roku akademickim 2020/2021 ekonomię wybrało 16708 osób (*Informacja o wynikach rekrutacji...*, 2021).

Stały dopływ na rynek pracy osób z wykształceniem ekonomicznym jest jednym z czynników, który powoduje, co wynika z niektórych popularnych badań, że przynajmniej na polskim rynku ekonomistów jest za dużo. Wnioski takie są efektem m.in. ocen ekspertów i badań *Barometr zawodów* (2020). Ich metodologia została opracowana w Szwecji, potem przyjęta w Finlandii i dalej m.in. w Polsce, gdzie przeprowadza się je w cyklach rocznych od 2015 roku (*Barometr zawodów*, 2020, s. 7). W 2020 roku badaniem objęto 168 zawodów, z czego 29 uznano za deficytowe, 138 w równowadze, a tylko jeden jako nadwyżkowy. W tym zakresie opinia ekspertów dotyczyła właśnie ekonomistów (*Barometr zawodów*, 2021).

1 GUS (2021), *Szkolnictwo wyższe w roku akademickim 2020/2021 (wyniki wstępne)*, <https://stat.gov.pl/obszary-tematyczne/edukacja/edukacja/szkolnictwo-wyzsze-w-roku-akademickim-20202021-wyniki-wstepne,8,7.html> (dostęp: 21.12.2022).

2 GUS (2021), *Szkolnictwo wyższe w roku akademickim 2020/2021 (wyniki wstępne)*, <https://stat.gov.pl/obszary-tematyczne/edukacja/edukacja/szkolnictwo-wyzsze-w-roku-akademickim-20202021-wyniki-wstepne,8,7.html> (dostęp: 21.12.2022).

Zawód ekonomista uznano jako jedyny nadwyżkowy również w badaniach z lat 2019 i 2018 (*Barometr zawodów*, 2019, *Barometr zawodów*, 2018). We wcześniejszych latach, kiedy wskazywano więcej zawodów nadwyżkowych, również pojawiał się ekonomista (*Barometr zawodów*, 2017, *Barometr zawodów*, 2016, *Barometr zawodów*, 2015).

Warto zauważyć, że pojęcie ekonomisty jest bardzo szerokie i w gruncie rzeczy zawiera w sobie grupę zawodów ekonomicznych, a osoby kształcące się np. w zawodzie technika ekonomisty czy na studiach ekonomicznych po zakończeniu kształcenia w systemie formalnym, mogą znajdować pracę na różnych stanowiskach, których nazwy niekoniecznie są kojarzone z tradycyjną definicją tego zawodu.

Jak wspomniano w rozdziale 1.5, w projekcie *Czas zawodowców BIS – zawodowa Wielkopolska*, na platformie *system.zawodowcy.org* zamieszczono wiele referencyjnych modeli stanowisk pracy³. Modele te zostały opracowane i są doskonalone we współpracy z przedstawicielami przedsiębiorstw, w szczególności z przedstawicielami działów HR.

Wiele z nich przypisano do zawodu technika ekonomisty. Wśród stanowisk związanych z tym zawodem znajdują się, takie jak np. młodszy księgowy, księgowy, główny księgowy, specjalista do spraw fakturowania, młodszy specjalista do spraw administracji. Wskazać trzeba także zbiór stanowisk związanych z zarządzaniem zasobami ludzkimi, takich jak: stażysta w dziale HR, młodszy specjalista do spraw kadr, młodszy specjalista do spraw personalnych, specjalista do spraw kadr i płac, specjalista do spraw rekrutacji, HR menedżer, a także kilka innych, takich jak: młodszy specjalista do spraw zakupów, specjalista do spraw zakupów, koordynator zmiany, specjalista do spraw controllingu, kierownik do spraw projektów operacyjnych, project manager. Oczywiście nowy absolwent technikum z zawodu technik ekonomista nie może od razu brać pod uwagę każdego z wymienionych stanowisk, ale może opracować lub zapoznać się z gotowym modelem ścieżki kariery zawodowej. Na stronie projektu opracowano przykładową ścieżkę kariery zawodowej dla absolwenta – technika ekonomisty w obszarze zarządzania zasobami ludzkimi⁴.

3 Modele stanowisk z platformy *system.zawodowcy.org* https://system.zawodowcy.org/Raporty/Show/5608?Nazwa_stanowiska_opcjonalnie=&Zawod_opcjonalnie=technik+ekonomista (dostęp: 21.12.2022).

4 Ścieżka kariery do zawodu technik ekonomista, <https://zawodowcy.org/ścieżka-kariery-dla-zawodu-technik-ekonomista/> (dostęp: 21.12.2022).

Z każdym ze stanowisk wiąże się konkretny zbiór wymagań kompetencyjnych. Na podstawie zbiorów wymagań dla danego stanowiska, pozyskiwanych od wielu pracodawców, można opracować model referencyjny stanowisk pracy. Modelowanie kompetencji jest jedną z ważniejszych funkcji zarządzania kompetencjami (Campion, in, 2011; Spychała i in., 2017; Lester i in., 2018; Pozolotina, 2018), a jego rezultaty mogą okazać się różne w zależności od sposobu ujmowania kompetencji. Można przyjmować bardziej rozpowszechniony pogląd, że kompetencje są konstruktami uniwersalnymi, niezależnymi od kontekstu (ujęcie uniwersalistyczne), albo że ich natura jest zmienna i zależna od sytuacji (ujęcie sytuacyjne) (Capaldo i in., 2006). Przyjmowane w niniejszych rozważaniach ujęcie uniwersalistyczne posiada wiele zalet, m.in. pozwala na standaryzację opisów. Takie standardy są często stosowane. Każdy model referencyjny jest już standardem ustalonym np. przez przedstawicieli firm lub we współpracy z nimi. Na skalę krajową standardy stosuje np. Ministerstwo Edukacji i Nauki⁵, opracowuje i utrzymuje m.in. standard opisu kompetencji zawodowych w ramach podstaw programowych kształcenia w zawodach szkolnictwa branżowego (*Rozporządzenie...*, 2019). W dokumentach, o których mowa, opracowano m.in. podstawy programowe kształcenia w zawodach szkolnictwa branżowego przyporządkowanych do branży ekonomiczno-administracyjnej (EKA). W ramach tej kategorii podstaw zamieszczono charakterystykę wymogów dla technika ekonomisty. Choć opis tego zawodu w rozporządzeniu może być przydatny dla systemu edukacji, to nie jest on wystarczająco zrozumiały zarówno dla przyszłych kandydatów do pracy, jak i dla pracodawców, przede wszystkim ze względu na drobiazgowość opracowania. W opisie zawodu wyróżniono 642 tak zwane kryteria weryfikacji, które można utożsamiać z wymaganiami kompetencyjnymi. Ze względów pragmatycznych i praktycznych proponuje się, aby na danym rynku, np. rynku pracy danego miasta, powiatowym rynku pracy, wojewódzkim rynku pracy, branżowym rynku pracy itd. przyjmować nazewnictwo wymagań kompetencyjnych stosowane w przedsiębiorstwach i w miarę możliwości konsultować poprawność formułowania nazw wymagań, doprowadzając do uzasadnionej praktycznie standaryzacji, jednocześnie uwzględniając zmienność wymagań w czasie.

5 Nazwa ministerstwa zmienia się co kilka lat, więc nazewnictwo stosowane w publikacjach może być niespójne ze stosowanym w aktach prawnych.

W taki sposób w ramach platformy *system.zawodowcy.org* opracowano zakres wymagań kompetencyjnych dla grupy stanowisk powiązanych z zawodem technika ekonomisty. Przypisanie stanowisk do zawodu odbyło się metodą ekspercką. Ekspertami byli przedstawiciele przedsiębiorstw, w szczególności pracownicy działów HR odpowiedzialni za opracowywanie i utrzymanie aktualności specyfikacji wymagań kompetencyjnych na stanowiskach pracy w swoich organizacjach. We współpracy z badaczami (zespołem autorów niniejszej monografii) przygotowywali oni specyfikacje. Na podstawie przynajmniej trzech takich dokumentów – odniesionych do stanowiska pracy – opracowywano model kompetencyjny. Dodatkowo dokonano przeglądu charakterystyki zawodu, który został opisany w ramach podstawy programowej kształcenia w zawodzie (*Rozporządzenie...*, 2019). Charakterystykę zawodu technika ekonomisty zaprezentowano w tabeli 7.1 za pomocą nazw stanowisk pracy korespondujących z zawodem oraz 145 wymaganiami kompetencyjnymi opisującymi stanowiska pracy. Liczby w tabeli oznaczają wymagany poziom kompetencji na stanowisku.

Analizując tabelę, zauważa się, że z danym zawodem można wiązać wiele stanowisk, a z nimi wiele wymagań kompetencyjnych. Przy tak dużej ilości danych korzystnie jest poszukiwać jednorodnych grup wymagań kompetencyjnych. Ich identyfikacja pozwala:

- sprawniej planować lub weryfikować zakres wymagań,
- identyfikować i eliminować tożsame umiejętności, występujące w różnych opisach wymagań (czasami pod różnymi nazwami), dostrzegać podobieństwo wymagań kompetencyjnych ze względu na różne kryteria podobieństwa, takie jak np. częstotliwość wystąpień, występowanie w tych samych specyfikacjach, np. modelach referencyjnych, oczekiwany poziom wymagań kompetencyjnych.

W rozwiązaniu wymienionych problemów decyzyjnych może pomóc rozmyta analiza skupień. W dalszej części rozdziału zostanie opisana metoda, a następnie – z zastosowaniem danych z tabeli 7.1 – przykład jej wykorzystania.

Tabela 7.1.

Wymagania kompetencyjne dla technika ekonomisty zawarte w modelach referencyjnych dla grupy stanowisk pracy na platformie *system.zawodowcy.org* (dostęp: 29.07.2021)

Wymagane składowe kompetencji (umiejętności, wiedza, inne cechy)	Stanowiska pracy																		
	młodszy księgowy księgowy	główny księgowy	specjalista ds. fakturowania	specjalista ds. controllingu	asystent biura dyrekcji	młodszy specjalista ds. administracji	stażysta w dziale HR	HR manager	młodszy specjalista ds. kadr	młodszy specjalista ds. personalnych	specjalista ds. kadr i płac	specjalista ds. rekrutacji	młodszy specjalista ds. zakupów	specjalista ds. zakupów	koordynator zmiany	kierownik ds. projektów operacyjnych	project manager	specjalista ds. zamówień publicznych	
Twarde/techniczne																			
Prawo jazdy kat. B																5	5		
Umiejętność administracji dokumentacją personalną						2													
Umiejętność administrowania i kontrolowania planów produkcyjnych															3				
Umiejętność analizy ofert											1	5							
Umiejętność czytania i opracowania dokumentacji technicznej															4				
Umiejętność dbania o porządek na stanowisku pracy															5				
Umiejętność dbania o sprzęt, maszyny i narzędzia wykorzystywane podczas pracy															4				
Umiejętność dekretowania i wprowadzania danych z dokumentów źródłowych na konta ksiąg zgodnie z obowiązującym planem kont	5																		
Umiejętność doskonalenia narzędzi do raportowania i planowania				4															
Umiejętność doskonalenia procesu produkcyjnego															4				
Umiejętność ewidencji dokumentów księgowych		5	5																
Umiejętność identyfikacji i rozwiązywania problemów															5				
Umiejętność inicjowania rozwiązań zwiększających efektywność																5			
Umiejętność kierowania pracą w zespole projektowym																5	5		
Umiejętność komunikowania się z kontrahentami w zakresie obsługi rozrachunków (odbiorcy, dostawcy)	5	5																	
Umiejętność kontrolowania faktury pod względem merytorycznym			5																

Tabela 7.1. (c.d.)

Wymagania kompetencyjne dla technika ekonomisty zawarte w modelach referencyjnych dla grupy stanowisk pracy na platformie *system.zawodowcy.org* (dostęp: 29.07.2021)

Wymagane składowe kompetencji (umiejętności, wiedza, inne cechy)	Stanowiska pracy																			
	młodszy księgowy	księgowy	główny księgowy	specjalista ds. fakturowania	specjalista ds. controllingu	asystent biura dyrekcji	młodszy specjalista ds. administracji	stazysta w dziale HR	HR manager	młodszy specjalista ds. kadr	młodszy specjalista ds. personalnych	specjalista ds. kadr i płac	specjalista ds. rekrutacji	młodszy specjalista ds. zakupów	specjalista ds. zakupów	koordynator zmiany	kierownik ds. projektów operacyjnych	project manager	specjalista ds. zamówień publicznych	
Umiejętność kontrolowania faktury pod względem rachunkowym				5																
Umiejętność kontrolowania i nadzorowania stanu technicznego i procesowego maszyn i urządzeń																4				
Umiejętność kontrolowania przepływu materiałów i surowców				4																
Umiejętność monitorowania płatności	4	5																		
Umiejętność monitorowania rynku zamówień publicznych																				4
Umiejętność nadzorowania technicznych wskaźników procesów																4				
Umiejętność naliczania wynagrodzeń								4			5									
Umiejętność obsługi baz danych klientów												4								
Umiejętność obsługi elektronicznej systemu obiegu dokumentów	5	4																		4
Umiejętność optymalizacji dostaw															5					
Umiejętność optymalizacji zapasów															4					
Umiejętność organizacji eventów					5															
Umiejętność organizowania spotkań i podróży służbowych					5															
Umiejętność pracy z dużą ilością informacji							3		4		4									
Umiejętność prowadzenia dokumentacji kadrowej							3		4	3	5									
Umiejętność prowadzenia kalendarza spotkań dla dyrekcji					5															
Umiejętność prowadzenia prawidłowego obiegu dokumentów i korespondencji w firmie					5															
Umiejętność prowadzenia projektów rekrutacyjnych								5		2										

Tabela 7.1. (c.d.)

Wymagania kompetencyjne dla technika ekonomisty zawarte w modelach referencyjnych dla grupy stanowisk pracy na platformie *system.zawodowcy.org* (dostęp: 29.07.2021)

Wymagane składowe kompetencji (umiejętności, wiedza, inne cechy)	Stanowiska pracy																			
	młodszy księgowy	księgowy	główny księgowy	specjalista ds. fakturowania	specjalista ds. controllingu	asystent biura dyrekcji	młodszy specjalista ds. administracji	stażysta w dziale HR	HR manager	młodszy specjalista ds. kadr	młodszy specjalista ds. personalnych	specjalista ds. kadr i płac	specjalista ds. rekrutacji	młodszy specjalista ds. zakupów	specjalista ds. zakupów	koordynator zmiany	kierownik ds. projektów operacyjnych	project manager	specjalista ds. zamówień publicznych	
Umiejętność prowadzenia rozmów kwalifikacyjnych													5							
Umiejętność prowadzenia szkoleń																	5			
Umiejętność prowadzenia szkoleń pracowników																4				
Umiejętność przeprowadzania analizy przyczynowo-skutkowej				4																
Umiejętność przeprowadzania kontrolingu kosztów i wydatków inwestycyjnych				4																
Umiejętność przygotowania deklaracji do ZUS i US								4	2		5									
Umiejętność przygotowania prezentacji					5															
Umiejętność przygotowywania raportów			4													5			4	
Umiejętność przygotowywania dokumentacji projektowej																	5			
Umiejętność przygotowywania i weryfikacji danych kadrowo-płacowych										3	5									
Umiejętność przygotowywania ofert																				5
Umiejętność przygotowywania opisów stanowisk i profili kompetencyjnych										3										
Umiejętność przygotowywania projektów rekrutacyjnych																				
Umiejętność przygotowywania raportów dot. HR								2	5	4		4	4							
Umiejętność realizacji projektów								2												
Umiejętność realizowania planu produkcyjnego																5				
Umiejętność sporządzania analiz i raportowania wyników finansowych	5	4	5	4																
Umiejętność tworzenia budżetu				4															5	
Umiejętność tworzenia harmonogramów																			5	
Umiejętność tworzenia ofert dla klientów														1	3					

Tabela 7.1. (c.d.)

Wymagania kompetencyjne dla technika ekonomisty zawarte w modelach referencyjnych dla grupy stanowisk pracy na platformie *system.zawodowcy.org* (dostęp: 29.07.2021)

Wymagane składowe kompetencji (umiejętności, wiedza, inne cechy)	Stanowiska pracy																			
	młodszy księgowy	księgowy	główny księgowy	specjalista ds. fakturowania	specjalista ds. controllingu	asystent biura dyrekcji	młodszy specjalista ds. administracji	stażysta w dziale HR	HR manager	młodszy specjalista ds. kadr	młodszy specjalista ds. personalnych	specjalista ds. kadr i płac	specjalista ds. rekrutacji	młodszy specjalista ds. zakupów	specjalista ds. zakupów	koordynator zmiany	kierownik ds. projektów operacyjnych	project manager	specjalista ds. zamówień publicznych	
Umiejętność tworzenia raportów i analiz											1									
Umiejętność tworzenia zestawień płacowych								4	2		5									
Umiejętność weryfikacji dokumentów przychodzących i wychodzących (faktury/rachunki/dokumenty księgowe)	5	5		5																
Umiejętność wprowadzania danych do systemu finansowo-księgowego	5	5	5	4																
Umiejętność wprowadzania danych o pracownikach, wynagrodzeniach i świadczeniach								3	4		4									
Umiejętność wprowadzania faktur do wewnętrznego systemu księgowego						5														
Umiejętność współpracy z klientami firmy							5													
Umiejętność współpracy z zarządem			5			5														
Umiejętność wyboru dostawcy													1	4						
Umiejętność wystawiania faktur proforma				4																
Umiejętność wystawiania faktur korygujących				4																
Umiejętność wystawiania faktur sprzedaży				4																
Umiejętność wystawiania not księgowych, obciążeniowych i uznaniowych				4																
Umiejętność wystawiania reklamacji ilościowych na materiały i surowce													1	3						
Umiejętność wystawiania zapytań ofertowych													1	4						
Umiejętność zamawiania i zakupu materiałów													1	4						
Umiejętność zarządzania dokumentacją															4					
Umiejętność zarządzania linią produkcyjną																4				

Tabela 7.1. (c.d.)

Wymagania kompetencyjne dla technika ekonomisty zawarte w modelach referencyjnych dla grupy stanowisk pracy na platformie *system.zawodowcy.org* (dostęp: 29.07.2021)

Wymagane składowe kompetencji (umiejętności, wiedza, inne cechy)	Stanowiska pracy																			
	młodszy księgowy	księgowy	główny księgowy	specjalista ds. fakturowania	specjalista ds. controllingu	asystent biura dyrekcji	młodszy specjalista ds. administracji	stażysta w dziale HR	HR manager	młodszy specjalista ds. kadr	młodszy specjalista ds. personalnych	specjalista ds. kadr i płac	specjalista ds. rekrutacji	młodszy specjalista ds. zakupów	specjalista ds. zakupów	koordynator zmiany	kierownik ds. projektów operacyjnych	project manager	specjalista ds. zamówień publicznych	
Umiejętność zarządzania projektem																			5	
Umiejętność zarządzania zamówieniami														1	3					
Wiedza z zakresu przebiegów procesów produkcyjnych i technologicznych																3				
Wiedza z zakresu rachunkowości	5	5	5																	
Znajomość i przestrzeganie przepisów BHP i ppoż.			5												4	5				
Znajomość międzynarodowych standardów raportowania finansowego				4																
Znajomość norm dotyczących zamawianych materiałów													1	4						
Znajomość pakietu MS Office	3	3	5	5	5	5	4	4	5	5	1	5	5	1	4	5	5	5	5	5
Znajomość prawa podatkowego									5	2		5								
Znajomość prawa pracy											3									
Znajomość prawa w zakresie fakturowania sprzedaży				4																
Znajomość procesów HR								3	5	3		4								
Znajomość przepisów księgowych	4	5	5																	
Znajomość przepisów podatkowych	4	5	5																	
Znajomość przepisów prawa pracy									5	2		5								
Znajomość przepisów prawa z zakresu zamówień publicznych																				5
Znajomość przepisów ZUS									5	2		5								
Znajomość SAP				4										1	2					
Znajomość systemu finansowo-księgowego	3	5	5	3																
Znajomość systemu kadrowo-płacowego									5	3		4								

Tabela 7.1. (c.d.)

Wymagania kompetencyjne dla technika ekonomisty zawarte w modelach referencyjnych dla grupy stanowisk pracy na platformie *system.zawodowcy.org* (dostęp: 29.07.2021)

Wymagane składowe kompetencji (umiejętności, wiedza, inne cechy)	Stanowiska pracy																		
	młodszy księgowy księgowy	główny księgowy	specjalista ds. fakturowania	specjalista ds. controllingu	asystent biura dyrekcji	młodszy specjalista ds. administracji	stażysta w dziale HR	HR manager	młodszy specjalista ds. kadr	młodszy specjalista ds. personalnych	specjalista ds. kadr i plac	specjalista ds. rekrutacji	młodszy specjalista ds. zakupów	specjalista ds. zakupów	koordynator zmiany	kierownik ds. projektów operacyjnych	project manager	specjalista ds. zamówień publicznych	
Znajomość zagadnień z obszaru kadrowo-płacowego							2	5	3	3	5								
Znajomość zagadnień z obszaru zarządzania projektami																5	5		
Znajomość zagadnień związanych z rekrutacją												5							
Znajomość zasad Lean Management															4				
Znajomość zintegrowanych systemów zarządzania jakością															3				
Znajomość zintegrowanych systemów zarządzania środowiskiem															3				
Miękkie/społeczne i dodatkowe wymagania																			
Asertywność			4																
Dokładność	5	5	5	5			3	5	4		4		1		4				
Dyspozycyjność															5				
Innowacyjność																5			
Komunikatywność										3						5		4	
Kreatywność							3	5	2		4			4	4	5	5	4	
Łatwość nawiązywania kontaktów										3									
Multizadaniowość																5			
Nastawienie na realizację celów			4										1						
Odporność na stres			4																4
Odpowiedzialność						5		5	4	3	5	5			5		5		
Otwartość																4			
Otwartość na zmiany							3	5	3		4								
Rzetelność	5	5	5	5	5						5								
Samodzielność			5	5	5		3	5	4	2	5	5			4		5	4	

Tabela 7.1. (c.d.)

Wymagania kompetencyjne dla technika ekonomisty zawarte w modelach referencyjnych dla grupy stanowisk pracy na platformie *system.zawodowcy.org* (dostęp: 29.07.2021)

Wymagane składowe kompetencji (umiejętności, wiedza, inne cechy)	Stanowiska pracy																			
	młodszy księgowy	księgowy	główny księgowy	specjalista ds. fakturowania	specjalista ds. controllingu	asystent biura dyrekcji	młodszy specjalista ds. administracji	stażysta w dziale HR	HR manager	młodszy specjalista ds. kadr	młodszy specjalista ds. personalnych	specjalista ds. kadr i plac	specjalista ds. rekrutacji	młodszy specjalista ds. zakupów	specjalista ds. zakupów	koordynator zmiany	kierownik ds. projektów operacyjnych	project manager	specjalista ds. zamówień publicznych	
Samodzielność w podejmowaniu decyzji	5	3	5																	
Skrupulatność	5	5	5	5	5	5														
Sumiennosc				5																
Terminowosc		5	5			5	5	3	5	4		5		1	4	4				
Ukierunkowanie na klienta																3				
Umiejtnosci negocjacyjne														1	5					
Umiejtnosci zarzadzania czasem											3									
Umiejtnosc analitycznego myslenia					5		3	3	5	4		4		1	4	5	5	5	4	
Umiejtnosc budowania relacji z klientami																			5	
Umiejtnosc ciaglego uczenia sie				5	4	4								1	4	4				
Umiejtnosc dbania o wizerunek firmy					5				5	3		4							5	
Umiejtnosc dokumentowania oraz raportowania wykonanych prac													4							
Umiejtnosc komunikowania sie																4				
Umiejtnosc komunikowania sie w organizacji	5	4		4	5	5	5	3	5	4		4	5	1	4				5	
Umiejtnosc komunikowania sie z dostawcami uslug i dzialaniami handlowymi														1	4					
Umiejtnosc komunikowania sie z klientem				4	5										3				5	
Umiejtnosc koordynowania wielu zadani																	5			
Umiejtnosc logicznego myslenia			5																	
Umiejtnosc nadzorowania pracy pracownikow			4																	
Umiejtnosc organizacji pracy wlasnej				5							4	5					5	5	3	
Umiejtnosc pracy pod presja czasu					5											4				

Tabela 7.1. (c.d.)

Wymagania kompetencyjne dla technika ekonomisty zawarte w modelach referencyjnych dla grupy stanowisk pracy na platformie *system.zawodowcy.org* (dostęp: 29.07.2021)

Wymagane składowe kompetencji (umiejętności, wiedza, inne cechy)	Stanowiska pracy																			
	młodszy księgowy	księgowy	główny księgowy	specjalista ds. fakturowania	specjalista ds. controllingu	asystent biura dyrekcji	młodszy specjalista ds. administracji	stazysta w dziale HR	HR manager	młodszy specjalista ds. kadr	młodszy specjalista ds. personalnych	specjalista ds. kadr i płac	specjalista ds. rekrutacji	młodszy specjalista ds. zakupów	specjalista ds. zakupów	koordynator zmiany	kierownik ds. projektów operacyjnych	project manager	specjalista ds. zamówień publicznych	
Umiejętność pracy w zespole		3	4	5	5		5	3	5	4	3	4			4	4				
Umiejętność rozwiązywania problemów									5	4		4								
Umiejętność szybkiego uczenia się	5																			
Umiejętność współpracy																	5			
Umiejętność współpracy z klientami i współpracownikami	5	3																		
Umiejętność zarządzania zespołem								5								4				
Wysoka kultura osobista				5	5															4
Zaangażowanie w wypełnianie zadań	5	4	5			5	5	4	5	5	4	5	5	1	4	5			5	5
Zdolności organizacyjne	5	5	5			5	5	3	5	5		5		1	3	5				5
Znajomość języka angielskiego w mowie i piśmie	3	3	4	4	5	4	3	3	5	4	3	4	5	1	3	4	5	5	5	4
Zorientowanie na cel																4				

Źródło: opracowanie własne

Ostatecznie wykorzystanie zaawansowanych metod analizy wymagań kompetencyjnych, np. dla zawodów lub na stanowiskach pracy prowadzi do ciągłego doskonalenia ich opisów i usprawnienia przepływu informacji o wymaganiach kompetencyjnych w gospodarce.

7.2. Metodologia

7.2.1. Idea metody rozmytej analizy skupień

Eksploracyjna analiza danych pozwala na wykrycie nieznanych, nieobserwowalnych struktur w obrębie analizowanego zbioru danych. Do eksploracyjnych

metod analizy danych należy m.in. analiza skupień. Idea analizy skupień polega na łączeniu obiektów w homogeniczne klastry (skupienia), tak aby obiekty w tym samym klastrze były do siebie jak najbardziej podobne przy jednoczesnej odmienności od obiektów w pozostałych klastrach. W przypadku klasycznej analizy skupień rozważanej w rozdziale szóstym zakładany jest ostry podział na skupienia tzn. każdy obiekt może zostać sklasyfikowany tylko do jednego skupienia. Ograniczeniem takiego podejścia jest to, że czasem trudno jest dokonać jednoznacznego podziału obiektów na klastry. Może dotyczyć to m.in. zagadnienia klasteryzacji wymagań kompetencyjnych, ponieważ część z nich, a w szczególności kompetencje społeczne, mają charakter uniwersalny i są przydatne na różnych stanowiskach pracy jak i w różnych sferach życia codziennego (Kolasińska, 2011).

Odmienne podejście polegające na wykorzystaniu zbiorów rozmytych zostało po raz pierwszy zaproponowane w pracy Ruspinięgo (1969). Przyjmijmy następujące oznaczenia. Niech \mathbf{X} reprezentuje zbiór n obiektów, opisanych za pomocą p zmiennych (cech, atrybutów), a \mathbf{x}_i jest wierszem macierzy \mathbf{X} , który reprezentuje wektor zmiennych opisujących i -ty obiekt⁶. W wyniku rozmytej analizy skupień otrzymywany jest podział obiektów na skupienia, który przedstawiono za pomocą macierzy przynależności $\tilde{\mathbf{U}}_{n \times c}$ składającej się z n wierszy (liczba wierszy odpowiada liczbie grupowanych obiektów) i c kolumn, gdzie c jest liczbą klastrów, na które dokonano podziału. Elementy u_{ij} macierzy $\tilde{\mathbf{U}}$ określają stopień przynależności i -tego obiektu do j -tego skupienia. Elementy u_{ij} macierzy przynależności spełniają trzy poniższe warunki (Wierzchoń, Kłopotek, 2017, s. 124):

- a. $0 \leq u_{ij} \leq 1$ gdzie $i=1, \dots, n, j=1, \dots, c$,
- b. $\sum_{j=1}^c u_{ij} = 1$ gdzie $i=1, \dots, n$
- c. $0 < \sum_{i=1}^n u_{ij} < n$ gdzie $j=1, \dots, c$.

Warunek a. oznacza, że stopień przynależności i -tego obiektu do j -tego klastra jest liczbą z przedziału $[0, 1]$, warunek b. wskazuje, że suma przynależności i -tego elementu do wszystkich klastrów równa się jedności, natomiast

6 W odniesieniu do danych w tabeli 7.1, każdy wiersz oznaczony jako \mathbf{x}_i stanowi wymaganie kompetencyjne, a liczba wymagań kompetencyjnych (obiektów) w całej tabeli wynosi $n=145$. Z kolei w kolumnach tabeli 7.1 zawarte są informacje o wartościach zmiennych, czyli poziomach wymagania kompetencyjnego w modelach referencyjnych, których liczba wynosi $p=19$.

warunek c. uniemożliwia tworzenie pustych klastrów lub klastrów zawierających wszystkie obiekty. Macierz przynależności \mathbf{U} będąca wynikiem ostrego podziału w klasycznej analizie skupień można traktować jako szczególnie przypadek podziału rozmytego: $\mathbf{U} \in \tilde{\mathbf{U}}$.

Istnieje wiele algorytmów realizujących rozmytą analizę skupień. Należą do nich przede wszystkim metoda c -średnich (FCM), algorytm Gustafsona-Kessela (GK) (Wierzchoń, Kłopotek, 2017, s. 141–143), algorytm Gatha-Geva (Jefmański, 2009).

7.2.2 Przebieg algorytmu metody c -średnich⁷

Najpopularniejszym z algorytmów realizujących metodę rozmytej analizy skupień jest metoda c -średnich będąca „rozmytym odpowiednikiem” klasycznej metody k -średnich. Celem tej metody jest znalezienie takich środków ciężkości (centroidów) klastrów, które minimalizują wartość poniższego wskaźnika jakości podziału obiektów na klastry:

$$\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^c u_{ij}^m d_{se}(\mathbf{x}_i, \mathbf{v}_j) \rightarrow \min, \quad (7.1)$$

gdzie: $d_{se}(\mathbf{x}_i, \mathbf{v}_j)$ jest odległością euklidesową pomiędzy i -tym obiektem, a środkiem ciężkości (centroidem) j -tego skupienia daną poniższą wzorem:

$$d_{se}(\mathbf{x}_i, \mathbf{v}_j) = \sum_{j=1}^k (x_{ij} - v_{ij})^2. \quad (7.2)$$

Algorytm FCM przebiega w następujących krokach (Bezdek i in., 1984):

- ustalenie *a priori* liczby klastrów c , na które należy dokonać podziału oraz wartości współczynnika rozmytości m (zob. 7.2.3),
- zainicjowanie macierzy przynależności poprzez dokonanie wstępnego podziału na klastry,
- obliczenie środków ciężkości (centroidów) dla każdego klastra za pomocą poniższego równania:

⁷ Niniejsze wyjaśnienie jest kierowane m.in. do praktyków zarządzania. Podrozdział zawiera zaawansowany opis procedur statystycznych. Przystudiowanie ich nie jest konieczne, aby zapoznać się z wynikami opisywanych w rozdziale badań. Dla porządku i pewności decydentów, że prezentowane dalej w rozdziale wyniki mają podbudowę teoretyczną, opracowano niniejszy podrozdział.

$$v_{jl} = \frac{\sum_{i=1}^n u_{ij}^m \mathbf{x}_{il}}{\sum_{i=1}^n u_{ij}^m}, j = 1, \dots, k, l = 1, \dots, p, \quad (7.3)$$

gdzie: v_{jl} jest l -tą współrzędną j -tego środka ciężkości, a p oznacza liczbę atrybutów charakteryzujących klasyfikowany zbiór obiektów,

- d. obliczenie dla każdego obiektu stopnia przynależności do każdego z c klastrów zgodnie z formułą:

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{l=1}^k \left(\frac{d_{se}(\mathbf{x}_i, \mathbf{c}_j)}{d_{se}(\mathbf{x}_i, \mathbf{c}_l)} \right)^{\frac{2}{m-1}}}, \quad (7.4)$$

gdzie: u_{ij} jest stopniem przynależności i -tego obiektu do j -tego klastra,

- e. kroki (c) i (d) są powtarzane aż do osiągnięcia kryterium zbieżności polegającego na osiągnięciu stabilności wyników w macierzy przynależności $\tilde{\mathbf{U}}$, co zapisywane jest następująco:

$$d_{se}(\tilde{\mathbf{U}}^{t+1}, \tilde{\mathbf{U}}^t) \leq \varepsilon, \quad (7.5)$$

gdzie: ε jest zadany poziom precyzji np. $\varepsilon = 10^{-8}$, natomiast $\tilde{\mathbf{U}}^t$ macierzą charakteryzującą rozmyty podział obiektów zbioru obiektów uzyskanym w t -tej iteracji algorytmu. Algorytm może zostać również zakończony przy osiągnięciu odgórnie założonej maksymalnej liczby iteracji.

7.2.3. Ustalenie wartości współczynnika rozmytości

Parametr m , który może przyjmować wartości z przedziału: $1 \leq m < \infty$ (Bezdek i in., 1984) jest współczynnikiem rozmytości. Jego wartość determinuje stopień rozmycia wyników klasteryzacji. W przypadku przyjęcia za wartość parametru wartości bliskich jedności, otrzymywane rezultaty będą zbliżone do wyników grupowania metodą k -średnich. Natomiast wraz ze wzrostem wartości współczynnika rozmytości m , wzrasta rozmytość otrzymywanego podziału, czego odzwierciedleniem jest to, że wartości stopnia przynależności obiektów do poszczególnych klas będą przyjmować wartości zbliżone do odwrotności liczby skupień.

Istnieje kilka metod heurystycznych służących do wyboru najlepszej wartości współczynnika m . Heurystyki te są wynikami badań empirycznych. Typowymi wartościami parametru rozmycia są liczby 1,25; 1,5 oraz 2 (Wierzchoń, Kłopotek,

2017, s. 125). Pal i Bezdek (1995) sugerują, aby wartość parametru m była liczbą z przedziału $[1,5; 2,5]$, a jako najlepszy wybór proponują przyjęcie wartości środkowej z tego przedziału, czyli $m=2$. Istnieją także inne podejścia do ustalenia optymalnej wartości parametru. Pewne reguły doboru optymalnej wartości tego parametru zależne od analizowanego zbioru danych przedstawiają Yu i in. (2004). Należy podkreślić, że nie istnieje idealna wartości tego współczynnika, a przyjęcie wartości zależy od charakteru posiadanych danych.

7.2.4. Ustalenie liczby klastrów

Na wynik klasteryzacji rozmytej – oprócz przyjęcia określonego poziomu współczynnika rozmytości m – wpływa także wybór liczby skupień c . Istnieje wiele metod służących do wyznaczenia liczby skupień c . Wśród nich można wyodrębnić metody wizualizacji danych, które polegają na przedstawieniu wielowymiarowego zbioru danych w przestrzeni dwu- lub trójwymiarowej oraz metody bazujące na pewnych miernikach walidujących jakość podziału na klastry (Wierzchoń, Kłopotek, 2017, s. 168). Wśród najpopularniejszych mierników do oceny jakości podziału w rozmytej analizie skupień wymienia się wskaźnik PC (*partition coefficient*) oraz wskaźnik MPC (*modified partition coefficient*) (Ferraro, Giordani, 2015). Oba te wskaźniki zależne są od wartości będącymi elementami macierzy przynależności \tilde{U} . Wskaźnik PC dany jest poniższym wzorem (Bezdek, 1973):

$$PC(c) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^c u_{ij}^2. \quad (7.6)$$

Wskaźnik PC przyjmuje wartości z przedziału $\left[\frac{1}{c}; 1\right]$, a im większa jego wartość, tym lepsza jakość podziału na skupienia.

Davé (1991) zaproponował modyfikację wskaźnika $PC(c)$ będącą jego liniową transformacją i jest dana poniższym wzorem:

$$MPC(c) = 1 - \frac{c}{c-1} (1 - PC(c)). \quad (7.7)$$

Powyższa transformacja liniowa powoduje, że wskaźnik $MPC(c)$ przyjmuje wartości wyłącznie z przedziału $[0; 1]$. Podobnie jak w przypadku $PC(c)$, maksymalna wartość wskaźnika $MPC(c)$ wyznacza optymalną liczbę klastrów na które należy dokonać podziału.

7.3. Wyniki analiz

7.3.1. Opis danych

Metodę rozmytej analizy skupień zastosowano w celu wyodrębnienia jednorodnych grup wymagań kompetencyjnych w zawodzie technika ekonomisty. W tym celu przeanalizowano 145 wymagań kompetencyjnych, które zostały wymienione w 19 modelach referencyjnych dotyczących stanowisk w analizowanym zawodzie (zob. tab. 7.1). W przeprowadzonej analizie skupień klasyfikowanymi obiektami były zatem wymagania kompetencyjne, natomiast zmiennymi różnicującymi te wymagania jest ich występowanie w poszczególnych modelach referencyjnych.

7.3.2. Wyniki badań

W pierwszym kroku rozmytej klasyfikacji obiektów empirycznie ustalono wartość współczynnika rozmytości na poziomie $m=1,25$ oraz określono liczbę klastrow. W tym celu wykorzystano wskaźnik $PC(c)$ oraz $MPC(c)$. Wartości obu tych mierników obliczono dla całkowitych wartości c z przedziału $[2, 10]$. Otrzymane wyniki zawiera tabela 7.2.

Tabela 7.2.

Wartości wskaźników jakości podziału obiektów na klastry

Liczba klastrow	$c=2$	$c=3$	$c=4$	$c=5$	$c=6$	$c=7$	$c=8$	$c=9$	$c=10$
$PC(c)$	0,595	0,444	0,339	0,414	0,395	0,426	0,585	0,570	0,354
$MPC(c)$	0,190	0,166	0,119	0,268	0,274	0,331	0,526	0,516	0,283

Źródło: opracowanie własne

Wskaźnik $PC(c)$ przyjmuje największe wartości dla $c=2$ lub $c=8$, a maksymalną wartość miernika $MPC(c)$ otrzymano, gdy $c=8$. Ostatecznie zdecydowano zatem o podziale wymagań kompetencyjnych na osiem klastrow. Przeprowadzona analiza skupień pozwoliła na określenie stopnia przynależności wszystkich wymagań kompetencyjnych do każdego z wyodrębnionych skupień.

Tabela 7.3 przedstawia wyniki przeprowadzonej klasteryzacji wymagań kompetencyjnych w zawodzie technika ekonomisty. W pierwszej kolumnie tabeli znajduje się nazwa wymagania kompetencyjnego, natomiast w kolejnych kolumnach umieszczono informację o stopniu przynależności u_{ij} danego

wymagania kompetencyjne do każdego z wyodrębnionych klastrów. Każde z wymagań kompetencyjnych zostało przypisane do tego klastra, dla którego jego stopień przynależności był największy. Na podstawie zbiorów wymagań kompetencyjnych, które znalazły się w klastrach kompetencji, każdemu z nich przypisano nazwę odzwierciedlającą zawartość danej wiązki kompetencji.

Tabela 7.3.

Stopnie przynależności do klastrów wymagań kompetencyjnych
w zawodzie technika ekonomisty

	u_{i1}	u_{i2}	u_{i3}	u_{i4}	u_{i5}	u_{i6}	u_{i7}	u_{i8}
Klaster 1 – prowadzenie rekrutacji pracowników i prowadzenie dokumentacji pracowniczej								
Umiejętność tworzenia raportów i analiz	0,805	0,000	0,044	0,043	0,004	0,031	0,070	0,003
Umiejętność przygotowywania projektów rekrutacyjnych	0,773	0,000	0,051	0,050	0,004	0,034	0,084	0,004
Umiejętność administracji dokumentacją personalną	0,591	0,001	0,095	0,091	0,010	0,067	0,135	0,010
Umiejętność realizacji projektów	0,572	0,001	0,098	0,095	0,012	0,071	0,140	0,010
Umiejętność przygotowywania opisów stanowisk i profili kompetencyjnych	0,541	0,001	0,105	0,100	0,017	0,085	0,136	0,015
Znajomość prawa pracy	0,541	0,001	0,105	0,100	0,017	0,085	0,136	0,015
Łatwość nawiązywania kontaktów	0,541	0,001	0,105	0,100	0,017	0,085	0,136	0,015
Umiejętności zarządzania czasem	0,541	0,001	0,105	0,100	0,017	0,085	0,136	0,015
Umiejętność doskonalenia narzędzi do raportowania i planowania	0,482	0,002	0,116	0,112	0,023	0,094	0,144	0,028
Umiejętność kontrolowania przepływu materiałów i surowców	0,482	0,002	0,116	0,112	0,023	0,094	0,144	0,028
Umiejętność przeprowadzania analizy przyczynowo-skutkowej	0,482	0,002	0,116	0,112	0,023	0,094	0,144	0,028
Umiejętność przeprowadzania kontrolingu kosztów i wydatków inwestycyjnych	0,482	0,002	0,116	0,112	0,023	0,094	0,144	0,028
Znajomość międzynarodowych standardów raportowania finansowego	0,482	0,002	0,116	0,112	0,023	0,094	0,144	0,028
Umiejętność organizacji eventów	0,388	0,004	0,145	0,124	0,036	0,113	0,155	0,035
Umiejętność organizowania spotkań i podróży służbowych	0,388	0,004	0,145	0,124	0,036	0,113	0,155	0,035
Umiejętność prowadzenia kalendarza spotkań dla Dyrekcji	0,388	0,004	0,145	0,124	0,036	0,113	0,155	0,035

Tabela 7.3. (c.d.)

Stopnie przynależności do klastrów wymagań kompetencyjnych w zawodzie technika ekonomisty

	u_{i1}	u_{i2}	u_{i3}	u_{i4}	u_{i5}	u_{i6}	u_{i7}	u_{i8}
Umiejętność prowadzenia prawidłowego obiegu dokumentów i korespondencji w firmie	0,388	0,004	0,145	0,124	0,036	0,113	0,155	0,035
Umiejętność przygotowania prezentacji	0,388	0,004	0,145	0,124	0,036	0,113	0,155	0,035
Umiejętność wprowadzania faktur do wewnętrznego systemu księgowego	0,388	0,004	0,145	0,124	0,036	0,113	0,155	0,035
Umiejętność obsługi baz danych klientów	0,379	0,002	0,141	0,133	0,031	0,117	0,169	0,027
Umiejętność dokumentowania oraz raportowania wykonanych prac	0,379	0,002	0,141	0,133	0,031	0,117	0,169	0,027
Umiejętność monitorowania rynku zamówień publicznych	0,367	0,002	0,157	0,133	0,028	0,120	0,165	0,027
Umiejętność nadzorowania pracy pracowników	0,343	0,002	0,141	0,126	0,027	0,108	0,159	0,094
Umiejętność prowadzenia rozmów kwalifikacyjnych	0,313	0,005	0,151	0,144	0,044	0,131	0,172	0,039
Znajomość zagadnień związanych z rekrutacją	0,313	0,005	0,151	0,144	0,044	0,131	0,172	0,039
Umiejętność tworzenia harmonogramów	0,305	0,004	0,142	0,130	0,039	0,184	0,160	0,035
Umiejętność zarządzania projektem	0,305	0,004	0,142	0,130	0,039	0,184	0,160	0,035
Umiejętność budowania relacji z klientami	0,305	0,004	0,142	0,130	0,039	0,184	0,160	0,035
Umiejętność przygotowywania ofert	0,303	0,004	0,167	0,143	0,040	0,135	0,168	0,040
Znajomość przepisów prawa z zakresu zamówień publicznych	0,303	0,004	0,167	0,143	0,040	0,135	0,168	0,040
Umiejętność tworzenia budżetu	0,299	0,009	0,139	0,129	0,050	0,166	0,152	0,055
Umiejętność współpracy z klientami firmy	0,292	0,005	0,156	0,150	0,044	0,132	0,177	0,044
Umiejętność logicznego myślenia	0,269	0,004	0,143	0,128	0,037	0,115	0,154	0,151
Umiejętność dekretowania i wprowadzania danych z dokumentów źródłowych na konta ksiąg zgodnie z obowiązującym planem kont	0,263	0,004	0,137	0,127	0,037	0,114	0,153	0,165
Umiejętność szybkiego uczenia się	0,263	0,004	0,137	0,127	0,037	0,114	0,153	0,165
Umiejętność współpracy z zarządem	0,252	0,012	0,146	0,124	0,054	0,120	0,144	0,147

Tabela 7.3. (c.d.)Stopnie przynależności do klastrów wymagań kompetencyjnych
w zawodzie technika ekonomisty

	u_{i1}	u_{i2}	u_{i3}	u_{i4}	u_{i5}	u_{i6}	u_{i7}	u_{i8}
Umiejętność prowadzenia projektów rekrutacyjnych	0,243	0,005	0,124	0,122	0,219	0,111	0,139	0,036
Umiejętność przygotowywania i weryfikacji danych kadrowo-płacowych	0,238	0,006	0,124	0,118	0,219	0,114	0,137	0,042
Klaster 2 – kompetencja do wykonywania pracy biurowej								
Znajomość języka angielskiego w mowie i piśmie	0,008	0,939	0,008	0,007	0,011	0,009	0,007	0,010
Znajomość pakietu MS Office	0,011	0,916	0,011	0,011	0,015	0,012	0,010	0,014
Zaangażowanie w wypełnianie zadań	0,026	0,807	0,022	0,025	0,038	0,022	0,025	0,035
Umiejętność komunikowania się w organizacji	0,051	0,638	0,050	0,038	0,071	0,041	0,048	0,062
Zdolności organizacyjne	0,051	0,587	0,045	0,053	0,085	0,042	0,049	0,088
Samodzielność	0,067	0,545	0,070	0,060	0,110	0,053	0,050	0,045
Umiejętność pracy w zespole	0,061	0,533	0,068	0,060	0,100	0,047	0,060	0,071
Umiejętność analitycznego myślenia	0,077	0,422	0,063	0,083	0,132	0,095	0,079	0,050
Terminowość	0,075	0,403	0,064	0,076	0,147	0,060	0,078	0,098
Dokładność	0,093	0,216	0,109	0,097	0,175	0,072	0,076	0,162
Klaster 3 – prowadzenie dokumentacji procesu sprzedaży								
Umiejętność wystawiania faktur proforma	0,009	0,000	0,977	0,004	0,001	0,003	0,005	0,001
Umiejętność wystawiania faktur korygujących	0,009	0,000	0,977	0,004	0,001	0,003	0,005	0,001
Umiejętność wystawiania faktur sprzedaży	0,009	0,000	0,977	0,004	0,001	0,003	0,005	0,001
Umiejętność wystawiania not księgowych, obciążeniowych i uznaniowych	0,009	0,000	0,977	0,004	0,001	0,003	0,005	0,001
Asertywność	0,009	0,000	0,977	0,004	0,001	0,003	0,005	0,001
Znajomość prawa w zakresie fakturowania sprzedaży	0,009	0,000	0,977	0,004	0,001	0,003	0,005	0,001
Nastawienie na realizację celów	0,019	0,000	0,953	0,008	0,002	0,007	0,010	0,002
Umiejętność kontrolowania faktury pod względem merytorycznym	0,025	0,000	0,926	0,013	0,004	0,012	0,015	0,005
Umiejętność kontrolowania faktury pod względem rachunkowym	0,025	0,000	0,926	0,013	0,004	0,012	0,015	0,005

Tabela 7.3. (c.d.)

Stopnie przynależności do klastrów wymagań kompetencyjnych w zawodzie technika ekonomisty

	u_{i1}	u_{i2}	u_{i3}	u_{i4}	u_{i5}	u_{i6}	u_{i7}	u_{i8}
Sumienność	0,025	0,000	0,926	0,013	0,004	0,012	0,015	0,005
Odporność na stres	0,138	0,003	0,584	0,072	0,023	0,068	0,083	0,029
Umiejętność ewidencji dokumentów księgowych	0,135	0,007	0,423	0,085	0,036	0,081	0,095	0,138
Wysoka kultura osobista	0,179	0,016	0,380	0,101	0,050	0,101	0,113	0,062
Znajomość i przestrzeganie przepisów BHP i ppoż.	0,113	0,013	0,261	0,259	0,041	0,078	0,187	0,048
Umiejętność komunikowania się z klientem	0,183	0,024	0,253	0,104	0,057	0,125	0,191	0,064
Umiejętność ciągłego uczenia się	0,143	0,036	0,237	0,180	0,056	0,094	0,187	0,067
Klaster 4 – wykonywanie prac z zakresu inżynierii procesu produkcyjnego								
Umiejętność administrowania i kontrolowania planów produkcyjnych	0,002	0,000	0,001	0,996	0,000	0,000	0,001	0,000
Wiedza z zakresu przebiegów procesów produkcyjnych i technologicznych	0,002	0,000	0,001	0,996	0,000	0,000	0,001	0,000
Znajomość zintegrowanych systemów zarządzania jakością	0,002	0,000	0,001	0,996	0,000	0,000	0,001	0,000
Znajomość zintegrowanych systemów zarządzania środowiskiem	0,002	0,000	0,001	0,996	0,000	0,000	0,001	0,000
Umiejętność czytania i opracowania dokumentacji technicznej	0,002	0,000	0,001	0,995	0,000	0,001	0,001	0,000
Umiejętność dbania o sprzęt, maszyny i narzędzia wykorzystywane podczas pracy	0,002	0,000	0,001	0,995	0,000	0,001	0,001	0,000
Umiejętność doskonalenia procesu produkcyjnego	0,002	0,000	0,001	0,995	0,000	0,001	0,001	0,000
Umiejętność kontrolowania i nadzorowania stanu technicznego i procesowego maszyn i urządzeń	0,002	0,000	0,001	0,995	0,000	0,001	0,001	0,000
Umiejętność nadzorowania technicznych wskaźników procesów	0,002	0,000	0,001	0,995	0,000	0,001	0,001	0,000
Umiejętność prowadzenia szkoleń pracowników	0,002	0,000	0,001	0,995	0,000	0,001	0,001	0,000
Umiejętność zarządzania linią produkcyjną	0,002	0,000	0,001	0,995	0,000	0,001	0,001	0,000
Znajomość zasad Lean Management	0,002	0,000	0,001	0,995	0,000	0,001	0,001	0,000

Tabela 7.3. (c.d.)

Stopnie przynależności do klastrów wymagań kompetencyjnych
w zawodzie technika ekonomisty

	u_{i1}	u_{i2}	u_{i3}	u_{i4}	u_{i5}	u_{i6}	u_{i7}	u_{i8}
Umiejętność komunikowania się	0,002	0,000	0,001	0,995	0,000	0,001	0,001	0,000
Dążenie do celu	0,002	0,000	0,001	0,995	0,000	0,001	0,001	0,000
Umiejętność dbania o porządek na stanowisku pracy	0,013	0,000	0,008	0,960	0,002	0,006	0,008	0,002
Umiejętność identyfikacji i rozwiązywania problemów	0,013	0,000	0,008	0,960	0,002	0,006	0,008	0,002
Umiejętność realizowania planu produkcyjnego	0,013	0,000	0,008	0,960	0,002	0,006	0,008	0,002
Dyspozycyjność	0,013	0,000	0,008	0,960	0,002	0,006	0,008	0,002
Umiejętność pracy pod presją czasu	0,200	0,007	0,101	0,416	0,037	0,088	0,109	0,043
Umiejętność zarządzania zespołem	0,143	0,008	0,095	0,394	0,141	0,084	0,101	0,034
Umiejętność przygotowywania raportów	0,129	0,011	0,261	0,340	0,039	0,083	0,093	0,045
Klaster 5 – prowadzenie spraw kadrowych i rozliczanie wynagrodzeń								
Znajomość systemu kadrowo-płacowego	0,003	0,000	0,002	0,002	0,989	0,002	0,002	0,001
Umiejętność przygotowywania deklaracji do ZUS i US	0,003	0,000	0,002	0,002	0,989	0,002	0,002	0,001
Umiejętność tworzenia zestawień płacowych	0,003	0,000	0,002	0,002	0,989	0,002	0,002	0,001
Znajomość prawa podatkowego	0,004	0,000	0,002	0,002	0,985	0,002	0,003	0,001
Znajomość przepisów prawa pracy	0,004	0,000	0,002	0,002	0,985	0,002	0,003	0,001
Znajomość przepisów ZUS	0,004	0,000	0,002	0,002	0,985	0,002	0,003	0,001
Umiejętność rozwiązywania problemów	0,007	0,001	0,005	0,004	0,972	0,004	0,005	0,002
Znajomość procesów HR	0,013	0,002	0,009	0,009	0,945	0,008	0,009	0,004
Otwartość na zmiany	0,013	0,002	0,009	0,009	0,945	0,008	0,009	0,004
Umiejętność wprowadzania danych o pracownikach, wynagrodzeniach i świadczeniach	0,015	0,001	0,010	0,009	0,942	0,009	0,010	0,004
Znajomość zagadnień z obszaru kadrowo-płacowego	0,024	0,005	0,016	0,016	0,898	0,016	0,017	0,009
Umiejętność naliczania wynagrodzeń	0,039	0,002	0,024	0,024	0,852	0,022	0,027	0,009
Umiejętność przygotowywania raportów dot. HR	0,053	0,016	0,038	0,037	0,759	0,037	0,040	0,020

Tabela 7.3. (c.d.)

Stopnie przynależności do klastrów wymagań kompetencyjnych w zawodzie technika ekonomisty

	u_{i1}	u_{i2}	u_{i3}	u_{i4}	u_{i5}	u_{i6}	u_{i7}	u_{i8}
Umiejętność dbania o wizerunek firmy	0,127	0,056	0,089	0,081	0,412	0,095	0,089	0,051
Umiejętność prowadzenia dokumentacji kadrowej	0,147	0,016	0,096	0,092	0,410	0,091	0,102	0,045
Umiejętność pracy z dużą ilością informacji	0,157	0,009	0,100	0,096	0,400	0,091	0,109	0,038
Odpowiedzialność	0,102	0,232	0,083	0,116	0,239	0,087	0,082	0,059
Kreatywność	0,101	0,178	0,085	0,113	0,203	0,151	0,113	0,056
Klaster 6 – kompetencje społeczne								
Otwartość	0,011	0,000	0,005	0,005	0,001	0,971	0,006	0,001
Umiejętność inicjowania rozwiązań zwiększających efektywność	0,020	0,000	0,011	0,010	0,003	0,941	0,012	0,003
Umiejętność prowadzenia szkoleń	0,020	0,000	0,011	0,010	0,003	0,941	0,012	0,003
Umiejętność przygotowywania dokumentacji projektowej	0,020	0,000	0,011	0,010	0,003	0,941	0,012	0,003
Innowacyjność	0,020	0,000	0,011	0,010	0,003	0,941	0,012	0,003
Multizadaniowość	0,020	0,000	0,011	0,010	0,003	0,941	0,012	0,003
Umiejętność koordynowania wielu zadań	0,020	0,000	0,011	0,010	0,003	0,941	0,012	0,003
Umiejętność współpracy	0,020	0,000	0,011	0,010	0,003	0,941	0,012	0,003
Prawo jazdy kat. B	0,105	0,005	0,069	0,064	0,029	0,629	0,073	0,027
Umiejętność kierowania pracą w zespole projektowym	0,105	0,005	0,069	0,064	0,029	0,629	0,073	0,027
Znajomość zagadnień z obszaru zarządzania projektami	0,105	0,005	0,069	0,064	0,029	0,629	0,073	0,027
Komunikatywność	0,149	0,007	0,095	0,086	0,039	0,491	0,096	0,036
Umiejętność organizacji pracy własnej	0,151	0,040	0,199	0,104	0,071	0,249	0,112	0,074
Klaster 7 – współpraca z klientem lub dostawcą oraz gospodarowanie zasobami rzeczowymi								
Umiejętność tworzenia ofert dla klientów	0,004	0,000	0,001	0,001	0,000	0,001	0,991	0,000
Umiejętność wystawiania reklamacji ilościowych na materiały i surowce	0,004	0,000	0,001	0,001	0,000	0,001	0,991	0,000
Umiejętność zarządzania zamówieniami	0,004	0,000	0,001	0,001	0,000	0,001	0,991	0,000

Tabela 7.3. (c.d.)

Stopnie przynależności do klastrów wymagań kompetencyjnych
w zawodzie technika ekonomisty

	u_{i1}	u_{i2}	u_{i3}	u_{i4}	u_{i5}	u_{i6}	u_{i7}	u_{i8}
Ukierunkowanie na klienta	0,006	0,000	0,002	0,002	0,000	0,001	0,989	0,000
Umiejętność wyboru dostawcy	0,012	0,000	0,006	0,005	0,001	0,004	0,970	0,001
Umiejętność wystawiania zapytań ofertowych	0,012	0,000	0,006	0,005	0,001	0,004	0,970	0,001
Umiejętność zamawiania i zakupu materiałów	0,012	0,000	0,006	0,005	0,001	0,004	0,970	0,001
Znajomość norm dotyczących zamawianych materiałów	0,012	0,000	0,006	0,005	0,001	0,004	0,970	0,001
Umiejętność komunikowania się z dostawcami usług i działami handlowymi	0,012	0,000	0,006	0,005	0,001	0,004	0,970	0,001
Umiejętność optymalizacji zapasów	0,014	0,000	0,006	0,006	0,001	0,005	0,966	0,001
Umiejętność zarządzania dokumentacją	0,014	0,000	0,006	0,006	0,001	0,005	0,966	0,001
Umiejętność analizy ofert	0,034	0,001	0,020	0,019	0,006	0,017	0,898	0,005
Umiejętności negocjacyjne	0,034	0,001	0,020	0,019	0,006	0,017	0,898	0,005
Umiejętność optymalizacji dostaw	0,037	0,001	0,021	0,020	0,006	0,018	0,891	0,006
Znajomość SAP	0,309	0,002	0,099	0,093	0,023	0,081	0,366	0,027
Klaster 8 – znajomość przepisów księgowych i podatkowych oraz umiejętność ich wykorzystania z zastosowaniem programów finansowo-księgowych								
Znajomość przepisów księgowych	0,012	0,001	0,009	0,008	0,004	0,008	0,009	0,949
Znajomość przepisów podatkowych	0,012	0,001	0,009	0,008	0,004	0,008	0,009	0,949
Samodzielność w podejmowaniu decyzji	0,016	0,001	0,011	0,010	0,005	0,010	0,011	0,937
Znajomość systemu finansowo-księgowego	0,021	0,002	0,027	0,014	0,007	0,013	0,015	0,901
Umiejętność wprowadzania danych do systemu finansowo-księgowego	0,028	0,005	0,039	0,020	0,011	0,020	0,021	0,856
Umiejętność sporządzania analiz i raportowania wyników finansowych	0,037	0,005	0,025	0,023	0,013	0,022	0,025	0,850
Umiejętność komunikowania się z kontrahentami w zakresie obsługi rozrachunków (odbiorcy, dostawcy)	0,108	0,006	0,073	0,066	0,029	0,063	0,074	0,581
Umiejętność monitorowania płatności	0,118	0,005	0,076	0,070	0,028	0,066	0,080	0,557

Tabela 7.3. (c.d.)

Stopnie przynależności do klastrów wymagań kompetencyjnych w zawodzie technika ekonomisty

	u_{i1}	u_{i2}	u_{i3}	u_{i4}	u_{i5}	u_{i6}	u_{i7}	u_{i8}
Skrupulatność	0,095	0,053	0,116	0,069	0,048	0,069	0,073	0,478
Umiejętność współpracy z klientami i współpracownikami	0,149	0,004	0,089	0,082	0,029	0,076	0,095	0,477
Wiedza z zakresu rachunkowości	0,140	0,016	0,092	0,085	0,045	0,082	0,093	0,447
Umiejętność weryfikacji dokumentów przychodzących i wychodzących (faktury/rachunki/dokumenty księgowo)	0,099	0,012	0,192	0,070	0,037	0,068	0,076	0,446
Rzetelność	0,113	0,072	0,083	0,075	0,088	0,077	0,081	0,411
Umiejętność obsługi elektronicznej systemu obiegu dokumentów	0,149	0,011	0,107	0,094	0,044	0,093	0,105	0,397
Znajomość przepisów księgowych	0,012	0,001	0,009	0,008	0,004	0,008	0,009	0,949

Źródło: opracowanie własne

Wyróżnione klastry mogą być potraktowane jako kluczowe kompetencje technika ekonomisty wymagane na analizowanym rynku pracy. W tabeli 7.4 zestawiono te kompetencje i krótko je podsumowano.

Tabela 7.4.

Kluczowe kompetencje technika ekonomisty wymagane przez pracodawców – wynik analizy modeli referencyjnych stanowisk pracy opracowanych we współpracy z pracodawcami z wykorzystaniem metody analizy skupień rozmytych

Lp.	Kompetencja	Charakterystyka
1	Prowadzenie rekrutacji pracowników i prowadzenie dokumentacji pracowniczej	Kompetencja z obszaru zarządzania zasobami ludzkimi na poziomie operacyjnym. Z analiz wynika, że składa się na nią dużo różnorodnych składowych, obejmujących m.in. przygotowywanie raportów, projektów rekrutacyjnych, opracowywanie opisów stanowisk, a także kompetencje związane ze znajomością prawa pracy i administrowaniem dokumentacją pracowniczą.
2	Kompetencja do wykonywania pracy biurowej	Kompetencja przydatna np. na stanowiskach sekretarskich, asystenckich i obsługi biura. W ramach tej kompetencji zdecydowanie dominują umiejętności miękkie uzupełnione dwiema twardymi składowymi: znajomością języka angielskiego w mowie i piśmie oraz znajomością pakietu MS Office.

Tabela 7.4. (c.d.)

Kluczowe kompetencje technika ekonomisty wymagane przez pracodawców – wynik analizy modeli referencyjnych stanowisk pracy opracowanych we współpracy z pracodawcami z wykorzystaniem metody analizy skupień rozmytych

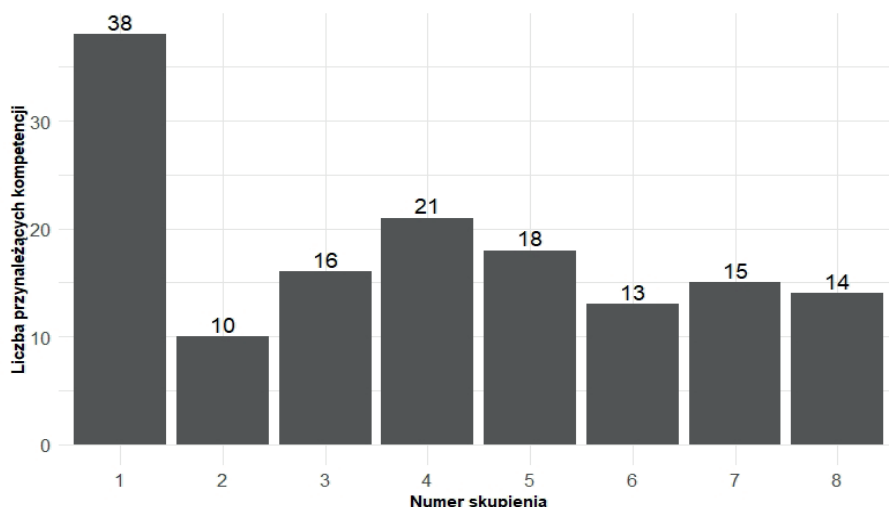
Lp.	Kompetencja	Charakterystyka
3	Prowadzenie dokumentacji procesu sprzedaży	Jest to kompetencja bardzo mocno eksponująca administracyjno-formalne a nie strategiczne umiejętności obsługi procesów sprzedaży. Bardzo mocny nacisk kładzie się tu na postępowanie z fakturami, zarówno jeśli chodzi o wiedzę teoretyczną (np. znajomość prawa w zakresie fakturowania sprzedaży), jak i umiejętności praktyczne (np. umiejętność wystawiania faktur). W ramach tej kompetencji istotne są niektóre umiejętności społeczne, zarówno uniwersalne (np. sumiennosc), jak i związane z faktem, że w procesie postępowania z fakturami może istnieć konieczność kontaktu z klientem (np. umiejętność komunikowania się z klientem czy wysoka kultura osobista).
4	Wykonywanie prac z zakresu inżynierii procesu produkcyjnego	Ta kompetencja w odniesieniu do zawodu technika ekonomisty może być zaskakująca, gdyż jest ona często oczekiwana od absolwentów kierunku zarządzanie lub pokrewnych. Wskazanie tej kompetencji przez pracodawców świadczy, że po pierwsze od absolwentów techników oczekuje się coraz bardziej zaawansowanych kompetencji, a po drugie niektóre umiejętności technika ekonomisty mogą też być wymagane w ramach wymienionej tu kompetencji (np. kalkulacja kosztów procesów technologicznych).
5	Prowadzenie spraw kadrowych i rozliczanie wynagrodzeń	Druga kompetencja wśród ośmiu sklasyfikowanych, którą można przypisać do obszaru zarządzania zasobami ludzkimi. Mogłoby się wydawać, że korzystne byłoby połączenie jej z kompetencją nr 1, jednak z przeprowadzonych analiz wynika, że – choć łączy je wspólny obszar tematyczny – to zaznacza się wyraźnie ich odmiennosc. W kompetencji nr 1 dominuje problematyka rekrutacji, a w tej zagadnienie rozliczeń wynagrodzeń. Obie kompetencje łączą umiejętności przygotowania dokumentacji pracowniczej. Opisywana kompetencja nr 5 może okazać się przydatna w szczególności w ZUS-ie, który tworzy na rynku zapotrzebowanie na dużą liczbę pracowników. Osoby z tą kompetencją powinny być bardziej akceptowane do pracy w tej instytucji niż kandydaci z rozwiniętą kompetencją nr 1.
6	Kompetencja społeczna	Choć umiejętności społeczne występują jako ważne składowe w wielu innych sklasyfikowanych w badaniu kompetencjach, to w wyniku procesu klasteryzacji wyraźnie wyodrębnia się zbiór umiejętności społecznych, tworzący odrębną kompetencję społeczną.

Tabela 7.4. (c.d.)

Kluczowe kompetencje technika ekonomisty wymagane przez pracodawców – wynik analizy modeli referencyjnych stanowisk pracy opracowanych we współpracy z pracodawcami z wykorzystaniem metody analizy skupień rozmytych

Lp.	Kompetencja	Charakterystyka
7	Współpraca z klientem oraz gospodarowanie zasobami rzeczowymi	W nazwie kompetencji znajduje się odniesienie do klienta, bo w jej skład wchodzi niektóre umiejętności związane z obsługą (np. umiejętność tworzenia ofert dla klienta czy ukierunkowanie na klienta). Analiza składowej tej kompetencji wskazuje jednak na silny nacisk na obsługę dostawców i gospodarowanie zapasami. Osoba posiadająca tę kompetencję może więc poszukiwać zatrudnienia zarówno w dziale obsługi klienta, jak i w dziale zaopatrzenia zwłaszcza na stanowiskach obsługi operacyjnej. Podkreślić należy znaczenie niektórych umiejętności miękkich związanych z komunikacją oraz umiejętności cyfrowych wiążących się z wykorzystaniem w pracy systemów informatycznych.
8	Znajomość przepisów księgowych i podatkowych oraz obsługa programów finansowo-księgowych	Jest to kompetencja o silnym zabarwieniu ekonomicznym, szczególnie uwzględniająca wiedzę i umiejętności księgowo. Zawiera także elementy charakterystyczne dla innych wyróżnionych kompetencji, zwłaszcza nr 1, 3 i 7.

Źródło: opracowanie własne



Rysunek 7.1.

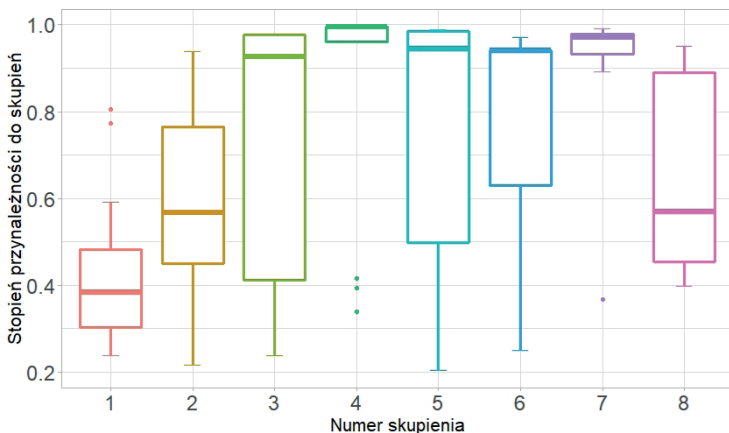
Rozkład liczebności poszczególnych klastrów wymagań kompetencyjnych

Źródło: opracowanie własne

W celu dokonania ilościowej charakterystyki powstałych klastrów dla każdego z nich wyznaczono rozkład liczby kompetencji, które należą do każdego z wyodrębnionych skupień co obrazuje rysunek 7.1. Z wykresu wynika, że najliczniejszym ze skupień jest skupienie nr 1, do którego w największym stopniu należy aż 38 (czyli ponad 25%) kompetencji. Z kolei najmniej licznym jest skupienie nr 2, w którym zgrupowane są pewne ogólne wymagania kompetencyjne związane z wykonywaniem pracy biurowej.

Następnie przeprowadzono pogłębioną analizę jednorodności wyodrębnionych skupień. Aby ocenić jednorodność skupień, zbadano zakres zmienności stopnia przynależności wymagań kompetencyjnych, które zostały przypisane do poszczególnych skupień. W tym celu sporządzono wykresy skrzynkowe⁸ obrazujące poziom dyspersji w ramach każdego klastra, co przedstawiono na rysunku 7.2. Każdy z wykresów przedstawia rezultaty dla osobnego skupienia. Oś rzędnych przedstawia wartości stopni przynależności do skupień. Granice pudełek wyznaczone są na poziomie pierwszego i trzeciego kwartyła, natomiast pozioma linia wewnątrz pudełka jest umieszczona na wysokości mediany stopnia przynależności w ramach każdego ze skupień. Wąsy wykresów pudełkowych wyznaczają natomiast zakres między najmniejszym i największym stopniem przynależności wymagań kompetencyjnych należących do danego skupienia. Najbardziej jednorodnymi skupieniami są: skupienie 4 grupujące wymagania związane z inżynierią procesu produkcyjnego oraz skupienie 7, w którego skład wchodzi kompetencje związane ze współpracą z klientem i gospodarowaniem zasobami rzeczowymi. W obu przypadkach zakres zmienności jest niewielki, a mediana stopnia przynależności kompetencji w obu tych skupieniach przekracza 90%. Z kolei, skupienie 1, które jest jednocześnie skupieniem największym, składa się z wymagań o stosunkowo niewielkim stopniu przynależności do niego. Wartość górnego kwartyła kształtuje się poniżej 50%, co oznacza, że stopień przynależności tylko co czwartego wymagania kompetencyjnego w tym klastrze wynosi co najmniej 50%.

8 Budowę wykresu skrzynkowego omówiono szerzej w rozdziale 3.2.5.



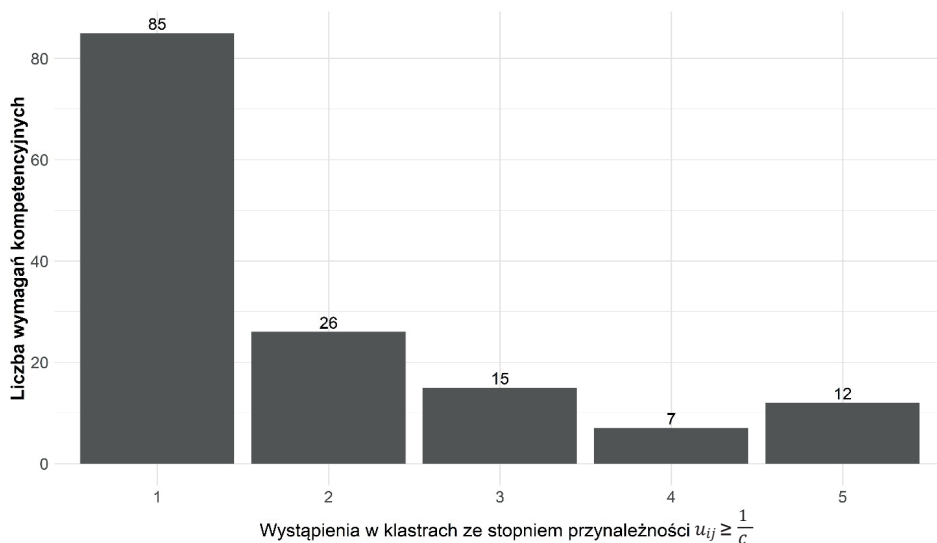
Rysunek 7.2.

Wykresy skrzynkowe stopnia przynależności wymagań kompetencyjnych w ramach każdego z ośmiu wyodrębnionych skupień

Źródło: opracowanie własne

Przeprowadzona rozmyta analiza skupień pozwala nie tylko na wyodrębnienie wymagań kompetencyjnych często współwystępujących ze sobą w modelach referencyjnych, które wymagane są na podobnych stanowiskach pracy, ale również na zidentyfikowanie kompetencji przekrojowych, czyli takich, które można przypisać do więcej niż jednego skupienia. Podobnie jak w pracy (Ozer, 2001), w przedstawionych badaniach przyjęto, że obiekt można przypisać do danego klastra, jeśli jego stopień przynależności jest większy lub równy odwrotności liczby skupień $1/c$. W analizowanym w rozdziale przykładzie do danego klastra zaklasyfikowano zatem te kompetencje, dla których stopień przynależności wynosił co najmniej $0,125$ (1 podzielone na $c = 8$ wyróżnionych klastrów). Na tej podstawie zbadano do ilu klastrów można przypisać każdą z kompetencji. Uzyskany rozkład liczebności zaprezentowano na rysunku 7.3.

Na podstawie rozkładu liczebności wystąpień można wysnuć wniosek, że większość wymagań kompetencyjnych może zostać przypisana jednoznacznie tylko do jednego klastra (tzn. że tylko w jednym klastrze ich stopień przynależności wynosił co najmniej $0,125$). W około 40% przypadków możliwe jest przypisanie wymagania kompetencyjnego do więcej niż jednego skupienia, a 12 spośród wszystkich badanych wymagań kompetencyjnych może zostać przypisana aż do pięciu różnych skupień.

**Rysunek 7.3.**

Rozkład liczebności wystąpień wymagań kompetencyjnych w klastrach ze stopniem przynależności nie mniejszym niż $0,125$ ($1/c$)

Źródło: opracowanie własne

Tabela 7.5. prezentuje listę 12 umiejętności, które można przyporządkować aż do pięciu skupień wraz ze stopniem przynależności do każdego z nich. Wyboldowano te wartości stopni przynależności, które większe są od wartości progowej $1/c$ wynoszącej w rozważanym przykładzie $0,125$.

Tabela 7.5.

Stopnie przynależności do poszczególnych skupień dla „najbardziej rozmytych” wymagań kompetencyjnych

	u_{i1}	u_{i2}	u_{i3}	u_{i4}	u_{i5}	u_{i6}	u_{i7}	u_{i8}
Umiejętność dekretowania i wprowadzania danych z dokumentów źródłowych na konta ksiąg zgodnie z obowiązującym planem kont	0,263	0,004	0,137	0,127	0,037	0,114	0,153	0,165
Umiejętność prowadzenia rozmów kwalifikacyjnych	0,313	0,005	0,151	0,144	0,044	0,131	0,172	0,039
Umiejętność przygotowywania ofert	0,303	0,004	0,167	0,143	0,040	0,135	0,168	0,040
Umiejętność tworzenia budżetu	0,299	0,009	0,139	0,129	0,050	0,166	0,152	0,055
Umiejętność tworzenia harmonogramów	0,305	0,004	0,142	0,130	0,039	0,184	0,160	0,035

Tabela 7.5. (c.d.)

Stopnie przynależności do poszczególnych skupień dla „najbardziej rozmytych” wymagań kompetencyjnych

	u_{i1}	u_{i2}	u_{i3}	u_{i4}	u_{i5}	u_{i6}	u_{i7}	u_{i8}
Umiejętność współpracy z klientami firmy	0,292	0,005	0,156	0,150	0,044	0,132	0,177	0,044
Umiejętność zarządzania projektem	0,305	0,004	0,142	0,130	0,039	0,184	0,160	0,035
Znajomość przepisów prawa z zakresu zamówień publicznych	0,303	0,004	0,167	0,143	0,040	0,135	0,168	0,040
Znajomość zagadnień związanych z rekrutacją	0,313	0,005	0,151	0,144	0,044	0,131	0,172	0,039
Umiejętność budowania relacji z klientami	0,305	0,004	0,142	0,130	0,039	0,184	0,160	0,035
Umiejętność logicznego myślenia	0,269	0,004	0,143	0,128	0,037	0,115	0,154	0,151
Umiejętność szybkiego uczenia się	0,263	0,004	0,137	0,127	0,037	0,114	0,153	0,165

Źródło: opracowanie własne

Wszystkie spośród „najbardziej rozmytych” kompetencji są przypisane do klastra pierwszego, który charakteryzował się najmniejszą jednorodnością wymagań kompetencyjnych. Wśród „najbardziej rozmytych” wymagań kompetencyjnych można wyróżnić kompetencje specyficzne związane z zawodem technika ekonomisty dotyczące współpracy z klientem, znajomości przepisów, tworzenia budżetów, harmonogramów, ofert itp. Pośród tych rozmytych wymagań kompetencyjnych znajdują się także umiejętności społeczne takie jak budowanie relacji z innymi, umiejętność logicznego myślenia oraz szybkiego uczenia się.

Z analizy kompetencji wynika, że niektóre z nich mają podobne brzmienie np. otwartość i otwartość na zmiany czy nastawienie na realizację celów i dążenie do celu. W obu tych przykładach podobnie brzmiące kompetencje znalazły się w innych klastrach. Taka sytuacja może budzić wątpliwości, jednak właśnie proponowane badania pozwalają na łatwiejszą identyfikację przyczyn takiego stanu rzeczy.

Najpierw, jeśli chodzi o kompetencje otwartości i otwartości na zmiany, sytuacja wygląda w następujący sposób. Kompetencja otwartości została wskazana w modelu stanowiska kierownika do spraw projektów operacyjnych, natomiast kompetencja otwartości na zmiany została wskazana w zawodach: HR manager, młodszy specjalista do spraw kadr i specjalista do spraw kadr i płac, stażysta

w dziale HR. Występowanie obu tych kompetencji w różnych modelach referencyjnych spowodowało, że znalazły się one w innych skupieniach. Można z tego wywnioskować, że pracodawcy (osoby biorące udział w opracowywaniu modelu) w nieco odmienny sposób rozumieją te kompetencje tzn. kompetencja otwartości na zmiany związana jest z dostosowywaniem się do zmieniającego rynku pracy, w tym także przepisów prawnych, co ważne zwłaszcza w obszarze kadr i płac. Natomiast otwartość, która pojawiła się w modelu kierownika może być rozumiana jako swoboda nawiązywania kontaktów, komunikatywność, które to są niezbędne na stanowisku kierowniczym do zarządzania zespołem.

Jeśli chodzi o nastawienie na realizację celów i dążenie do celu, to merytorycznie trudno wyjaśnić różnicę. Jak widać, słowniki kompetencji powstające na podstawie języka firm, a więc języka potocznego, ciągle ewoluują, a bieżące analizy (w tym analiza skupień) mogą ułatwić scalanie kompetencji, które mają podobne znaczenia i jednocześnie występują na ogół w tych samych klastrach.

7.4. Podsumowanie

Zaprezentowana w niniejszym rozdziale metoda rozmytej analizy skupień pozwoliła na przeprowadzenie klasyfikacji wymagań kompetencyjnych w zawodzie technika ekonomisty. Przeprowadzone wnioskowanie pozwoliło na wyodrębnienie ośmiu klastrów zbliżonych do siebie wymagań kompetencyjnych pod kątem występowania w modelach referencyjnych. W przeciwieństwie do klasycznej analizy skupień, analiza rozmyta nie dokonuje ostrego podziału na grupy, tym samym część kompetencji może zostać przypisana do więcej niż jednej grupy. Takie postępowanie umożliwiło wykrycie pewnych uniwersalnych wymagań kompetencyjnych, które stawiane są kandydatom w zawodzie technika ekonomisty na różnych stanowiskach. Zaprezentowane zastosowanie rozmytej analizy skupień stanowi także implikacje do innych badań w obszarze HR. Analizę rozmytą można zastosować także do grupowania ofert o podobnych wymaganiach kompetencyjnych stawianym kandydatom, jak również grupowania kandydatów do pracy deklarujących posiadanie podobnych kompetencji. Implementacja takich działań może zatem nie tylko usprawnić i przyspieszyć proces selekcji kandydatów na dane stanowisko pracy, lecz także ułatwić dopasowanie odpowiedniego stanowiska dla kandydatów poszukujących zatrudnienia.

Obecnie rozmyta analiza skupień stosowana jest także w innych obszarach nauk społecznych m.in. w klasyfikacji regionów ze względu na poziom rozwoju (Markowska, Jefmański, 2013), segmentacji klientów na rynku telekomunikacji (Gayathri, Mohanavalli, 2011), klasyfikacji użytkowników serwisów internetowych (Ozer, 2001), a także w segmentacji dóbr np. na rynku motoryzacyjnym (Jefmański, 2009). Klasyfikacja rozmyta znajduje zastosowanie także w innych naukach np. w medycynie (Byczkowska-Lipińska, Wosiak, 2016), górnictwie (Mrozek, Felka, 2012), a nawet w kryminologii (Grubescic, 2006).

Bibliografia

1. *Barometr zawodów 2016* (2015), Antończak-Świder, K., Biernat, A., Dawid, B., Furmanek, M., Leńczuk, M., Zabrzeńska, E. (red.), Wojewódzki Urząd Pracy w Krakowie, Kraków.
2. *Barometr zawodów 2017* (2016), Leńczuk, M., Biernat, A., Dawid, B., Furmanek, M., Perczyk, M. (red.), Wojewódzki Urząd Pracy w Krakowie, Kraków.
3. *Barometr zawodów 2018* (2017), Biernat, A., Furmanek, M., Kałwa, O., Łach, O., Panecka-Niepsuj, M., Perczyk, M., Simonides, P. (red.), Wojewódzki Urząd Pracy w Krakowie, Kraków.
4. *Barometr zawodów 2019* (2018), Antończak-Świder, K., Biernat, A., Furmanek, M., Kałwa, O., Panecka-Niepsuj, M., Perczyk, M., Simonides, P. (red.), Wojewódzki Urząd Pracy w Krakowie, Kraków.
5. *Barometr zawodów 2020* (2019), Biernat, A., Mosurek, O., Panecka-Niepsuj, M., Sas, P., Ścisłowicz, T. (red.), Wojewódzki Urząd Pracy w Krakowie, Kraków.
6. *Barometr zawodów 2021* (2020), Antończak-Świder, K., Biernat, A., Woźniak T. (red.), Wojewódzki Urząd Pracy w Krakowie, Kraków.
7. Bezdek, J.C. (1973), *Cluster Validity with Fuzzy Sets*, „Journal of Cybernetics”, 3(3), s. 58–73.
8. Bezdek, J.C., Enrlich, R., Full, W. (1984), *FCM: The fuzzy c-means clustering algorithm*, „Computers & Geosciences”, 10(203), s. 191–203.
9. Byczkowska-Lipińska, L., Wosiak, A. (2016), *Fuzzy classification of medical data derived from diagnostic devices*, „Przegląd Elektrotechniczny”, 92(12), s. 85–88.
10. Champion, M.A., Fink, A.A., Rugeberg, B.J., Carr, L.P., Geneva M., Odman, R.B. (2011), *Doing Competencies Well. Best Practices in Competency Modeling*, „Personnel Psychology”, Vol. 64, No. 1, s. 225–262.
11. Capaldo, G., Iandoli, L., Zollo, G. (2006), *A situationalist perspective to competency management*, „Human Resource Management”, Vol. 45, No. 3, s. 429–448.
12. Davé, R. (1991), *Characterization and detection of noise in clustering*, „Pattern Recognit. Lett.”, 12, s. 657–664.
13. Ferraro, M.B., Giordani P. (2015), *A toolbox for fuzzy clustering using the R programming language*, „Fuzzy Sets and Systems”, 279, s. 1–16.
14. Gayathri, A., Mohanavalli S. (2011), *Enhanced Customer Relationship Management Using Fuzzy Clustering*, „International Journal of Computer Science & Engineering Technology (IJCSSET)”, 1(4), s. 163–167.
15. Grubestic, T.H. (2006), *On The Application of Fuzzy Clustering for Crime Hot Spot Detection*, „Journal of Quantitative Criminology”, 22(1), s. 77–105.

16. Informacja o wynikach rekrutacji na studia na rok akademicki 2020/2021 w uczelniach nadzorowanych przez Ministra Edukacji i Nauki, Departament Szkolnictwa Wyższego MNiSW, 16 listopada 2020 r., Warszawa, <https://studia.gov.pl/wp-content/uploads/2020/12/20201214-WYNIKI-rekrutacji-2020-2021.pdf> (dostęp: 12.12.2022).
17. Jefmański, B. (2009), *Rozmyte metody klasyfikacji w analizie segmentów rynkowych na przykładzie rynku motoryzacyjnego*, StatSoft Polska, Warszawa.
18. Kolasińska, E. (2011), *Kompetencje a rynek pracy i struktura społeczna*, „Acta Universitatis Lodzensis. Folia Sociologica”, 38, s. 91–103.
19. Lester, S., Koniotaki, A., Religa J. (2018), *ComProCom: a revised model of occupational competence*, „Education + Training”, Vol. 60, No. 4, s. 290–302.
20. Markowska, M., Jefmański, B. (2013), *Zastosowanie rozmytej analizy skupień do oceny zmian inteligentnej specjalizacji polskich regionów*, „Prace Naukowe Uniwersytetu Ekonomicznego we Wrocławiu. Innowacyjność w rozwoju lokalnym i regionalnym”, 285, s. 65–77.
21. Mrozek, B., Felka, D. (2012), *Inteligentny model wskaźnika zagrożenia pożarowego w kopalni węgla*, „PAR Pomiary Automatyka Robotyka”, 2, s. 540–545.
22. Ozer, M. (2001), *User segmentation of online music services using fuzzy clustering*, „Omega”, 29(2), s. 193–206.
23. Pal, N.R., Bezdek, J.C. (1995), *On cluster validity for the fuzzy c-means model*, „IEEE Transactions on Fuzzy Systems”, 3(3), s. 370–379.
24. Pozolotina, E.I. (2018), *A competence model for a large enterprise*, „Upravlenets (The Manager)”, Vol. 9, No. 6, s. 68–77.
25. *Rozporządzenie Ministra Edukacji Narodowej z dnia 16 maja 2019 r. w sprawie podstaw programowych kształcenia w zawodach szkolnictwa branżowego oraz dodatkowych umiejętności zawodowych w zakresie wybranych zawodów szkolnictwa branżowego*, Dz.U. poz. 991.
26. Ruspini, E.H. (1969), *A New Approach to Clustering*, „Information and Control”, 15, s. 22–32.
27. Wierzchoń, S., Kłopotek, M. (2017), *Algorytmy analizy skupień*, Wydawnictwo Naukowe PWN SA, Warszawa.
28. Spychała, M., Szafranski, M., Graczyk-Kucharska, M., Goliński, M. (2017), *The Method of Designing Reference Models of Workstations*, w: *Proceedings of the 18th European Conference on Knowledge Management ECKM 2017*, Marimon F., Mas-Machuca M., Berbegal-Mirabent J., Bastida R. (eds), Academic Conferences and Publishing International Limited, Barcelona, s. 930–939.
29. Yu, J., Cheng, Q., Huang, H. (2004), *Analysis of the weighting exponent in the FCM*, „IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)”, 34(1), s. 634–639.

8. MODEL DOPASOWANIA KANDYDATA DO OFERTY Z WYKORZYSTANIEM METODY MARSPLINES I SIECI NEURONOWYCH

*Magdalena Graczyk-Kucharska, Gerhard Wilhelm Weber,
Maciej Szafrński, Tomasz Stachurski, Dorota Woźna*

8.1. Wprowadzenie

Aktualne przemiany gospodarczo-społeczne spowodowały znaczące zmiany na rynku pracy. Dynamicznie rozwija się czwarty etap rewolucji przemysłowej. Koncepcja Przemysłu 4.0, zapoczątkowana w Niemczech w 2011 roku (Oztemel, Gursev, 2020), rozprzestrzeniła się na inne kraje, a działania w obszarze cyfryzacji, automatyzacji i robotyzacji to podstawa budowania przewagi konkurencyjnej przedsiębiorstw. Kierunki rozwoju gospodarki są teraz elastyczne i dopasowują się z jednej strony do realizowania celów w skali globalnej, a z drugiej strony do indywidualnych potrzeb konsumentów, tworząc inteligentne łańcuchy wartości. Rozwój ten przejawia się m.in. integracją danych sprzętowych i sieciowych, Big Data, automatyzacją procesów i usług oraz rozwojem powiązań sieciowych. Takie warunki transformacji przemysłowej są bezpośrednio związane ze zmianami na rynku pracy i w edukacji. Pokonywaniu barier technologicznych powinny towarzyszyć zmiany gospodarcze i społeczne, wynikające z gruntownych zmian świadomości i edukacji. Dalszy rozwój gospodarki wiąże się ze zintegrowanym podejściem do zarządzania instytucjami odpowiedzialnymi za edukację na każdym poziomie, z uwzględnieniem potrzeb rynku pracy. W opracowaniu i realizacji programów nauczania powinno uwzględniać się doskonalenie nowych i przydatnych kompetencji na rozwijającym się rynku pracy, ponieważ zjawisko niedopasowania kompetencji to nie tylko niedogodność dla absolwentów i osób poszukujących pracy, ale również duża bariera rozwoju wielu przedsiębiorstw. Jednym ze sposobów usprawnienia procesu edukacji w nabywaniu kompetencji przekrojowych jest optymalizacja procesu kształcenia dostosowana do wymagań rynku pracy i angażowania pracodawców w proces tworzenia

programów nauczania. Uczniowie, uczennice, jak i studenci oraz studentki, którzy wykorzystują efekty kształcenia i mają bezpośredni wpływ na jego doskonalenie są zdecydowanie lepiej przygotowani do wejścia na rynek pracy.

Potrzeba pokazania instytucjom związanym z edukacją i rynkiem pracy, jak ważne jest doskonalenie procesów podnoszenia kompetencji w bezpośrednim związku z rozwojem gospodarki, a co więcej, badanie tych zjawisk z wykorzystaniem metod statystycznych jest jednym z motywów opracowania tego rozdziału i całej monografii. Autorzy wykazują również konieczność zwiększenia integracji uczelni ze światem gospodarki, gdyż jest to główna droga do zapewnienia elastyczności i efektywności procesów kształcenia (Szafranski, 2017). Ze względu na duże znaczenie problematyki nabywania kompetencji oraz wsparcia tych działań analitycznymi i praktycznymi metodami dokonano przeglądu światowej literatury naukowej. W tabeli 8.1 zestawiono zarówno wybrane podejścia do doskonalenia kompetencji, jak i przykłady nowoczesnych metod doskonalenia kompetencji zawodowych.

Tabela 8.1.

Wybrane publikacje z zakresu badania, doskonalenia oraz kontekstów użycia terminu kompetencje zawodowe

Autor	Rok	Nazwa skrócona artykułu	Podejście do modelowania kompetencji zawodowych
McClelland D.	1973	Testing for competency rather than for intelligence	Zróżnicowanie efektywności menedżerów w zależności od posiadanych kompetencji
Guglielmin P. J., Guglielmino L. M., Long H. B.	1987	Self-directed learning readiness and performance in the workplace. Higher Education	Samodzielność uczenia się drogą do sukcesu zawodowego
Prahalad C.K., Hamel G.,	1990	The core competence of the corporation	Kompetencje pracowników jako kluczowy zasób firmy
Engle A. D., Mendenhall M. E., Powers R. L. Stedham Y.	2001	Conceptualizing the global competency cube: A transnational model of human resource	Znaczenie kompetencji kulturowych w HR
Garvare R., Isaksson R.	2001	Sustainable development: Extending the scope of business excellence models	Kompetencje pracowników w podnoszeniu jakości biznesowej przedsiębiorstwa
Arthur M. B., Khapova S.N., Wilderom C.P.M,	2005	Career success in a boundaryless career world. Journal of Organizational Behavior	Zależność pomiędzy teorią kariery a sukcesem zawodowym
DiLiello T C., Houghton J.D.	2006	Maximizing organizational leadership capacity for the future	Znaczenie kompetencji w rozwoju kariery zawodowej

Tabela 8.1. (c.d.)

Wybrane publikacje z zakresu badania, doskonalenia oraz kontekstów użycia terminu kompetencje zawodowe

Autor	Rok	Nazwa skrócona artykułu	Podejście do modelowania kompetencji zawodowych
Coll R.K., Zegwaard K.E.	2006	Perceptions of desirable graduate competencies for science and technology new graduates	Rosnące znaczenie kompetencji informatycznych i obsługi klienta
Fu Y., Xiang R., Liu Y., Zhang M., Ma S.	2007	Finding Experts Using Social Network Analysis	Algorytm propagowania wiedzy specjalistycznej
Boyatzis R.E., Saatioglu A.	2008	A 20-year view of trying to develop emotional, social and cognitive intelligence competencies in graduate management education	Modelowanie rozwoju kompetencji potrzebnych skutecznym menedżerom
Brockmann M., Clarke L., Méhaut P., Winch C.	2008	Competence-based vocational education and training	Uwzględnienie w zarządzaniu przedsiębiorstwem indywidualnych kompetencji pracowników
Ennis M.	2008	Competency Models: A Review of the Literature and the Role of the Employment and Training Administration	Dostosowanie modeli kompetencji do wybranych modeli biznesowych
Cobo R.J.C.	2009	Strategies to promote the development of e-competencies in the next generation of professionals	Budowa nowej gospodarkina podstawie edukacji cyfrowej młodzieży
Parasonis J., Jodko A.	2013	Competence Model for the Architectural Engineering Professional	Kształcenie kompetencji wymaganych przez rynek pracy
Goliński M., Włodarczak Z., Miadowicz M.	2016	IT solutions supporting the management of information of employees' competencies	Modelowanie komunikacji o potrzebach kompetencyjnych na rynku pracy
Díaz V., Poblete A.	2016	A model of professional competences in mathematics to update mathematical and didactic knowledge of teachers	Podnoszenie kompetencji matematycznych wśród nauczycieli
Sateli B., Löffler F., König-Ries B., Witte, R.	2017	Modeling the competences of scholarly users and groups – model and application	Analiza profili semantycznych naukowców na podstawie źródła open source
Jaeger A.	2017	Achieving business excellence	Łączenie rozwoju osobistego i personalnego z rozwojem kompetencji zawodowych
Cwiak C.L., Campbell R., Cassavechia M.G., Haynes C., Lloyd L.A., Brockway N., Navarini G.O., Piatt B.E., Senger M.	2017	Emergency management leadership in 2030	Zapotrzebowanie na kompetencje w sytuacjach kryzysowych
Zhao Z., Zhang Z., Rauner F.	2017	KOMET-based professional competence assessments for vocational education and training (VET) teachers in China	Opracowanie i wykorzystanie testów i system ocen w kształceniu nauczycieli zawodu

Tabela 8.1. (c.d.)

Wybrane publikacje z zakresu badania, doskonalenia oraz kontekstów użycia terminu kompetencje zawodowe

Autor	Rok	Nazwa skrócona artykułu	Podejście do modelowania kompetencji zawodowych
Spychała M., Szafrąński M., Graczyk-Kucharska M., Goliński M.	2017	The Method of Designing Reference Models of Workstations	Opracowanie modeli kompetencji, uwzględniając wzorcowe stanowiska pracy
Shvetsova O.A.	2018	The Model of Professional Competences' Development in South Korea	Powiązanie paradygmatu edukacyjnego z paradygmatem produkcji
Boston Consulting Group	2018	Insight Report, Towards a Reskilling Revolution a Future of Jobs for	Podnoszenie jakości życia dzięki procesowi ciągłego uczenia się
Graczyk-Kucharska M., Szafrąński M., Goliński M., Spychała M., Borsekova K.	2018	Model of competency management in the network of production enterprises in Industry 4.0	Model zarządzania kompetencjami w sieci współpracujących pracodawców
Bravo M., Reyes-Ortiz J.A., Cruz I.	2019	Researcher Profile Ontology for Academic Environment	Wpływ organizacji na rozwój kompetencji
Otto K., Sobiraj S., Schladitz S., Vásquez M.E.G., Roe R., Mabunda M.B.	2019	Do Social Skills Shape Career Success in the Psychology Profession?	Wpływ kompetencji na sukces zawodowy
Yung-Heng L., Min-Ren Y.	2019	Factors influencing agents' bargaining power and collaborative innovation	Umiejętność negocjacji oraz budowania relacji w generowaniu zysków w przedsiębiorstwa
Szafrąński M., Goliński M., Graczyk-Kucharska M., Spychała M.	2019	Cooperation of Education and Enterprises in Improving Professional Competences–Analysis of Needs	Modelowanie prewencyjnego pozyskiwania zasobów ludzkich
Testolin A., Zou W.Y., McClelland J.L.	2020	Numerosity discrimination in deep neural networks: Initial competence, developmental refinement and experience statistics	Wykorzystanie sieci neuronowych do badania procesu uczenia się
Luis-Rico I., Escobar-Llamazares M.C., De la Torre-Cruz T., Jiménez A., Herrero A., Palmero-Cámara C., Jiménez-Eguizábal A.	2020	Entrepreneurial Interest and Entrepreneurial Competence Among Spanish Youth: An Analysis with Artificial Neural Networks	Wykorzystanie sztucznych sieci neuronowych do badania kompetencji na różnych etapach edukacji
Christyaditama I.G.P., Candiasa I.M., Gunadi I.G.A.	2020	Optimization of artificial neural networks to improve accuracy of vocational competence	Wykorzystanie sieci neuronowych do przewidywania wyboru kompetencji w procesie edukacji
Vasiljević D., Vasiljević J., Ribarić B.	2021	Artificial Neural Networks in Creating Intelligent Distance Learning Systems	Zastosowanie sieci neuronowych w doskonaleniu nauczania na odległość
Okewu E., Adewole P., Misra S., Maskeliunas R., Damasevicius R.	2021	Artificial Neural Networks for Educational Data Mining in Higher Education	Wykorzystanie sieci neuronowych w szkolnictwie wyższym

Źródło: opracowanie własne

Zestawione w tabeli 8.1 zagadnienia obejmują również aspekty dotyczące badania kompetencji zawodowych z wykorzystaniem wielozmiennej regresji adaptacyjnej i sieci neuronowych, których bliższe wyjaśnienie i praktyczne zastosowanie jest przedmiotem niniejszego rozdziału.

8.2. Metodologia

Szerokie możliwości narzędzi analitycznych pozwalają na badanie cech wielowymiarowych o wysokim poziomie złożoności. Popularność zyskują metody uczenia maszynowego. Pozwalają na zbudowanie modeli dla dużej liczby zmiennych, między którymi występują złożone interakcje. Na proces budowy modelu uczenia maszynowego składają się dwie fazy: proces uczenia modelu oraz proces testowania. Proces uczenia modelu zapewnia dopasowanie parametrów modelu do danych wejściowych, natomiast proces testowania przeprowadzany jest w celu zweryfikowania, czy utworzony model działa poprawnie także na innych danych niż te, które wykorzystano do jego budowy. Celem jest dobór takich parametrów, aby dopasowanie było odpowiednie zarówno do zbioru danych treningowych, jak i testowych.

W kolejnych podrozdziałach opisano zarys działania metody MARS oraz sztucznych sieci neuronowych.

8.2.1. Metoda MARS

Metoda MARS (*Multivariate Adaptive Regression Splines*) została zaproponowana przez Friedmana w 1991 roku. Jest nieparametryczną metodą regresji, która pozwala na zbudowanie modelu funkcji wielu zmiennych za pomocą funkcji sklepanych rzędu q . Gdy $q=1$, to korzysta się ze sklepanych funkcji liniowych postaci:

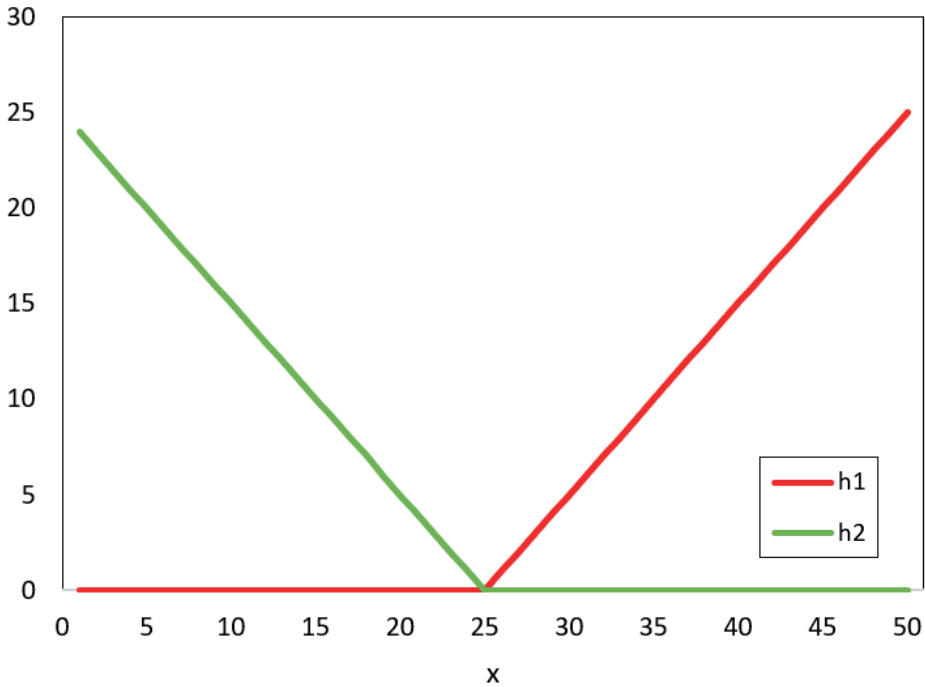
$$h^{\pm}(x, t) = [\pm(x - t)]_+, \quad (8.1)$$

$$(x - t)_+ = \begin{cases} x - t, & \text{gdy } x > t, \\ 0, & \text{gdy } x \leq t, \end{cases} \quad (8.2)$$

$$(t - x)_+ = \begin{cases} t - x, & \text{gdy } x < t, \\ 0, & \text{gdy } x \geq t. \end{cases} \quad (8.3)$$

Parametr t jest węzłem, czyli punktem, w którym funkcja bazowa zmienia kąt nachylenia.

Na rysunku 8.1 przedstawiono wizualizację dwóch odpowiadających funkcji bazowych dla $t=25$



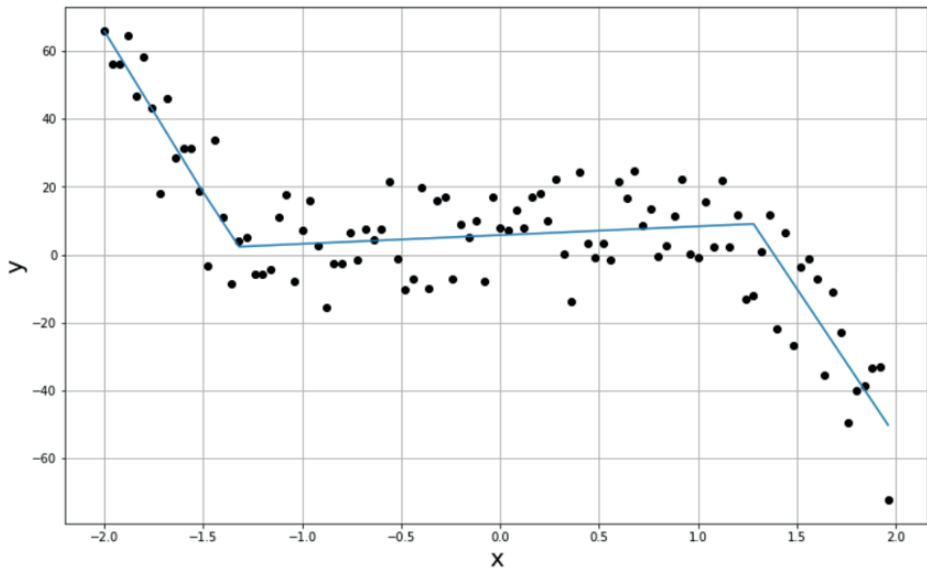
Rysunek 8.1.

Przykładowe funkcje bazowe modelu MARS

Źródło: opracowanie własne

Ze zbioru funkcji bazowych wybierane są te, które najlepiej dopasowują się do danych. Rysunek 8.2 przedstawia rezultat zastosowania metody MARS z funkcjami sklejanymi stopnia $q=1$ do zamodelowania zależności między zmienną objaśniającą x i zmienną objaśnianą y .

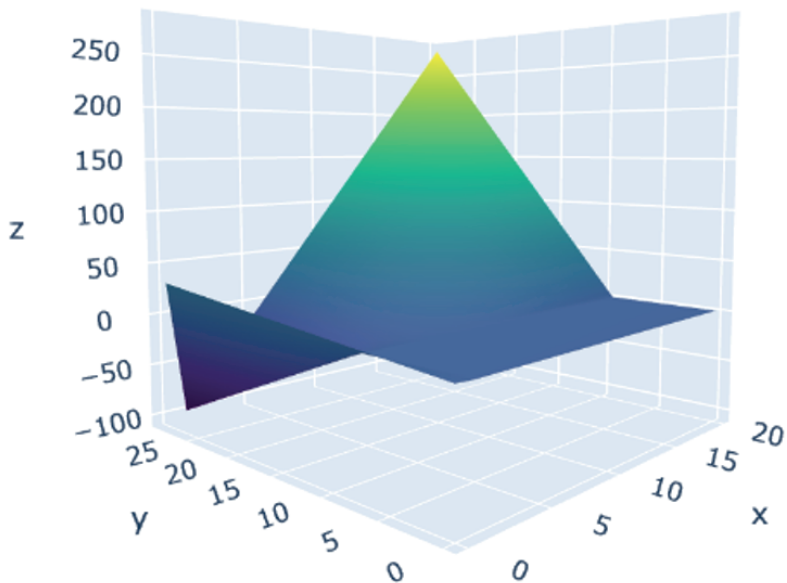
Metodę MARS stosuje się najczęściej w zagadnieniach wielowymiarowych, gdy zmiennych objaśniających jest wiele. W zbiorze wielu zmiennych mogą wystąpić interakcje między nimi. Zostają one uwzględnione w modelu jako iloczyn funkcji bazowych. Interakcję między dwiema zmiennymi można zwizualizować jako płaszczyznę w przestrzeni trójwymiarowej.



Rysunek 8.2.

Dopasowanie modelu MARS do danych

Źródło: opracowanie własne



Rysunek 8.3.

Przykład wizualizacji interakcji dwóch zmiennych objaśniających x i y w modelu MARS

Źródło: opracowanie własne

Algorytm działania metody odbywa się w dwóch krokach. W pierwszej części model jest budowany tak długo aż osiągnie zadaną liczbę składników M lub zadaną dokładność. Powstaje model postaci (Friedmann, 1991a, s. 18):

$$y(\mathbf{x}) = \beta_0 + \sum_{m=1}^M \beta_m H_m(\mathbf{x}) + \varepsilon, \quad (8.4)$$

gdzie:

y – zmienna zależna (objaśniana),

β_0 – wyraz wolny,

β_m – współczynniki (wagi) dla $m \in \{1, 2, \dots, M\}$

H_m – funkcja bazowa lub iloczyn funkcji bazowych (Friedmann, 1991b, s.8):

$$H_m = \prod_{k=1}^{K_m} [s_{km} \cdot (x_{v(k,m)} - t_{km})]_+,$$

gdzie:

s_{km} – funkcja znaku (przyjmuje wartość 1 lub -1),

K_m – liczba czynników,

$x_{v(k,m)}$ – k -ta zmienna objaśniająca w m -tej składowej,

ε – składnik losowy (błąd predykcji).

Zazwyczaj model uzyskany w pierwszym kroku jest bardzo złożony, czasem nadmiernie dopasowany do zestawu uczącego. Wtedy nie odwzorowuje odpowiednio zależności w zbiorze danych testowych. W związku z tym wykonuje się krok drugi, nazywany redukcją modelu. Polega na usunięciu tych składowych, które najmniej poprawiają jakość predykcji. Miarą zdolności predykcyjnej modelu jest uogólnione kryterium sprawdzania krzyżowego (Hastie, 2001):

$$GCV(\lambda) = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_\lambda(\mathbf{x}_i))^2}{\left(1 - \frac{M(\lambda)}{N}\right)^2}, \quad (8.5)$$

gdzie:

$\hat{y}_\lambda(\mathbf{x}_i)$ – przewidywana wartość funkcji na podstawie modelu,

$M(\lambda)$ – stopień złożoności modelu γ ,

N – liczba obserwacji w zbiorze danych.

Algorytm redukcji modelu zakończy się, gdy usunięcie żadnej ze zmiennych nie zmniejszy GCV .

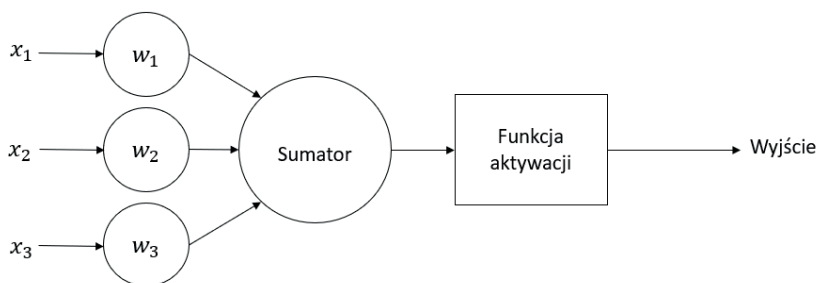
Dużą zaletą metody MARS jest elastyczność i możliwość uwzględniania interakcji między zmiennymi. Ponadto pozwala poznać strukturę badanego zjawiska i ocenić, które zmienne miały największy wpływ na poprawę dopasowania modelu.

8.2.2. Metoda ANN

Sztuczne sieci neuronowe (ANN) są inspirowane biologicznymi sieciami neuronowymi. Pomysł zaimplementowania algorytmu opartego na mechanizmach pracy mózgu powstał już w 1943 roku. Był to model teoretyczny opracowany przez Warrena McCullocha i Waltera Pittsa. Jednak wtedy nie posiadano jeszcze odpowiednich technologii komputerowych, aby go przetestować. Dzięki postępowi technicznemu, sieci neuronowe zaczęły się szeroko rozwijać w latach 80. XX wieku.

Człowiek podejmuje decyzje na podstawie dotychczas zdobytych i zapamiętanych informacji. Podobnie działają sieci neuronowe. Algorytm otrzymuje dane wejściowe i wyniki. Następnie przeprowadza proces uczenia poprzez wyszukiwanie reguł łączących dane wejściowe z wyjściowymi. Działanie modelu jest sprawdzane na zbiorze testowym.

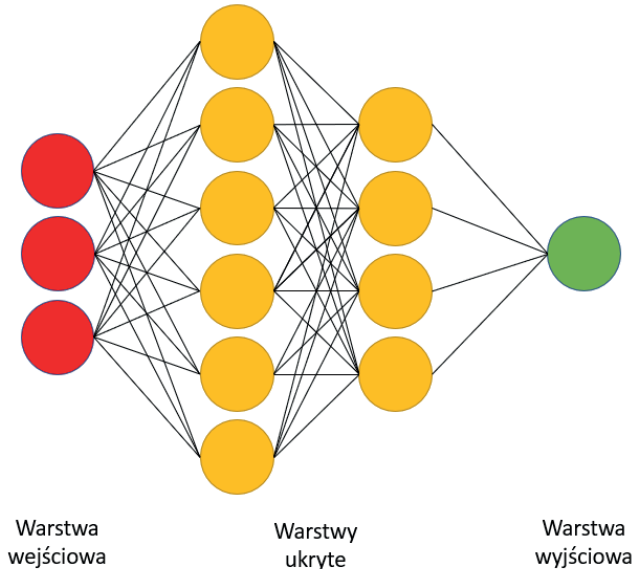
Model ANN składa się ze sztucznych neuronów połączonych ze sobą. Połączenia odpowiadają synapsom w ludzkim neuronie, a każda z nich ma przypisaną wagę w , co pozwala na rozróżnianie informacji o różnym priorytecie. W sumatorze neuronu obliczana jest suma ważona sygnałów wejściowych.



Rysunek 8.4.

Model neuronu

Źródło: opracowanie własne

**Rysunek 8.5.**

Przykładowy model wielowarstwowej sieci neuronowej
 Źródło: opracowanie własne

Wartość otrzymana w sumatorze jest argumentem dla funkcji aktywacji. Może nią być funkcja skoku jednostkowego przyjmująca wartości lub (stosowana w przypadku klasyfikacji) lub funkcja ciągła. Wybór funkcji aktywacji zależy od struktury badanego zjawiska.

Grupy neuronów formułują warstwy. Model wielowarstwowej sieci neuronowej składa się z trzech części. Pierwszą z nich jest warstwa wejściowa, która pobiera dane i przekazuje je następnej warstwie. W kolejnej części znajdują się warstwy ukryte odpowiadające za uczenie modelu. Ich liczba zależy od decyzji badacza. Zbyt mała liczba warstw może pogorszyć jakość modelu, a zbyt duża będzie skutkować nadmiernym dopasowaniem. Ostatnią częścią jest warstwa wyjściowa, która na podstawie wyuczonego modelu zwraca wyniki.

Duże znaczenie w popularyzacji modeli sieci neuronowych miało opracowanie algorytmu propagacji wstecznej (Rumelhart i in., 1986). Jest to metoda, która polega na wykorzystaniu błędów popełnionych przez model w celu jego poprawy. Informacje z warstwy wyjściowej zostają przekazane do warstwy wejściowej i wpływają na zmianę wag.

Sieci neuronowe są w stanie w bardzo dobry sposób opracować skomplikowane modele, jednak nie pozwalają na dokonanie pełnej interpretacji, co zdecydowało o podjęciu konkretnej decyzji. Mimo to zapewniają dużą dokładność odpowiedzi. Metody sztucznych sieci neuronowych służą m. in. do klasyfikacji (np. rozpoznawania twarzy) predykcji (np. prognozy pogody) lub tłumaczenia języka w czasie rzeczywistym (Rashaka i Mirjalli, s. 370–371).

8.3. Wyniki analiz

8.3.1. Charakterystyka danych

Wykorzystanie MARS na potrzeby zarządzania kompetencjami wydaje się szczególnie korzystne w przypadku dużych, wielowymiarowych zbiorów danych o dużym zróżnicowaniu zmiennych. Na potrzeby analiz wykorzystano dane platformy *system.zawodowcy.org*.

Pierwszym etapem badań był wybór zbioru danych do analiz eksploracyjnych. Wykorzystano duży zbiór danych z lat 2013–2015 z charakterystykami kompetencyjnymi blisko 20 tys. uczniów techników z kilkudziesięciu zawodów oraz zapotrzebowaniem na kompetencje blisko 1200 przedsiębiorstw opisanych za pomocą 20 tys. umiejętności. Dodatkowo dane w zbiorach opisane były kilkudziesięcioma zróżnicowanymi zmiennymi (w tym tymi dotyczącymi czasu) opisującymi profil kompetencyjny uczniów i uczennic techników oraz ofertę pracy publikowaną przez przedsiębiorców. Wszystkie z nich zostały uwzględnione na dalszym etapie analiz. W analizach uwzględniono również takie zmienne jak płeć i wiek kandydata po to, aby sprawdzić, czy zmienne te są istotne dla budowanych modeli i czy są ważne dla potencjalnych pracodawców. Na etapie opracowania aplikacyjnego modelu matematycznego szczególnie pracochłonnymi zadaniami okazały się trzy z nich:

- uporządkowanie danych na potrzeby analiz,
- wybór danych według określonego klucza (np. kompetencyjnego),
- redukcja nadwymiarowości zbioru danych poprzez selekcję kilkudziesięciu zmiennych spośród wielotysięcznego zbioru atrybutów.

Różnorodność całego zbioru danych okazała się zbyt duża w stosunku do możliwości dostępnego dla badaczy narzędzia wspomagającego stosowanie metody MARS, dlatego w kolejnym, drugim kroku, niezbędny okazał się wybór

pewnego podzbioru danych spośród całego zbioru obejmującego dane o 20 321 uczniach i 1206 pracodawcach. Dokonano wyboru danych:

- ze względu na kierunek kształcenia kandydatów do dalszych analiz wybrano reprezentatywną grupę uczniów z zawodu technik informatyk,
- ze względu na reprezentatywność, wiarygodność i rzetelność danych, jak również możliwość zmiany opisu jakościowego na ilościowy, zmienne x_1, \dots, x_{13} zaprezentowano w tabeli 8.2.

Wybór zawodu został podyktowany dwoma kryteriami. Pierwsze dotyczy rodzaju kompetencji, na które istnieje największe zapotrzebowanie w badanym regionie, a drugie związane z liczebnością próby reprezentującej dane dotyczące określonego zawodu w analizowanym zbiorze danych. Takie postępowanie jest uzasadnione w przypadku prowadzenia analiz typu data mining i budowy aplikacyjnych modeli matematycznych.

Tabela 8.2.

Zmienna zależna i zmienne niezależne wybrane do aplikacyjnego modelu matematycznego kompetencji ogólnych (O)

Łączna wartość oceny umiejętności ogólnych przez ucznia dla danej oferty:	Y_o
Płeć kandydata	X_1
Data urodzenia kandydata	X_2
Data utworzenia profilu kompetencyjnego kandydata	X_3
Widoczność oferty od dnia	X_4
Widoczność oferty do dnia	X_5
Data rozpoczęcia pracy wskazana w ofercie	X_6
Data utworzenia oferty pracy	X_7
Typ zatrudnienia w ofercie pracy	X_8
Wymiar etatu w ofercie pracy	X_9
Liczba dostępnych stanowisk pracy w ofercie pracy	X_{10}
Zmianowość pracy w ofercie	X_{11}
Niestacjonarność pracy wskazana w ofercie	X_{12}
Zgodność lokalizacji kandydata z powiatem wskazanym w ofercie pracy	X_{13}
Łączna wartość oceny przez ucznia umiejętności wspólnych dla danej oferty	X_w lub X_{14}
Łączna wartość oceny przez ucznia umiejętności zawodowych dla danej oferty	X_z lub X_{15}

Źródło: opracowanie własne

Do dalszych analiz wybrano dane związane z zawodem technik informatyk, który w bazie danych jest reprezentowany przez 2173 kandydatów. Potencjalni pracownicy w swoich profilach kompetencyjnych przygotowywanych z wykorzystaniem słownika kompetencyjnego wybrali przynajmniej raz 3874 umiejętności. Z kolei pracodawcy w zamieszczanych w systemie ofertach pracy, praktyk i staży w 619 ofertach pracy wskazali przynajmniej raz 3133 umiejętności. Mimo zawężenia danych do zawodu technika informatyka, liczba i różnorodność umiejętności nadal była zbyt duża. W tabeli 8.3 pokazano, ile umiejętności wspólnych (*W*), ogólnych (*O*), zawodowych (*Z*), wskazało przynajmniej raz 2173 kandydatów a ile umiejętności każdej kategorii zostało wskazanych przynajmniej raz w ofertach pracy, praktyk i staży.

Tabela 8.3.

Liczba umiejętności ze słownika na platformie *system.zawodowcy.org* wskazanych przynajmniej jeden raz w profilach kompetencyjnych kandydatów kształcących się w zawodzie technik informatyk i w ofertach pracy, praktyk, staży. Dane za okres 01.01.2013 – 31.12.2015

Kategorie umiejętności	Liczba umiejętności wskazanych przynajmniej raz przez uczniów (technik informatyk) w ich profilach kompetencyjnych	Liczba umiejętności wskazanych przynajmniej raz w ofertach pracy, praktyk, staży
<i>O</i>	148	109
<i>W</i>	335	444
<i>Z</i>	3324	2568

Źródło: opracowanie własne

Warto również zwrócić uwagę, że w celu modelowania danych niezbędne było przeprowadzenie ich wstępnej obróbki obejmującej przekształcenie zmiennych wejściowych wyrażonych jako daty, kategorie oraz innych zmiennych nienumerycznych. Aby dane te mogły zostać wykorzystane do budowy sztucznych sieci neuronowych (ANN) i modelu regresji metodą MARS, konieczna była konwersja zmiennych wyrażonych słownie na wartości liczbowe. W przypadku dat dokonano przekształcenia na liczbę dni pomiędzy określoną datą w zmiennej, a pewną datą początkową, za którą przyjęto 31.12.1999. Z kolei miejscowość opisano wartością 1 w przypadku, gdy oferta pracy jest w tym samym powiecie co powiat, z którego pochodzi kandydat opisany profilem kompetencyjnym.

Wartość 2 przypisano w przypadku dwóch dowolnie różnych powiatów zarówno dla oferty pracy jak i miejsca zamieszkania kandydata. W przypadku typu zatrudnienia przypisano wartość 1 dla: staży, praktyk i praktyk w ramach projektu; wartość 2 dla umów terminowych obejmujących: umowę na okres próbny, umowę na czas określony, umowę na zastępstwo, umowę o dzieło, umowę zlecenie, telepracę, pracę tymczasową, pracę nakładczą, zatrudnianie twórców, pracę sezonową; oraz wartość 3 dla pozostałej grupy umów w tym: umowa na czas nieokreślony, samozatrudnienie, zatrudnienie na kontrakt menedżerski.

Jeśli chodzi o wybór w ofercie czasu zatrudnienia, to przypisano wartość 5 dla pełnego etatu, wartość 4 dla $\frac{3}{4}$ etatu, wartość 3 dla połowy etatu, dla $\frac{1}{4}$ etatu – 2 oraz wartość 1 dla ofert z wybranym polem „inny”.

W dalszej części badań skupiono się na dwóch podejściach do modelowania. W pierwszym podejściu określanym jako zagadnienie wprost, wartości zmiennej badanej uzyskiwano na podstawie zbudowanego modelu uogólnionego i uproszczonego. Natomiast w zagadnieniu odwrotnym, sformułowanym jako zadanie optymalizacji, dokonano estymacji parametrów sieci neuronowej i modelu MARS wyjaśniających wpływ różnych czynników na kształtowanie się poziomu umiejętności ogólnych kandydatów.

8.3.2. Zagadnienie wprost – model uproszczony i uogólniony

W związku z faktem, że do grup uczniów oraz ofert pracy przypisane zostały tysiące umiejętności, zespół badaczy został zmuszony do ich pogrupowania. Uproszczenie sposobu prezentowania danych było konieczne i uzasadnione w celu opracowania aplikacyjnego modelu matematycznego umiejętności ogólnych (O), objaśniającego zależności między wybranymi zmiennymi opisującymi profil kompetencyjny kandydatów kształcących się w zawodzie technika informatyka. Redukcja wymiaru danych pozwoliła na ich analizę w kontekście wszystkich umiejętności w każdej z trzech kategorii (O , W , Z) w każdej relacji: profil kompetencyjny-oferta. Możliwa była również ocena spełnienia potrzeb pracodawców w kontekście wymagań określonych w ofertach pracy przez uczniów kształcących się w zawodzie technika informatyka, w ramach trzech wartości umiejętności zawodowych x_Z , wspólnych x_W , ogólnych y_O . Analizowana zmienna zależna y odnosi się do umiejętności ogólnych O , co oznacza, że bada

się wpływ różnych zmiennych niezależnych na kształtowanie się zbioru umiejętności ogólnych O uczniów kształcących się w zawodzie technika informatyka, w tym, czy na zbiór tych umiejętności wpływają zbiory umiejętności wspólnych i zawodowych. W celu zmniejszenia liczby zmiennych zależnych odnoszących się do umiejętności, opracowano *model uogólniony*, który na potrzeby dalszych analiz został jeszcze bardziej zredukowany do wersji *modelu uproszczonego*. Ze względu na złożoność tego modelu, jego prezentację uzupełniono przykładami.

Na platformie *system.zawodowcy.org* dostępna jest lista umiejętności (oznaczona indeksem k), którą oparto na podstawie programowej kształcenia zawodowego. Jak wspomniano powyżej, wszystkie z nich podzielone zostały na trzy kategorie: umiejętności ogólne O , umiejętności wspólne W i umiejętności zawodowe Z . Pod kierunkiem nauczycieli, uczniowie opracowują w systemie swoje profile kompetencyjne, wybierając z listy umiejętności te, które we własnym mniemaniu posiadają. Dokonują samooceny w skali od 1 (poziom najniższy) do 5 (poziom najwyższy).

Przyjmijmy, że istnieje uczeń i , posiadający umiejętność k , która została oceniona jako a_i^k np. umiejętność O_1 została oceniona na 3, O_2 na 3, O_3 na 5, W_1 na 4, W_2 na 4, Z_1 na 2, Z_2 na 3, a Z_3 na 5. Przedsiębiorcy publikują w systemie oferty pracy, praktyk lub staży. W ofercie j jeden z przedsiębiorców opisał umiejętności związane ze stanowiskiem pracy, jakich wymaga od potencjalnych pracowników.

Dodatkowo pracodawcy oceniali, jak bardzo wybrane umiejętności są potrzebne. Jeśli okażą się bezwzględnie konieczne – zyskują wartość 2; jeśli tylko mile widziane, tzn. „*byłoby dobrze, gdyby kandydat je posiadał*” – wartość 1; natomiast wartość 0 przypisywana jest, jeśli dane umiejętności nie są w ogóle potrzebne na danym stanowisku. *Model uogólniony* zawiera wszystkie zmienne objaśniające wskazane w tabeli 8.2, jednak w przypadku *modelu uproszczonego* wpływ poziomu wybranych umiejętności wymaganych przez przedsiębiorcę β_j^k jest pomijany.

Połączenie tych informacji pozwala na pokazanie podobieństw i różnic między oczekiwaniami przedsiębiorców a możliwościami uczniów. W odniesieniu do każdej umiejętności k , możliwe jest opisanie tych różnic jedną

wartością/liczbą, która jest iloczynem dwóch czynników w *modelu uproszczonym* (8.6) i trzech czynników w *modelu uogólnionym* (8.7) (zob. tab. 8.4):

$$\vartheta_j^k \alpha_i^k, \quad (8.6)$$

$$\vartheta_{ij}^k \alpha_i^k \beta_j^k. \quad (8.7)$$

Wówczas model poziomu umiejętności ogólnych Y_0 dla danej pary (i -ty uczeń, j -ta oferta) dla modelu uproszczonego (8.8) i uogólnionego (8.9) wygląda następująco:

$$y_0 = \sum_{k=1}^K k \vartheta_j^k \alpha_i^k, \quad (8.8)$$

$$y_0 = \sum_{k=1}^K k \vartheta_{ij}^k \alpha_i^k \beta_j^k. \quad (8.9)$$

Wielkich liter Y i X używamy do oznaczania zmiennych losowych, natomiast małe litery y i x stosowane są do oznaczenia wartości przyjmowanych przez te zmienne losowe. Ilekroć mowa o wektorze lub macierzy zmiennych losowych lub ich realizacji w oznaczeniu stosujemy dodatkowo pogrubienie \mathbf{Y} , \mathbf{X} , \mathbf{y} oraz \mathbf{x} . Analogicznie – do tego jak obliczono wartość y_0 w równaniu (8.8) dla *modelu uproszczonego* i w równaniu (8.9) dla *modelu uogólnionego* – obliczono również wartości x_c i y_z .

Tabela 8.4.

Ocena zgodności i luki pomiędzy umiejętnościami nabytymi przez i -tego ucznia, a wymaganiami oferty j dla *modelu uproszczonego* i *modelu uogólnionego*

Symbol umiejętności (k)	Ocena uczniów (a_i^k)	Poziom wybranych umiejętności wymaganych przez przedsiębiorcę (β_j^k)	Znaczenie dla przedsiębiorcy (ϑ_{ij}^k)	model uproszczony ($\vartheta_j^k a_i^k$)	model uogólniony ($\vartheta_{ij}^k \alpha_i^k \beta_j^k$)
O_1	3	4	2	6	24
O_2	3	5	2	6	30
O_3	5	–	–	0	0
O_4	–	2	1	0	0
Suma (y_0)				12	54

Tabela 8.4. (c.d.)

Ocena zgodności i luki pomiędzy umiejętnościami nabytymi przez i -tego ucznia, a wymaganiami oferty j dla modelu uproszczonego i modelu uogólnionego

Symbol umiejętności (k)	Ocena uczniów (a_i^k)	Poziom wybranych umiejętności wymaganych przez przedsiębiorcę (β_j^k)	Znaczenie dla przedsiębiorcy (ϑ_{ij}^k)	model uproszczony ($\vartheta_j^k a_i^k$)	model uogólniony ($\vartheta_{ij}^k a_i^k \beta_j^k$)
W_1	4	–	–	0	0
W_2	4	–	–	0	0
W_3	–	1	1	0	0
Suma (x_w)				0	0
W_1	2	3	1	2	6
W_2	3	2	2	6	12
W_3	5	–	–	0	0
Suma (x_w)				8	18

Źródło: opracowanie własne

W tym przypadku, dodając do siebie iloczyny w kolumnach 5 i 6 tabeli 8.4 dla kompetencji z kategorii O , wyznaczyliśmy całkowitą wartość oceny umiejętności ogólnych O dla dowolnej pary (i, j) , co wyrażono w postaci sumy (y_0) w tabeli 8.4. Analogicznie zagregowano wartości dla umiejętności w grupach W i Z , oznaczono je odpowiednio jako (x_w) , (x_z) (zob. tabela 8.5). Podobieństwa i różnice w ocenianych wartościach w kategoriach x i y wynikają z informacji o analizowanych danych, które pozwalają na modelowanie zależności pomiędzy umiejętnościami ogólnymi (O), umiejętnościami wspólnymi (W) i umiejętnościami zawodowymi (Z) oraz to jak silny wpływ W i Z mają na O i *vice versa*. W prezentowanym przez nas przykładzie oferty pracy sumę wartości obliczonych dla każdej grupy umiejętności ogólnych O traktujemy jako zmienną wyjściową (zależną, wynikową). Składają się na nią wartości innych zmiennych, które traktowane są jako zmienne wejściowe (predyktory, zmienne niezależne). Wyobraźmy sobie teraz, że ofert jest więcej niż w podanym przykładzie. Nie pięć, nie 20, lecz setki. Wyobraźmy sobie również, że jest też więcej uczniów. Nie dwóch, nie 40, lecz setki. Dla każdej możliwej kombinacji uczeń–oferta (i, j) wyznaczono trójki (y_o, x_w, x_z) . Przykład przedstawiono w tabeli 8.5.

Tabela 8.5.Para i, j sumy wartości dla poszczególnych kategorii umiejętności

Para (i, j)	y_o	x_w	x_z
(1, 1)	12	0	8
(1, 2)	32	12	21
⋮	⋮	⋮	⋮
(126, 56)	12	0	3
⋮	⋮	⋮	⋮
(1650, 186)	125	234	0

Źródło: opracowanie własne

Oczywiście eksploracja zbiorów Big Data nie jest możliwa poprzez analizę z osobna wszystkich atrybutów dla każdej z par (i, j) osobno. Co więcej, na poziom zmiennych mają wpływ także różne zakłócenia losowe, a przyszłe obserwacje nowych ofert pracy i uczniów nie są znane. Oba te czynniki należy wziąć pod uwagę podczas prowadzenia badań symulacyjnych, jak i w samym procesie decyzyjnym. Dlatego niezbędne jest przyjęcie innego podejścia, zastosowanie i wdrożenie wysoce zaawansowanych technik statystycznych, dzięki którym możliwe będzie zbadanie i modelowanie wielu form zależności i interakcji. W związku z powyższym w niniejszym rozdziale zastosowano metodę regresji MARS. Implementacja tej metody możliwa jest również dzięki opracowaniu specjalnego środowiska programistycznego utworzonego w programie Matlab. Dane pochodzące z platformy *system.zawodowcy.org* poddaliśmy szczegółowej ewaluacji i dalszemu przekształceniu w celu uzyskania schematu zmiennych wejściowych i wyjściowych wymaganego do wprowadzenia do systemu informatycznego MARS.

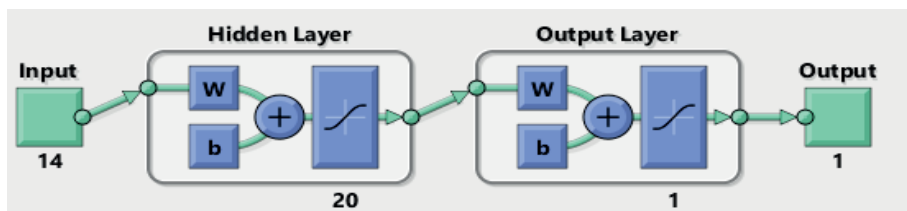
Dane nie zostały jeszcze przekazane wraz ze zbiorem danych pochodzących z systemu, lecz musiały zostać zaprojektowane i wstępnie przetworzone przez odpowiedni *model ogólny* lub *model uproszczony (zredukowany)*. W niniejszym rozdziale preferujemy *model uproszczony (zredukowany)*. Wstępne modelowanie znane jest również pod nazwą *zagadnienia wprost*; dzięki nim przenosimy dany zbiór danych z *system.zawodowcy.org* do (bazowego) zbioru danych naszego modelu. Zasadniczą część badań polegała na modelowaniu (zagadnienie odwrotne); zastosowaliśmy metodę MARS (ang. *Multivariate Adaptive Regression Splines*) oraz sztuczne sieci neuronowe ANN (ang. *Artificial Neural Networks*)

jako narzędzie obliczeniowe sztucznej inteligencji. Ujawniliśmy konkurencyjność metody MARS.

8.3.3. Problem odwrotny jako system obliczeniowy z wykorzystaniem sztucznej sieci neuronowej (Artificial Neural Network)

Kluczem do efektywnego modelowania sztucznych sieci neuronowych (ANN) jest dobór odpowiednich wartości parametrów zapewniających optymalne działanie sieci. Co za tym idzie, dla uzyskania najlepszej struktury sieci ANN należy prawidłowo dobrać rodzaj algorytmu uczenia, typ sieci, liczbę warstw ukrytych, liczbę neuronów w każdej warstwie oraz rodzaj funkcji aktywacji pomiędzy warstwami. Niemniej jednak, liczba parametrów, które należy ustalić jest duża i jednocześnie nie istnieje żadne unikalne ani jednoznaczne podejście do wyboru tych parametrów. Dobór właściwych parametrów zależy często od konkretnego zestawu danych, który jest wykorzystywany do budowania sieci ANN. W tym przypadku, aplikujący preferują zazwyczaj podstawowe podejście metodą prób i błędów, co wydłuża czas uczenia sieci (Murata i in. 1994, Özmen i in. 2018).

W naszym badaniu, jednokierunkowe i wielowarstwowe meta-modele sieci neuronowych były uczone za pomocą algorytmu propagacji wstecznej w celu uzyskania predykcji umiejętności ogólnych (O). Przy uczeniu proponowanego modelu ANN, wykorzystano oprogramowanie *MATLAB* (*NNET toolbox*). Jak wskazano na rysunku 8.6, dla naszego modelu skonstruowaliśmy ANN z 14 zmiennymi wejściowymi przedstawionymi w tabeli 8.2, 1 neuronem w warstwie wyjściowej i 20 neuronami w warstwie ukrytej. W tym przypadku w to waga, b to obciążenie, a funkcja tangens hiperboliczny została zastosowana jako funkcja aktywacji w neuronach warstwy ukrytej.



Rysunek 8.6.

Model ANN z 14 zmiennymi wejściowymi
Źródło: opracowanie własne

Pomimo że zakładaliśmy wstępnie wykorzystanie wszystkich zmiennych przedstawionych w tabeli 8.2, w modelu sieci ostateczna liczba zmiennych wejściowych wynosi 14. Wynika to z faktu eliminacji zmiennej x_7 (daty utworzenia oferty pracy), która była w zbyt wysokim stopniu skorelowana ze zmienną x_4 (data widoczności oferty w systemie) uniemożliwiającym efektywne wykorzystanie sieci neuronowych.

8.3.4. Problem odwrotny jako system obliczeniowy z wykorzystaniem metody MARS

W metodzie MARS model budowany jest za pomocą dwóch etapów przy ustalonym rzędzie interakcji M_{\max} . Etapy te przeprowadzono, wykorzystując oprogramowanie MARS (*SPM 2018*). Pierwszy z nich polega na doborze zmiennych, które w największym stopniu podnoszą jakość dopasowania, natomiast druga procedura na eliminacji tych zmiennych, których usunięcie podniesie jakość dopasowania lub nieznacznie ją obniży przy jednoczesnym zmniejszeniu złożoności modelu.

W procedurze doboru zmiennych dla maksymalnego stopnia interakcji $M_{\max} = 3$ uzyskano liczbę funkcji bazowych na poziomie 38. Po zakończeniu drugiego kroku budowy modelu – polegającego na eliminacji zmiennych – otrzymano finalnie 22 funkcje bazowe, których listę przedstawiono poniżej:

$$\begin{aligned}
 BF_1 &= \max \{0, x_4 - 5281\}, & BF_2 &= \max \{0, 5281 - x_4\}, \\
 BF_3 &= \max \{0, x_6 - 5292\} \cdot BF_1, & BF_4 &= \max \{0, 5292 - x_6\} \cdot BF_1, \\
 BF_5 &= \max \{0, x_{14} - 0\} \cdot BF_4, & BF_7 &= \max \{0, 4 - x_{15}\}, \\
 BF_8 &= \max \{0, x_{11} - 1\} \cdot BF_7, & BF_{11} &= \max \{0, x_6 - 5431\} \cdot BF_8, \\
 BF_{12} &= \max \{0, 5431 - x_6\} \cdot BF_8, & BF_{14} &= \max \{0, 5296 - x_6\} \cdot BF_7, \\
 BF_{15} &= \max \{0, x_6 - 5115\} \cdot BF_2, & BF_{16} &= \max \{0, 5115 - x_6\} \cdot BF_2, \\
 BF_{18} &= \max \{0, 5752 - x_5\} \cdot BF_7, & BF_{19} &= \max \{0, x_6 - 5407\} \cdot BF_8, \\
 BF_{21} &= \max \{0, x_{14} - 0\} \cdot BF_2, & BF_{22} &= \max \{0, x_4 - 5320\} \cdot BF_8, \\
 BF_{23} &= \max \{0, 5320 - x_4\} \cdot BF_8, & BF_{24} &= \max \{0, x_4 - 5269\} \cdot BF_8, \\
 BF_{26} &= \max \{0, x_4 - 5395\} \cdot BF_8, & BF_{28} &= \max \{0, x_6 - 5176\} \cdot BF_7, \\
 BF_{30} &= \max \{0, x_4 - 5395\} \cdot BF_{28}, & BF_{34} &= \max \{0, x_4 - 5377\} \cdot BF_{28}, \\
 BF_{36} &= \max \{0, x_4 - 5403\} \cdot BF_{28}, & BF_{38} &= \max \{0, x_6 - 5187\} \cdot BF_8.
 \end{aligned}$$

Model końcowy MARS z podanymi powyżej funkcjami bazowymi ma następującą postać:

$$\begin{aligned} \hat{Y} = & \beta_0 + \sum_{m=1}^M \beta_m T_m(X^m) = -5.076 + 0.0017 \cdot BF_3 + 0.0056 \cdot BF_4 + 0.00014 \cdot BF_5 \\ & + 8.917 \cdot BF_7 + 43.130 \cdot BF_8 - 3.086 \cdot BF_{11} - 0.230 \cdot BF_{12} - 0.0405 \cdot BF_{14} + 0.0015 \cdot BF_{15} \\ & + 0.012 \cdot BF_{16} + 0.010 \cdot BF_{18} + 2.363 \cdot BF_{19} + 0.005 \cdot BF_{21} - 2.051 \cdot BF_{22} + 0.152 \cdot BF_{23} \\ & + 1.025 \cdot BF_{24} + 1.475 \cdot BF_{26} + 0.055 \cdot BF_{28} - 0.031 \cdot BF_{30} + 0.0094 \cdot BF_{34} + 0.021 \cdot BF_{36} \\ & - 0.235 \cdot BF_{38}. \end{aligned}$$

Zmienne losowe są zgodne z opisem w tabeli 8.3. W otrzymanym modelu MARS istotne są następujące zmienne: oferta pracy widoczna od (x_4), oferta pracy widoczna do (x_5), data rozpoczęcia pracy w ofercie (x_6), praca zmianowa w ofercie (x_{11}), sumaryczna wartość oceny umiejętności wspólnych ucznia dla danej oferty $x_w(x_{14})$ oraz sumaryczna wartość oceny umiejętności zawodowych ucznia dla danej oferty $x_z(x_{15})$. W konsekwencji sześć zmiennych wejściowych ma wpływ na zmienną wynikową spośród 15 zmiennych uwzględnionych w naszym modelu MARS. Trzy spośród tych sześciu zmiennych wejściowych są zmiennymi czasowymi (zob. tabela 8.2). Świadczy to o tym, że nasz model jest modelem dynamicznym – zależnym od czasu.

8.3.5. Porównanie modeli

Kryteria porównania

W celu dokonania oceny jakości zaproponowanych modeli wykorzystano miary oceny zdolności predykcyjnej i dobroci dopasowania modelu, które przedstawiono w tabeli 8.6. Do zbadania jakości modeli wykorzystano: średni błąd bezwzględny (AAE), odchylenie standardowe reszt ($RMSE$), skorygowany współczynnik determinacji (R_{adj}^2) oraz współczynnik korelacji liniowej Pearsona (r). Miary te pozwalają na wybór najlepszego modelu, czyli takiego, który ma największą zdolność predykcyjną. O wysokiej zdolności predykcyjnej modelu świadczą wartości AAE i $RMSE$ bliskie zeru, natomiast w przypadku współczynnika determinacji oraz współczynnika korelacji liniowej o dobrym dopasowaniu modelu świadczą wartości bliskie jedności.

Tabela 8.6.
Kryteria oceny zdolności predykcyjnej modeli

Skrót	Miara	Wyjaśnienie	Wzór
AAE	Średni błąd bezwzględny (<i>Average Absolute Error</i>)	Średnia modułów reszt (przyjmuje wyłącznie wartości nieujemne).	$AAE = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n y_j - \hat{y}_j $
$RMSE$	Odchylenie standardowe reszt (<i>Root Mean Square Error</i>)	Pierwiastek kwadratowy z błędów średniokwadratowego (przyjmuje wyłącznie wartości nieujemne).	$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (y_j - \hat{y}_j)^2}$
R^2_{adj}	Skorygowany współczynnik determinacji	Procent zmienności badanej zmiennej wyjaśnionej przez model, skorygowanej o liczbę zmiennych i obserwacji uwzględnionych w modelu (przyjmuje wartości z przedziału $[0, 1]$).	$R^2_{adj} = 1 - \left(\frac{\sum_{j=1}^n (y_j - \hat{y}_j)^2}{\sum_{j=1}^n (y_j - \bar{y})^2} \right) \cdot \left(\frac{n-1}{n-p-1} \right)$
r	Współczynnik korelacji liniowej Pearsona	Określa kierunek i siłę liniowej zależności pomiędzy wartościami empirycznymi i wartościami teoretycznymi modelu (przyjmuje wartości z przedziału $[-1, 1]$).	$r = \frac{\sum_{j=1}^n (y_j - \bar{y})(\hat{y}_j - \bar{\hat{y}})}{\sqrt{s(y)^2 s(\hat{y})^2}}$

Źródło: opracowanie własne

Uwagi:

y_j wartość empiryczna zmiennej wynikowej dla j -tej obserwacji; \hat{y}_j – wartość teoretyczna (przewidywana) dla j -tej obserwacji; \bar{y} – średni poziom zmiennej badanej; $\bar{\hat{y}}$ – średnia z wartości teoretycznych modelu; $s(y)^2$ – wariancja zmiennej badanej; $s(\hat{y})^2$ – wariancja wartości teoretycznych; n – liczba obserwacji; p – liczba zmiennych w modelu.

Celem jest zbudowanie na podstawie zbioru uczącego modelu o największej zdolności predykcyjnej, która zostanie zweryfikowana na podstawie zbioru testowego.

Wyniki

W celu predykcji umiejętności ogólnych (O) – zaprezentowane w poprzednich podrozdziałach modele ANN i MARS – zostały ocenione na podstawie kryteriów oceny jakości modelu przedstawionych w tabeli 8.6. W tabeli 8.7 umieszczono wartości mierników zdolności predykcyjnych modelu sieci neuronowych ANN oraz modelu regresji MARS wyznaczone zarówno na podstawie zbioru uczącego jak i zbioru testowego. Zbiór uczący składał się z obserwacji, natomiast zbiór testowy liczył obserwacje. W badaniu zastosowano matematyczno-statystyczne podejście do oceny skuteczności porównywanych modeli. Dzięki temu uzyskano dobry sposób kwantyfikacji niepewności, z którym mamy do czynienia w zjawiskach opisywanych przez dane, a nasze modele można tym samym precyzyjnie porównywać. W niniejszym rozdziale zwracamy jednak szczególną uwagę na „dokładność” i „stabilność” modeli, które uwzględniane są w ocenie zbudowanych modeli.

Tabela 8.7.

Kryteria oceny dokładności modeli ANN i MARS

	MARS		ANN	
	Zbiór uczący	Zbiór testowy	Zbiór uczący	Zbiór testowy
AAE	15,309	18,537	21,792	24,511
$RMSE$	25,742	36,071	33,372	43,130
R^2_{adj}	0,566	0,398	0,273	0,145
r	0,757	0,650	0,532	0,415

Źródło: opracowanie własne

Przy porównaniu metody MARS z metodą ANN, MARS wykazuje wyższą niezawodność i silniejszą zależność między zmiennymi, jak wynika z rezultatów przedstawionych w tabeli 8.7 dla AAE i $RMSE$, R^2_{adj} i r . Oznacza to, że model MARS jest bardziej dokładny i osiąga znacznie lepsze wyniki niż model ANN w przypadku predykcji umiejętności ogólnych. Co więcej, MARS uzyskał ten wynik, uwzględniając w modelu zaledwie 6 z 15 zmiennych wejściowych, podczas gdy ANN wykorzystuje 14 zmiennych wejściowych. W rezultacie model MARS okazał się wystarczająco dobry, by mógł zostać wybrany jako bardziej adekwatna metoda w analizowanym przez nas problemie.

Tabela 8.8.

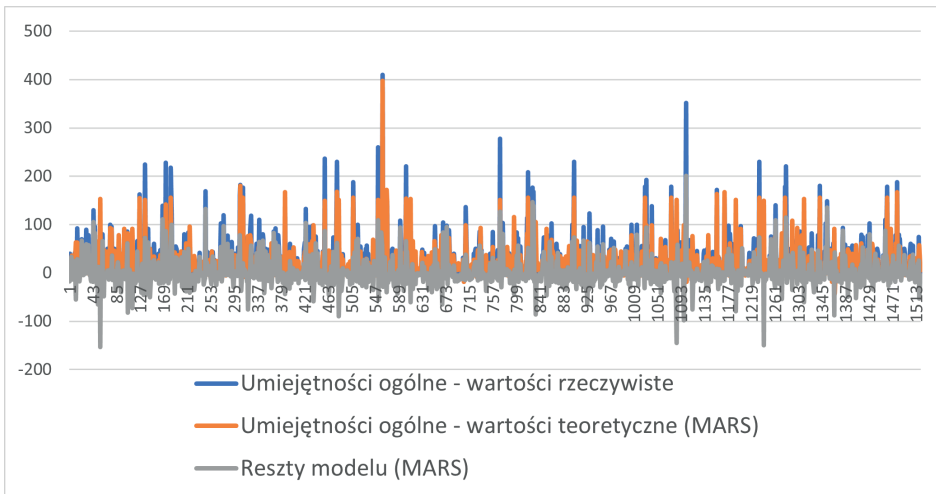
Kryteria oceny stabilności modeli ANN i MARS

	MARS	ANN
<i>AAE</i>	0,8258	0,8890
<i>RMSE</i>	0,7136	0,7737
R^2_{adj}	0,7031	0,5311
<i>r</i>	0,8586	0,7800

Źródło: opracowanie własne

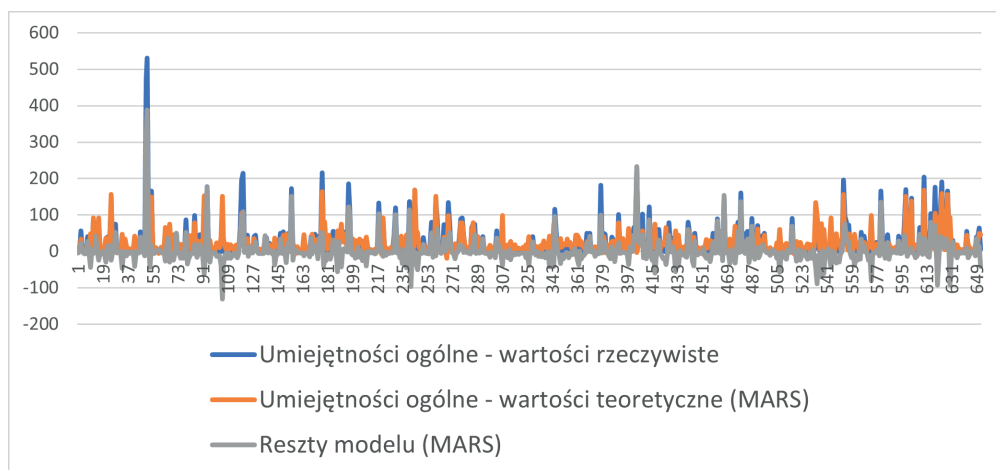
Wartości przedstawione w tabeli 8.8 porównywane są ze stabilnością wskazaną dla każdego kryterium porównawczego zarówno dla części uczącej, jak i testowej zbioru danych. Im wartości bliższe są jedności, tym bardziej stabilny model. Metody stabilne to takie metody, które sprawdzają się równie dobrze na uczącym, jak i testowym zbiorze danych.

Na podstawie wyników MARS na rysunkach 8.6 i 8.7 przedstawiono również wykres obserwowanych umiejętności ogólnych i wartości teoretycznych, a także reszty modelu wyznaczone na podstawie danych z części uczącej i testowej analizowanego zbioru danych.

**Rysunek 8.6.**

Wartości rzeczywiste i przewidywane poziomu umiejętności ogólnych (*O*) oraz reszty modelu MARS dla danych ze zbioru uczącego

Źródło: opracowanie własne



Rysunek 8.7.

Wartości rzeczywiste i przewidywane poziomu umiejętności ogólnych (O) oraz reszty modelu MARS dla danych ze zbioru testowego

Źródło: opracowanie własne

8.4. Podsumowanie, wnioski i dalsze kierunki badań

Problem kompetencji potencjalnych kandydatów w kontekście rynku pracy jest często poruszany w literaturze przedmiotu, jednak znacznie rzadziej z uwzględnieniem dużej próby kilku tysięcy profili kompetencyjnych, wykorzystujących metody uczenia maszynowego tj. MARS czy ANN. Metoda MARS jest często stosowana zamiennie z metodami wykorzystującymi sztuczną sieć neuronową (Merolla i in., 2014). Obie metody są z powodzeniem stosowane w badaniach społecznych (Graczyk-Kucharska i in., 2021) i naukach technicznych, ponieważ jako dokładne narzędzia pozwalają na identyfikację wielu, nawet bardzo słabych zależności, a docelowo opracowanie dopasowanego modelu. W poniższym rozdziale omawiane metody: MARS i sieci neuronowe zostały wykorzystane do opracowania modeli doskonalenia kompetencji ogólnych uczniów. Zaprezentowano model kompetencji miękkich dla grupy uczniów kształcących się w zawodzie technik informatyk w województwie wielkopolskim. Opracowany model MARS i ANN stworzono, uwzględniając 2173 profile kompetencyjne wskazujące 3874 umiejętności oraz ofert 619 pracy, w których wymieniono 3133 umiejętności.

Podczas analiz opracowano i zaimplementowano na próbie badawczej model uproszczony, który pozwolił na zmniejszenie i uproszczenie bazy danych na potrzeby analiz statystycznych za pomocą MARS i ANN. Model ten charakteryzuje zapotrzebowanie na trzy grupy kompetencji (O , W , Z) w kontekście rynku pracy. Sumując przemnożenia w kolumnie 5 dla kompetencji z kategorii O , zbudowaliśmy łączną wartość oceny O dowolnej pary (i, j) co pokazano jako sumę (y_o). Analogicznie zagregowano wartości umiejętności w grupach W i Z i oznaczamy je jako (x_w), (x_z). Podczas analizy jako zmienną niezależną wybrano grupę kompetencji ogólnych (y_o). Wyniki analizowano pod kątem wpływu zmiennych zależnych, które zebrano w okresie 2012–2015 w autorskim zaprojektowanym i wdrożonym przez pracowników Politechniki Poznańskiej narzędziu informatycznym na platformie *system.zawodowcy.org*. Po zredukowaniu przy pomocy modelu uproszczonego tysięcy zmiennych w postaci zróżnicowanych umiejętności opisujących profile kompetencyjne kandydatów oraz zapotrzebowanie na kompetencje wśród pracodawców pozostało łącznie 15 zmiennych. Wśród nich znalazły się m.in. zagregowana grupa umiejętności O , W i Z , płeć, wiek kandydata, data utworzenia profilu kandydata, oferty, czas widoczności oferty, rodzaj pracy (zmianowa, stała itp.), zmienowość, miejsce pracy w pobliżu kandydata.

W badaniu przedstawionym w niniejszym rozdziale zastosowano podejście matematyczno-statystyczne do kryteriów wydajności stosowanych w naszych modelach. Niniejszym przedstawiliśmy operacyjny sposób kwantyfikacji niepewności opisanej w podanych danych i wyjaśnienia jej za pomocą naszych modeli. Jesteśmy w stanie rygorystycznie porównać modele zaprojektowane za pomocą ANN i MARS. Zwracamy szczególną uwagę na cele modelowe „dokładności” i „stabilności”.

Biorąc pod uwagę opracowany model MARS można wnioskować, że na zapotrzebowanie na kompetencje ogólne (Y_o):

- nie mają wpływu kolejne czynniki, takie jak: płeć (X_1), wiek (X_1), data utworzenia profilu na platformie *system.zawodowcy.org* (X_3), data utworzenia oferty w systemie (X_7), typ zatrudnienia (X_8), wymiar etatu (X_9), liczba stanowisk pracy dla oferty publikowanej (X_{10}), niestacjonarność pracy (X_{12}), odległość od pracy (X_{13}),

- wpływ mają zmienne: czas widoczności oferty od (X_4) – do (X_5) , czas rozpoczęcia pracy (X_6) , zmienowość w pracy (X_{11}) , zagregowany wskaźnik grupy umiejętności $W(X_{14})$ i $Z(X_{15})$.

Wśród wniosków, jakie można wysnuć na podstawie opracowanych badań uwagę zwraca fakt, że czas widoczności i publikacji oferty może być informacją dla kandydatów do pracy, a przez to mieć istotny wpływ na rozwój kompetencji w regionie. Inna grupa istotnych zmiennych to zagregowany wskaźnik grup umiejętności wspólnych dla danych zawodów oraz umiejętności zawodowych. Badania potwierdziły istotną zależność wszystkich grup umiejętności na zapotrzebowania na kompetencje wśród pracodawców. Oznacza to, że na ocenę umiejętności ogólnych wpływ ma grupa umiejętności wspólnych (X_{14}) oraz umiejętności zawodowych (X_{15}) oceniana przez uczniów podczas tworzenia profilu kompetencyjnego (zawodowego). Odległość od miejsca pracy nie wpływa istotnie na to, czy kandydat jest dobrze dopasowany do wymaganych umiejętności ogólnych. To oznacza, że odpowiedniego kandydata można znaleźć zarówno w pobliżu, jak i w dalszej odległości od miejsca pracy.

Opracowane wyniki badań mają wymiar pragmatyczny, do tej pory w literaturze wskazać można jedynie analizy wybranych zmiennych. W niniejszej analizie dokonano rozległego badania wielu czynników, które pozwalają na opracowanie modelu wartości oceny umiejętności ogólnych uczniów i studentów w odniesieniu do wymagań na rynku pracy. Praktyczne zastosowanie modelu może posłużyć jednostkom samorządowym do bieżącego monitorowania zapotrzebowania i grup kompetencyjnych w kontekście rynku pracy. Wymiar teoretyczny ujawnia się w prezentacji modeli matematycznych potwierdzających zasadność prowadzonych badań.

W dobie gospodarki opartej na wiedzy istotność dopasowania kształconych kompetencji do potrzeb rynku pracy nabiera szczególnego znaczenia. Dalsze prace kontynuowane mogą być m.in. w kolejnych zakresach:

- analizowania modeli kompetencyjnych w innych zawodach w kontekście różnych grup umiejętności nie tylko grupy umiejętności O ,
- analizowania zapotrzebowania wybranych kluczowych umiejętności dla regionu (nie analiza w grupach, ale ze względu na poszczególne umiejętności),

- analizowania zbioru danych z uwzględnieniem czasu i zmienności zapotrzebowania na kompetencje,
- uwzględnienia w badaniach geolokalizacji kompetencji,
- rozszerzenia zbioru danych zmiennych zależnych również o zbiór danych pochodzących ze źródeł wtórnych,
- rozszerzenia analiz o model uogólniony,
- zastosowania innych, nowych metod analizy danych np. CMARS,
- analizy innych kluczowych kompetencji wymaganych na rynku pracy w tym kompetencji zawodowych,
- uzasadnienia podziału grup kompetencji (O), (W), (Z) zgodnie z grupami określonymi przez ministerstwo względem wymagań na rynku pracy, które zostały wykorzystane zarówno do opracowania modelu uproszczonego, jak i modelu uogólnionego.

Warto podkreślić, że analiza dopasowania kompetencji ze względu na czas jest rzadko podejmowana. W opracowanym modelu czynnik czasu jest zależny – pory roku mogą wpływać na liczbę ofert pracy i potrzeby kompetencji na rynku pracy; czas jest wskaźnikiem dominującym w modelu.

Bibliografia

1. Arthur, M.B., Khapova, S.N., Wilderom, C.P.M. (2005), *Career success in a boundaryless career world*, „Journal of Organizational Behavior”, Vol. 26, No. 2, s. 177–202.
2. Boyatzis, R.E., Saatchiglu, A. (2008), *A 20-year view of trying to develop emotional, social and cognitive intelligence competencies in graduate management education*, „Journal of Management Development”, Vol. 27, No. 1, s. 92–108.
3. Bravo, M., Reyes-Ortiz, J.A., Cruz, I. (2019), Bravo, M., Reyes-Ortiz, J.A., Cruz, I. (2019), *Researcher profile ontology for academic environment*, „Science and Information Conference”, Vol. 943, s. 799–817.
4. *Researcher Profile Ontology for Academic Environment, Advances in Intelligent Systems and Computing* (2020), Vol. 943, s. 799–817, Computer Vision Conference, CVC 2019, Las Vegas, United States.
5. Brockmann, M., Clarke, L., Méhaut, P., Winch, C. (2008), *Competence-based vocational education and training (VET): the cases of England and France in a European perspective*, „Vocations and Learning”, Vol. 1, No. 3, s. 227–244.
6. Christyaditama, I.G.P., Candiasa, I.M., Gunadi, I.G.A. (2020), *Optimization of artificial neural networks to improve accuracy of vocational competence selection of vocational school students using nguyen-widrow*, „Journal of Physics: Conference Series”, Vol. 1516.
7. Cobo, R.J.C. (2009), *Strategies to promote the development of e-competencies in the next generation of professionals: European and international trends*, ERC Centre on Skills, Knowledge and Organizational Performance, Cardiff and Oxford Universities, SKOPE (Monograph No. 13).
8. Coll, R.K., Zegwaard, K.E. (2006), *Perceptions of desirable graduate competencies for science and technology new graduates*, „Research in Science & Technological Education”, Vol. 24, No. 1, s. 29–58.
9. Cwiak, C.L., Campbell, R., Cassavechia, M.G., Haynes, C., Lloyd, L.A., Brockway, N., Navarini, G.O., Piatt, B.E., Senger, M. (2017), *Emergency management leadership in 2030: Shaping the next generation meta-leader*, „Journal of Emergency Management”, Vol.15, No 2, s. 81–97.
10. Díaz, V., Poblete, A. (2016), *A model of professional competences in mathematics to update mathematical and didactic knowledge of teachers*, „International Journal of Mathematical Education in Science and Technology”, Vol. 48, No. 5, s. 702–714.

11. DiLiello, T.C., Houghton, J.D. (2006), *Maximizing organizational leadership capacity for the future*, „Journal of Managerial Psychology”, Vol. 21, No. 4, s. 319–337.
12. Engle, A.D., Mendenhall, M.E., Powers, R.L., Stedham, Y. (2001), *Conceptualizing the global competency cube: a transnational model of human resource*, „Journal of European Industrial Training”, Vol. 25, No. 7, s. 346–353.
13. Ennis, M., (2008), *Competency Models: A Review of the Literature and the Role of the Employment and Training Administration (ETA)*. Office of Policy Development and Research, Employment and Training Administration, U.S. Department of Labor.
14. Friedman, J.H. (1991a), *Multivariate adaptive regression splines*, „The Annals of Statistics”, Vol. 19, No. 1, s. 1–67.
15. Friedman, J.H. (1991b), *Estimating functions of mixed ordinal and categorical variables using adaptive splines*. Laboratory for Computational Statistics, Technical Report No. 108. Stanford University, California.
16. Fu, Y., Xiang, R., Liu, Y., Zhang, M., Ma, S. (2007), *Finding Experts Using Social Network Analysis*, w: *IEEE/WIC/ACM International Conference on Web Intelligence (WI'07)*, Fremont, CA, USA, 2007, s. 77–80
17. Garvare, R., Isaksson, R. (2001), *Sustainable development: Extending the scope of business excellence models*, „Measuring Business Excellence”, Vol. 5, No. 3, s. 11–15.
18. Goliński, M., Włodarczak, Z., Miądowicz, M. (2016), *IT solutions supporting the management of information of employees' competencies*, „Polish Journal of Management Studies”, Vol. 13, No. 2, s. 46–57.
19. Graczyk-Kucharska, M., Olszewski, R., Goliński, M., Spychała, M., Szafranski, M., Weber, G., Miądowicz, M. (2021), *Human resources optimization with MARS and ANN: Innovation geolocation model for generation Z*, *Central European Journal of Operations*”, Vol. 18, No. 6, s. 4093–4110.
20. Graczyk-Kucharska, M., Szafranski, M., Goliński, M., Spychała, M., Borsekova, K. (2018), *Model of competency management in the network of production enterprises in Industry 4.0 – assumptions*, w: *Advances in Manufacturing*, A. Hamrol, O. Ciszak, P. Legutko, M. Jurczyk (eds), Springer, s. 195–204.
21. Guglielmino, P.J., Guglielmino, L.M., Long, H.B. (1987), *Self-directed learning readiness and performance in the workplace*, „Higher Education”, Vol. 16, No. 3, s. 303–317.

22. Hastie, T., Tibshirani, R., Friedman, J.H. (2001), *The Elements of Statistical Learning. Data Mining, Inference, and Prediction*, Springer, New York.
23. Jaeger A. (2017), *Achieving business excellence through self-assessment for personal and professional excellence*, „Total Quality Management & Business Excellence”, Vol. 29, No. 13–14, s. 1–21.
24. Luis-Rico, I., Escolar-Llamazares, M.-C., De la Torre-Cruz, T., Jiménez, A., Herrero, Á., Palmero-Cámara, C., Jiménez-Eguizábal, A. (2020), *Entrepreneurial Interest and Entrepreneurial Competence Among Spanish Youth: An Analysis with Artificial Neural Networks*, „Sustainability”, Vol. 12, No. 4, s. 1351.
25. McClelland, D.C. (1973), *Testing for Competency Rather Than for Intelligence*, „American Psychologist”, Vol. 28, No. 1, s. 1–14.
26. Merolla, P.A., Arthur, J.V., Alvarez-Icaza, R., Cassidy, A.S., Sawada, J., Akopyan, F., Jackson, B.F., Imam, N., Guo, Ch., Nakamura, Y., Brezzo, B., Vo I., Esser, S.K., Appuswamy, R., Taba, B., Amir, A., Flickner, M.D., Risk, W.P., Manohar, R., Modha, D.S.(2014), *A million spiking-neuron integrated circuit with a scalable communication network and interface*, „Science”, Vol. 345, No. 6197, s. 668–673.
27. Murata, N., Yoshizawa, S., Amari, S.I. (1994), *Network information criterion-determining the number of hidden units for an artificial neural network model*, „IEEE Transactions on Neural Networks”,
28. Okewu, E., Adewole, P., Misra, S., Maskeliunas, R., Damasevicius, R. (2021), *Artificial Neural Networks for Educational Data Mining in Higher Education: A Systematic Literature Review*, „Applied Artificial Intelligence”, Vol. 35, No. 13, s. 983–1021.
29. Otto, K., Sobiraj, S., Schladitz, S., Vásquez, M.E.G., Roe, R., Mabunda, M.B. (2019), *Do Social Skills Shape Career Success in the Psychology Profession?*, „Zeitschrift für Arbeits – und Organisationspsychologie”, Vol. 63, No. 2, s. 88–99.
30. Özmen, A., Yilmaz, Y., Weber, G.W. (2018), *Natural gas consumption forecast with MARS and CMARS models for residential users*, „Energy Economics”, Vol. 70, s. 357–381.
31. Oztemel, E., Gursev, S., (2020), *Literature review of Industry 4.0 and related technologies*, „Journal of Intelligent Manufacturing”, Vol. 31, s.127–182.
32. Parasonis, J., Jodko, A. (2013), *Competence Model for the Architectural Engineering Professional*, „Procedia Engineering”, Vol. 57, s. 876–881.

33. Prahalad, C.K., Hamel, G. (1990), *The core competence of the corporation*, „Harvard Business Review”, Vol. 90, No. 3, s. 79–93.
34. Raschka, S., Mirjalili, V. (2019). *Python. Uczenie maszynowe*, Wydanie II, Helion, Gliwice.
35. Rumelhart, D., Hinton, G., Williams, R. (1986), *Learning representations by back-propagating errors*, „Nature”, Vol. 323, s. 533–536.
36. Sateli, B., Löffler, F., König-Ries, B., Witte, R. (2017), *ScholarLens: Extracting competences from research publications for the automatic generation of semantic user profiles*, „PeerJ Computer Science”, Vol. 3:e121.
37. Shvetsova, O.A. (2018), *The Model of Professional Competences Development in South Korea*, w: *Third International Conference on Human Factors in Complex Technical Systems and Environments (ERGO)*, <https://www.proceedings.com/content/040/040690webtoc.pdf> (dostęp: 19.01.2023).
38. Sychała, M., Szafranski, M., Graczyk-Kucharska, M., Goliński, M. (2017), *The Method of Designing Reference Models of Workstations*, w: *Proceedings of the 18th European Conference on Knowledge Management ECKM 2017*, Marimon F., Mas-Machuca M., Berbegal-Mirabent J., Bastida R. (eds), Academic Conferences and Publishing International Limited, Barcelona, s. 930–939.
39. Szafranski, M., (2017), *Models of businesses' support for technical knowledge development in Wielkopolska Region – a quality approach*, 6th Central European Conference in Regional Science – Conference Proceedings, Engines of Urban and Regional Development, 20–22 September 2017, Banská Bystrica, Slovak Republic, red. Borseková K., Vaňová A., Vitálišová K., Faculty of Economics Matej Bel University in Banská Bystrica, s. 128–137.
40. Szafranski, M., Goliński, M., Graczyk-Kucharska, M., Sychała, M. (2019), *Cooperation of Education and Enterprises in Improving Professional Competences – Analysis of Needs*, w: Hamrol A., Grabowska M., Maletic D., Woll R. (eds), *Advances in Manufacturing II*, Springer, Cham, s. 155–168.
41. Testolin, A., Zou, Y., McClelland, J.L. (2020), *Numerosity discrimination in deep neural networks: Initial competence, developmental refinement and experience statistics*, „Developmental Science”, Vol. 23, No. 5, e12940.
42. Vasiljević, D., Vasiljević, J., Ribarić, B. (2021), *Artificial Neural Networks*

- in Creating Intelligent Distance Learning Systems*, w: Bauk S., Ilčev S.D. (eds), *The 1st International Conference on Maritime Education and Development*, Springer, Cham, s. 191–199.
43. World Economic Forum (2018), *Insight Report, Towards a Reskilling Revolution a Future of Jobs for All*, In collaboration with The Boston Consulting Group, Cologny, Geneva.
44. Yung-Heng, L., Min-Ren Y., (2019), *Factors influencing agents' bargaining power and collaborative innovation*, „Asia Pacific Journal of Marketing and Logistics”, Vol. 31, No. 2, s. 559–574.
45. Zhao, Z., Zhang, Z., Rauner, F. (2017), *KOMET-based professional competence assessments for vocational education and training (VET) teachers in China*, „Technical and Vocational Education and Training”, Vol. 24, No. 1, s. 231–253.

PODSUMOWANIE

Marek Goliński

Strategie rozwoju organizacji w XXI wieku opierają się na wykorzystaniu dwóch najcenniejszych zasobów: **kapitału ludzkiego** oraz **zasobów informacyjnych**. Zbudowanie przewagi konkurencyjnej w dzisiejszej gospodarce bazuje na umiejętnym zarządzaniu tymi zasobami. Powyższe stwierdzenie wskazuje, że niniejsze opracowanie zarówno w zakresie realizacji celów poznawczych, jak i instrumentalnych może w znaczący sposób wpływać na skuteczność zarządzania organizacjami. Praktyka zarządzania ukazuje, że zarówno sukcesy, jak i porażki każdego przedsiębiorstwa wiążą się z posiadanymi kompetencjami kadry zarządzającej i menedżerskiej oraz uzależnione są również od instrumentarium metodycznego. Pozyskane informacje wykorzystywane w procesach zarządczych zasilane są danymi pochodzącymi z wnętrza organizacji – opierając się na doświadczeniu i praktyce oraz poprzez dane z aktualnie obserwowanego, dynamicznie zmieniającego się dotoczenia rynkowego. Umiejętne pozyskiwanie i wykorzystywanie tych dwóch strumieni informacji zwiększa prawdopodobieństwo realizacji celów organizacji. Takie podejście do zarządzania i kompetencji uzasadnia także fakt, że **zarządzanie zasobami ludzkimi** wykazuje bardzo silne powiązanie z obszarem **nauk o zarządzaniu i jakości**. Odnosi się to do sfer: ustalania zasad i prawidłowości powstawania nowych podejść do zarządzania przedsiębiorstwem oraz dotyczącej usprawnienia metod i narzędzi umożliwiających zastosowanie tych podejść w praktyce.

Motyacją podjęcia tematyki zawartej w monografii była potrzeba skutecznego i efektywnego pozyskiwania i wykorzystywania informacji w zarządzaniu kompetencjami. Doświadczenia autorów uzyskane w trakcie pracy naukowych i wdrożeniowych, poparte zidentyfikowanymi potrzebami menedżerów w wielu przedsiębiorstwach, wpłynęły na uzyskaną zawartość i kompozycję.

Podstawową wartością jaką chciano przekazać czytelnikowi, opisując temat zarządzania kompetencjami w obszarze zarządzania, było wsparcie decyzyjne menedżerów w zakresie uzyskiwania informacji z **rozproszonych, różnorodnych i wielopłaszczyznowych danych**.

Założone na wstępie monografii cele, w trzech płaszczyznach – **poznawczej**, **metodycznej** oraz **użytkarnej** udało się osiągnąć, m.in. przedstawiając realne warunki badania kompetencji, dobierając optymalne metody statystyczne w procesie poszukiwania wartościowych danych oraz poprawę doboru metod prowadzenia badań w zakresie zarządzania kompetencjami. Wiąże się to szczególnie z celem poznawczym, gdyż na przykładach wskazano uwarunkowania prowadzenia badań dotyczących zarządzania kompetencjami w sytuacjach ograniczonych możliwości projektowania metod oraz pozyskiwania danych do badań. W wielu przypadkach dane te są stosunkowo łatwe do zdobycia przez menedżera czy badacza, a ich zebranie nie stanowi problemu czasowego ani finansowego, natomiast wyzwaniem jest wielopłaszczyznowość danych, którymi się dysponuje. Dlatego w monografii wskazano metody minimalizacji czynników stanowiących niedogodność w procesie badawczym, do tych czynników zaliczyć można: a) zastaną strukturę danych, b) zmienność danych w czasie, c) zróżnicowaną aktualność danych, d) nierównomierną kompletność oraz wiarygodność danych w czasie i strukturze ograniczającą możliwość podejmowanych decyzji.

Syntetyczne zestawienia zrealizowanych celów, odnosząc się do zapowiadanego w rozdziale pierwszym zakresu rozdziałów, przedstawia tabela 9.1.

Oprócz warstwy merytorycznej na realizację zakładanych celów publikacji wpłynęła struktura rozdziałów, której zawartość scharakteryzowano poniżej.

Tabela 9.1.
Zakres osiągnięcia celów w powiązaniu z problemem badawczym oraz zakładanymi celami

Rozdział	Problem badawczy	Cel badań	Zakres osiągnięcia celów: metodycznych, poznawczych i utylitarnych (lub naukowych i utylitarnych)
3.	Jak zwiększyć zainteresowanie kandydatów publikowanymi ofertami pracy?	Zweryfikować, jaki wpływ na zainteresowanie kandydatów ofertami pracy mają stany czynników opisujących w ofertach, takich jak: wymagany poziom doświadczenia kandydata, zmiana woiść, forma zatrudnienia i wielkość firmy	<ul style="list-style-type: none"> – wskazano metody pomiaru zainteresowania ofertami pracy ze względu na wybrane determinanty, – zweryfikowano hipotezy badawcze dotyczące relacji pomiędzy poziomem zainteresowania ofertami, a wymaganym poziomem doświadczenia kandydata, – poddano analizie determinanty (praca zmianowa, forma zatrudnienia, wielkość firmy) związane z wpływem na poziom zainteresowania ofertami, – zastosowano testy nieparametryczne – test U Manna-Whitneya zastosowano do analizy różnic dla determinant przyjmujących dwie wartości oraz test Kruskala-Wallisa dla porównań badanych determinant podzielonych na trzy lub więcej grup, – wszystkie powyższe analizy przeprowadzono zgodnie z etapami wnioskowania statystycznego.

Tabela 9.1. (c.d.)
Zakres osiągnięcia celów w powiązaniu z problemem badawczym oraz zakładanymi celami

Rozdział	Problem badawczy	Cel badań	Zakres osiągnięcia celów: metodycznych, poznawczych i utylitarnych (lub naukowych i utylitarnych)
4.	W jaki sposób posiadany zawód kandydata do pracy wpływa na posiadanie kompetencji cyfrowych?	Oceńić wpływ kategorii zawodu kandydatów na posiadanie przez nich wybranych kompetencji cyfrowych takich jak: podstawowa obsługa komputera i znajomość pakietów biurowych	<ul style="list-style-type: none"> – przedstawiono możliwości zastosowania metod statystycznych analizujących zależności między dwiema zmiennymi jakościowymi, – omówiono założenia teoretyczne, metody realizacji testów niezależności, metod pomiaru siły związku pomiędzy zmiennymi nominalnymi, – potwierdzono istotnie statystyczną zależność, o występowaniu wpływu nauczanego zawodu na deklarowany poziom wybranych umiejętności cyfrowych, – zestawiono metody statystyczne, dotyczące badania występowania związków między zmiennymi jakościowymi, które mogą zostać wykorzystane do badania czynników socjodemograficznych wpływających na deklarowane kompetencje.

Tabela 9.1. (c.d.)
Zakres osiągnięcia celów w powiązaniu z problemem badawczym oraz zakładanymi celami

Rozdział	Problem badawczy	Cel badań	Zakres osiągnięcia celów: metodycznych, poznawczych i utylitarnych (lub naukowych i utylitarnych)
5.	Czy istnieje korelacja między poziomami kompetencji handlowych i społecznych na rynku pracy?	Ustalenie, czy istnieją korelacje między wymaganymi poziomami składowych kompetencji społecznych, takimi jak: umiejętność komunikowania się z klientem, umiejętność współpracy z klientami i współpracownikami, umiejętności negocjacyjne oraz wybranyymi składowymi kompetencjami handlowych: znajomością produktów firmy, wiedzą na temat oferowanych produktów i ich danych technicznych, umiejętnością wyznaczania celów sprzedażowych.	<ul style="list-style-type: none"> – potwierdzono hipotezę badawczą dotyczącą występowania powiązania między analizowanymi wymaganiami sprzedażowymi i społecznymi, – wysokie wartości współczynników korelacji potwierdziły, że w przypadku analizowanych ofert pracy wraz ze wzrostem wymagań dotyczących wiedzy handlowej, rośnie również oczekiwany poziom umiejętności społecznych, przedstawiono możliwości wykorzystania do badania zależności zmiennych społecznych: korelacji rang Spearmana, gamma Goodmana i Kruskala oraz tau Kendalla.

Tabela 9.1. (c.d.)
Zakres osiągnięcia celów w powiązaniu z problemem badawczym oraz zakładanymi celami

Rozdział	Problem badawczy	Cel badań	Zakres osiągnięcia celów: metodycznych, poznawczych i utylitarnych (lub naukowych i utylitarnych)
6.	<p>Jak klasyfikować powiaty ze względu na kompetencje i inne atrybuty uczniów techników kształcących się w nich, żeby skrócić czas dotarcia do kandydatów na praktyki, staże lub do pracy?</p>	<p>Opracować klasyfikację powiatów w województwie wielkopolskim ze względu na ich podobieństwo oceniane według takich kryteriów jak:</p> <p>a) 16 wybranych umiejętności społecznych,</p> <p>b) 8 wybranych atrybutów (cech), uczniów techników najstarszych klas.</p>	<ul style="list-style-type: none"> – wskazano, jak badać podobieństwo (lub różnicowanie) regionów w odniesieniu do deklarowanych, jeśli chodzi o stan kompetencji na ich obszarze, – przedstawiono metodę wyróżniania klastrów powiatów ze względu na deklarowane przez uczniów posiadane umiejętności społeczne, – zaproponowano metodę, która może być wykorzystana przez lokalne samorządy, w celu doskonalenia jakości kształcenia zawodowego, wykorzystując podobieństwa i różnice, w występowaniu deklarowanych kompetencji na danym obszarze, przeprowadzono analizy, na podstawie platformy system. zawodowcy.org, które pokazują możliwości wykorzystania informacji w celu zarządzania działaniami dla potrzeb regionalnego rozwoju kształcenia zawodowego, – przedstawione metody badawcze dotyczące m.in. deklarowanych przez uczniów posiadanych umiejętności w porównaniu z poszukiwanymi przez pracodawców umiejętnościami mogą być wykorzystywane do systemowego wsparcia rynku pracy i kształcenia zawodowego, przedstawiono wybrane metod analizy skupień, które mogą stanowić rozszerzenie metod, wykorzystywanych w rozwiązywaniu problemów dotyczących zarządzania kompetencjami na rynku pracy.

Tabela 9.1. (c.d.)
Zakres osiągnięcia celów w powiązaniu z problemem badawczym oraz zakładanymi celami

Rozdział	Problem badawczy	Cel badań	Zakres osiągnięcia celów: metodycznych, poznawczych i utylitarnych (lub naukowych i utylitarnych)
7.	<p>Jak w procesie modelowania kompetencji:</p> <ul style="list-style-type: none"> – sprawnej planować lub weryfikować zakres wymagań, – identyfikować i eliminować tożsame umiejętności, występujące w różnych opisach wymagań czasami pod różnymi nazwami, – dostrzec podobieństwo wymagań kompetencyjnych ze względu na różne kryteria podobieństwa? 	<p>Dokonanie syntezy wymagań, poprzez zastąpienie dużego zbioru umiejętności w zawodzie technika ekonomisty zbiorom zawierającym od kilku do kilkunastu umiejętności, co usprawni komunikację firmy z kandydatami w zakresie wymaganych kompetencji.</p>	<ul style="list-style-type: none"> – korzystając z metody rozmytej analizy skupień, przeprowadzono klasyfikację wymagań kompetencyjnych w zawodzie technika ekonomisty, – stosując metodę rozmytej analizy skupień wyodrębniono 8 klastrów o zbliżonych do siebie wymaganiach kompetencyjnych, – udowodniono występowanie uniwersalnych wymagań kompetencyjnych stawianych kandydatom w zawodzie technika ekonomisty, – wykazano możliwość szerokiego stosowania rozmytej analizy skupień w zarządzaniu kompetencjami pracownikami.

Tabela 9.1. (c.d.)
Zakres osiągnięcia celów w powiązaniu z problemem badawczym oraz zakładanymi celami

Rozdział	Problem badawczy	Cel badań	Zakres osiągnięcia celów: metodycznych, poznawczych i utylitarnych (lub naukowych i utylitarnych)
8.	Jak przewidywać dopasowanie kandydatów do ofert pracy?	<p>1) Opracowanie modelu przewidującego w jakim stopniu kandydat spełni poziom wymagań umiętności ogólnych występujących w ofercie</p> <p>2) Poznanie cech kandydata i oferty, które mają największy wpływ na model.</p> <p>3) Porównanie działania metod MARS i sieci neuronowych w opracowaniu modelu z celu 1.</p>	<ul style="list-style-type: none"> – opisano możliwość stosowania metod uczenia maszynowego na podstawie metody MARS i sieci neuronowych w obszarze zarządzania zasobami ludzkimi, – zaprezentowano możliwość wykorzystania modeli MARS i sieci neuronowych do opracowania modeli doskonalenia kompetencji ogólnych uczniów, – zastosowanie metody MARS i opracowanie na jej podstawie modelu pozwoliło przeanalizować determinanty charakteryzujące kandydatów do pracy, które mają wpływ oraz te które nie wpływają na zapotrzebowanie na kompetencje, – opracowany model wartości oceny umiętności ogólnych kandydatów do pracy może mieć praktyczne zastosowanie przy dostosowaniu programów kształcenia do potrzeb rynku pracy.

Źródło: opracowanie własne

W pierwszym rozdziale przybliżono strukturę kompetencji, uszczegóławiając ją na różnych poziomach, ukazując jednocześnie jej zakorzenienie w klasycznych funkcjach zarządzania. Na podstawie literatury naukowej wykazano coraz częstsze powiązania zarządzania zasobami ludzkimi i zarządzania kompetencjami z technologiami informacyjnymi, określając je „elektronicznym zarządzaniem zasobami ludzkimi”, ponadto potwierdzono konieczność wsparcia informatycznego organizacji w celu zwiększenia efektywności procesu rekrutacji, doboru i zatrudniania pracownika. W rozdziale tym zapoznano czytelnika z inicjatywą **Akceleratora Wiedzy Technicznej**[®], która stanowiła załączek wszystkich projektów realizowanych do tej pory przez autorów książki. Prezentacja aktywności inicjatywy Akceleratora Wiedzy Technicznej[®] znalazła swoje odzwierciedlenie w charakterystyce prac badawczych realizowanych przez zespół. Przykładowo w tabeli 1.1. uporządkowano problemy badawcze zespołu AWT[®] – wskazując ich miejsce w obszarach: ontologii, epistemologii czy aksjologii. Istotnym – z punktu widzenia naukowego – odzwierciedleniem prac badawczych autorów monografii jest zestawienie ich dorobku literaturowego, dotyczącego problematyki kompetencji w odniesieniu do ontologii, epistemologii i aksjologii, z działalnością innych naukowców czy instytucji w Polsce i zagranicą, współpracującymi w ramach AWT[®].

Rozdział drugi poświęcono **strukturze danych** wykorzystywanych w badaniach oraz **charakterystyce platformy informatycznej (*system.zawodowcy.org*)** – umożliwiającej pozyskiwanie danych. Dla lepszego zobrazowania warunków pozyskiwania danych i ich kompozycji pokazano, z jakimi wyzwaniem wiąże się uzyskanie, a następnie analizowanie danych, aby docelowo wykorzystać je do podejmowania decyzji. W rozdziale tym przedstawiono również zagadnienia, które stanowią podstawę warsztatu badacza, to jest niekompletność i ograniczona rzetelność danych, minimalna liczebność próby, charakterystyka rodzajów błędów występujących w badaniach czy zasady implementacji metod statystycznych w odniesieniu do posiadanych i analizowanych danych.

Kolejny rozdział – trzeci – jest pierwszym, w którym po wstępie metodycznym podano przykłady zastosowania metod statystycznych w obszarze zarządzania kompetencjami. Przeprowadzono analizę czynników wpływających na zainteresowanie kandydatów ofertami pracy, wykorzystując do tego wybrane

metody statystyczne – w tym przypadku, takie jak **test Manna-Whitneya** oraz **test Kruskala-Wallisa**. Dla potrzeb testowania hipotez badawczych wykorzystano wybrane **testy nieparametryczne**, jednocześnie przedstawiając metody postępowania w ramach **wnioskowania statystycznego**, śledząc poszczególne etapy procesu badawczego od sformułowania problemu badawczego po opracowanie wniosku badawczego, z graficzną wizualizacją danych. Przykładem było zweryfikowanie wpływu na zainteresowanie ofertami pracy w zależności od wymagań opisywanych w ofertach np. oczekiwanego poziomu doświadczenia kandydata, zmienowości, formy zatrudnienia czy wielkości firmy.

Rozdział czwarty zawiera przykłady wykorzystania często stosowanych w praktyce **testów o istnieniu zależności, weryfikowanych testem niezależności χ^2** . Oprócz szczegółowego opisu zasad weryfikacji niezależności przedstawiono również, w tym rozdziale, kryteria informujące o sile tej zależności, to jest: **współczynnik Yule'a, V Cramera, T Czuprowa i C Pearsona**. W tym rozdziale przeanalizowano także dane dotyczące kompetencji, w szczególności weryfikowano hipotezę o występowaniu wpływu grupy zawodów, w której kształcenie odbywają kandydaci na poziom wybranych umiejętności cyfrowych.

W rozdziale piątym przybliżono pojęcie korelacji. Po testowaniu hipotez **analiza korelacji** jest kolejną i bardzo popularną metodą badawczą w statystyce, dotyczącą zjawisk o charakterze ilościowym. W tej części monografii korzystano z danych porządkowych, stąd konieczne było przybliżenie pojęcia rangi. Przedstawiono i porównano wyniki współczynnika korelacji rang Spearmana oraz tau-B Kendalla. Przykład, który obrazował powyższe metody, odnosił się do zbadania powiązania między wymaganiami sprzedażowymi i społecznymi. Stwierdzono, że wysokie współczynniki korelacji potwierdzają istotne znaczenie umiejętności miękkich na rynku pracy. Ponadto zauważono, że wysokie współczynniki korelacji między umiejętnościami handlowymi i społecznymi pozwalają wnioskować, że wraz ze wzrostem wymagań dotyczących wiedzy handlowej, rośnie również oczekiwany poziom dotyczący umiejętności społecznych.

W rozdziale szóstym skoncentrowano się na opisanu metody **analizy skupień**, wykorzystując **hierarchiczną metodę aglomeracyjną** oraz **metodę k-średnich**. Metody te zastosować można w badaniu podobieństw (lub różnic)

pomiędzy kompetencjami, porównując ze sobą dowolnie wyodrębnione obszary. Przedmiotem badania było kilkanaście umiejętności społecznych oraz kilkanaście innych cech potencjalnych kandydatów do pracy. Cechy te stały się podstawą dokonania wielowymiarowego podziału. Tak przygotowane dane stanowiły przedmiot klastrowania, czyli grupowania obiektów w rozłączne podzbiory zbioru danych, mające taką własność, że obiekty znajdujące się w tym samym skupieniu są podobne do siebie bardziej niż do obiektów znajdującym się w osobnym skupieniu. Tego typu badanie miało na celu wyszukanie obszarów (powiatów) wykazujących podobieństwa w aspekcie analizowanych atrybutów uczniów techników, traktowanych jako przyszłych pracowników.

Siódmy rozdział dotyczy badań, w których analiza danych pozwala na **wykrycie nieznanych i nieobserwowalnych** struktur w obrębie analizowanego zbioru. Badania takie mają charakter eksploracyjny, a wyróżnia się wśród nich m.in. **metodę rozmytej analizy skupień**. Metoda ta znajduje zastosowanie w sytuacji, gdy nie mamy do czynienia z ostrym podziałem na skupienia i gdy trudno jest dokonać jednoznacznego podziału obiektów na klastry. Zachodzi wtedy potrzeba wykorzystania **zbiorów rozmytych**. Przykładem zastosowania tej metody, opisanej w monografii, jest klasteryzacja wymagań kompetencyjnych w zawodzie technika ekonomisty. Omówienie rozmytej analizy skupień uzasadnione było przydatnością tej metody (w równym stopniu, jak pozostałych omówionych w niniejszej książce), ale również szerokim zakresem jej stosowalności obejmującej różne obszary nauk.

Rozdział ósmy metodami badawczymi nawiązuje do zmian gospodarczych związanych z koncepcją **Przemysłu 4.0, cyfryzacją, automatyzacją, robotyzacją i Big Data**, ponieważ te działania doprowadziły do ewolucji w integracji i sieciowaniu danych, a w konsekwencji stosowania adekwatnych do tych przemian metod analiz danych. Potrzebne są narzędzia analityczne dające możliwość badania wielowymiarowych zbiorów danych o wysokim poziomie złożoności, w których również można wykorzystać metody uczenia maszynowego. Do takich metod zalicza się **metodę MARS** oraz **sztuczne sieci neuronowe**.

Przykładem przedstawiającym metody uczenia maszynowego to jest metoda MARS i sztuczne sieci neuronowe był problem analizy kompetencji

potencjalnych kandydatów, w którym bazowano na dużej próbie – kilku tysięcy profili kompetencyjnych. Analizy i opracowanie modelu pozwoliło – w efekcie zastosowania metod statystycznych – na zredukowanie liczby analizowanych kompetencji do kilkunastu i zgodnie z założeniami badania, ustalenia, które z analizowanych zmiennych mają wpływ na poszukiwane na rynku pracy kompetencje.

Zaprezentowane w poszczególnych rozdziałach przykłady, uwzględniające wykorzystanie danych o potrzebach rynku pracy i potencjale kandydatów do pracy, które pochodziły z platformy *system.zawodowcy.org*, stanowiły odpowiedź na zidentyfikowaną lukę poznawczą związaną z wielokierunkowym wykorzystaniem tych samych danych gromadzonych na platformach IT. Ponadto zastosowanie zróżnicowanego instrumentarium statystycznego potwierdziło możliwość eksploracji danych na potrzeby zarządzania kompetencjami w organizacji i wykorzystania analiz w procesach podejmowania decyzji.

Określona we wstępie luka badawcza znalazła swoje odzwierciedlenie w celach badawczych, w których pokazano – udowadniając to przykładami w rozdziałach od trzeciego do ósmego, że możliwe jest uzyskanie przydatnych informacji na podstawie danych zastanych. Ponadto wykazano, że możliwe jest przeprowadzenie wieloprzekrojowych empirycznych badań w celu otrzymania potrzebnych danych o kompetencjach kandydatów do pracy i wymaganiach kompetencyjnych w organizacjach. Udowodniono również, że dobór zróżnicowanych metod statystycznych pozwala na efektywne badanie i wnioskowanie na potrzeby rozwiązywania wielu problemów organizacji w zakresie zarządzania kompetencjami na podstawie jednego zbioru zastanych danych.

Pomimo szerokiego zakresu zaprezentowanych metod statystycznych popartych licznymi przykładami, tematyka analiz statystycznych nie została w pełni wyczerpana w niniejszej monografii. Planując dalsze prace naukowo-badawcze, wartościowym i przydatnym opracowaniem byłoby szczegółowe opisanie problemów HR w przedsiębiorstwach (Sułkowski, Lenart-Gansiniec, 2021, s. 264). Możliwe byłoby ukazanie szerszego tła prowadzonych badań przy jednoczesnym zastosowaniu zróżnicowanych metod, optymalizujących procesy decyzyjne w obszarze zarządzania kompetencjami.

Wyzwanie związane z tytułowym *Zarządzaniem kompetencjami pracowniczymi* jest bardzo złożonym problemem i przeprowadzanie analiz pozwalających na podejmowanie decyzji w tym zakresie wiąże się z wieloma ograniczeniami, które zaprezentowano w niniejszej monografii.

Badania zapotrzebowania na kompetencje pracownicze oraz zadeklarowanych kompetencji wśród kandydatów do pracy jest procesem złożonym i długotrwałym, natomiast może zostać w dużej mierze zautomatyzowane i uproszczone stosowaniem nieustannie doskonalonymi metodami i narzędziami (np. *system.zawodowcy.org*) – zob. rozdz. 1–2.

Zebrane dane pozwalają na zastosowanie metod statystycznych do wnioskowania w zakresie badanego rynku pracy i kształcenia zawodowego, natomiast nie umożliwiają podjęcia konkluzji odnośnie do całego rynku pracy ze względu na odmiennosć uwarunkowań w czasie (zjawiska sezonowe, geopolityczne czy COVID-19), w zależności od regionu (specyfika gospodarki) – zob. również rozdz. 1–2.

W monografii podkreślono konieczność doskonalenia metod badawczych i sposobów analizowania danych – zaprezentowane w rozdziałach od trzeciego do ósmego metody i narzędzia są tego przykładem. Oparcie się w monografii na jednym, lecz znacząco rozbudowanym źródle danych *system.zawodowcy.org* stanowi punkt wyjścia do dyskusji na temat sposobów analiz i wnioskowania na podstawie zastanych źródeł danych. Zaprezentowanie w rozprawie bardzo zróżnicowanych metod statystycznych umożliwia zarówno badaczom, jak i praktykom odnieść przedstawione rozwiązania do innych, istniejących już systemów czy zbiorów danych i wnioskowania na ich podstawie (Henel, 2017). Uzyskane w ten sposób konkluzje mogą różnić się od zaprezentowanych w monografii wniosków, co nie stanowi o słabości metod czy narzędzi, ale potwierdza złożoność zagadnienia zarządzania kompetencjami pracowniczymi i konieczność każdorazowego oraz indywidualnego podejścia do problemu. Wnioski te potwierdzają realizację celów zarówno w zakresie poznawczym, jak i utylitarnym.

W trakcie analizy danych pochodzących z platformy *system.zawodowcy.org*. dostrzeżono również szereg możliwości doskonalenia prac badawczych, wśród nich wskazać można np.

- dążenie do zwiększenia reprezentatywności uczniów (studentów) na końcowym etapie nauki (studium) ze względu na ich wyższą świadomość posiadanych umiejętności oraz dokładniej sprecyzowane plany w zakresie kariery zawodowej,
- rozszerzenie zakresu badań poza jeden region – województwo wielkopolskie – i objęcie badaniami uczniów i studentów z całej Polski, co zwiększyłoby możliwość uogólniania wyników na całą populację i umożliwiłoby predykcję badań (Nosek i in., 2018).
- konieczność bieżącej walidacji narzędzia pomiarowego (Czakon, 2019, s. 4), która jest również konieczna na etapie pozyskiwania danych (m.in. na etapie rejestracji i wypełniania profili przez kandydatów do pracy) dla zapewnienia rzetelności i trafności realizowanych badań w ramach platformy *system.zawodowcy.org*.
- konieczność opatrywania komentarzem wykrywanych prawidłowości i formułowanych na ich podstawie ogólnych zasad dostrzeganych na rynku pracy i w kształceniu zawodowym.

Autorzy publikacji mają nadzieję, że – oprócz osiągnięcia założonych celów (poznawczych, metodycznych, użytecznych i badawczych) – zaprezentowane przykłady, przybliżające wybrane, szczególne problemy decyzyjne, sprawią, że analiza statystyczna w zakresie zarządzania kompetencjami stanie się bardziej przyjazna, również dla osób nie posiadających specjalistycznego, kierunkowego wykształcenia w tym zakresie. Odniesienie przykładów do praktyki przedsiębiorstw, w szczególności do zarządzania kompetencjami powinno też być sprzyjającą inspiracją dla menedżerów zarządzających personelem (ale również szerzej – przedsiębiorstwem) do śmielszego wykorzystywania metod badawczych i wspierania metodami naukowymi codziennej pracy zarządczej.

Bibliografia

1. Czakon, W. (2019), *Walidacja narzędzia pomiarowego w naukach o zarządzaniu*, „Przegląd Organizacji”, nr 4 (951), 2019, s. 3–10.
2. Henel, P. (2017), *Legitymizacja badań organizacji*, Wydawnictwo Naukowe PWN SA., Warszawa.
3. Nosek, B.A., Ebersole, C.R., DeHaven, A.C., Mellor, D.T., (2018) *The preregistration revolution*, „Proceedings of the National Academy of Sciences”, Vol. 115, No. 11, s. 2600–2606.
4. Sułkowski, Ł., Lenart-Gansiniec, R., (2021), *Epistemologia, metodologia i metody badań w naukach o zarządzaniu i jakości*, Społeczna Akademia Nauk, Łódź.

ZAŁĄCZNIK NR 1

Procedura weryfikacji hipotez statystycznych

Aby ułatwić zrozumienie pojęć omówionych w rozdziale trzecim, przygotowano następujące przykłady. Przykład pierwszy opisuje etapy procesu badawczego. Natomiast przykład drugi pokazuje, na czym polega weryfikacja hipotez statystycznych.

Przykład 1:

Pewne przedsiębiorstwo chce poprawić warunki pracy swoich pracowników. Rozważa wprowadzenie programu work-life balance (WLB), na który składa się szereg udogodnień dla pracowników obejmujących m.in. elastyczny czas pracy, możliwość zdalnej, owocowe dni w pracy itp.

W przykładzie 1. **hipotezą badawczą** jest to, że wdrożenie programu WLB wpływa na obniżenie poziomu stresu pracowników. Na podstawie tak postawionej hipotezy badawczej formułowana jest **hipoteza statystyczna**, która dotyczy liczbowego aspektu obserwacji. W ramach etapu gromadzenia danych przeprowadzono badanie ankietowe mierzące poziom stresu w dwóch oddziałach firmy, przy czym program WLB został pilotażowo wdrożony tylko w pierwszej z nich. Można tutaj dokonać rozróżnienia na **zmienną zależną**, której poziom jest mierzony w wyniku pewnego badania lub eksperymentu, natomiast **zmienną niezależną** (czynnikiem) będzie zmienna kontrolowana przez badacza, której wpływ na zmienną zależną chce zbadać. W rozważanym przykładzie zmienną zależną jest wynik w teście określającym poziom stresu, a zmienna niezależna wiąże się z decyzją o wdrożeniu programu WLB (wdrożenie albo brak wdrożenia programu). **Hipotezę statystyczną** można zatem sformułować następująco: przeciętny poziom stresu jest jednakowy w obu oddziałach firmy. Na podstawie danych zgromadzonych podczas badania np. za pośrednictwem testu mierzącego poziom stresu pracowników, weryfikowana hipoteza może zostać przyjęta lub odrzucona, co stanowić będzie wniosek statystyczny. Wniosek taki będzie dotyczył liczbowego aspektu zebranych danych, informującego o różnicy w przeciętnym poziomie stresu pracowników w oddziale firmy, w której wdrożono program WLB oraz w oddziale, w którym nie podjęto żadnych działań z zakresu WLB. Ostatnim krokiem procedury badawczej jest

wyciągnięcie **wniosku badawczego**, który wywodzi się częściowo z wniosku statystycznego i pozwala na weryfikację postawionej hipotezy badawczej o wpływie działań WLB na ewentualną redukcję poziomu stresu pracowników.

Istota wnioskowania statystycznego tkwi w rozumowaniu indukcyjnym, które polega na dochodzeniu do uogólnień pewnych zjawisk na podstawie zaobserwowanych jednostkowych faktów (Krajewski, 2020, s. 155). W przypadku wnioskowania statystycznego, tymi zaobserwowanymi faktami są informacje o badanych zmiennych dla obserwacji (jednostek statystycznych), które znalazły się w próbie badawczej. Należy podkreślić, że ze względu na szereg ograniczeń dotyczących chociażby aspektu kosztowego czy czasowego, niemożliwe byłoby zbadanie całej populacji, stąd konieczne jest wnioskowanie na podstawie badań próbkowych. W przypadku wnioskowania statystycznego wyciągamy wniosek na podstawie niekompletnych informacji, stąd nie możemy być pewni w 100% słuszności naszych konkluzji. Niemniej jednak z podejmowaniem decyzji w warunkach niepełnej informacji spotykamy się bardzo często zarówno w życiu prywatnym, jak i zawodowym.

Rekruter podejmuje decyzję o zakwalifikowaniu kandydata do pracy na podstawie jedynie częściowej informacji na jego temat, która znajduje się w życiorysie, z kolei pracownik banku udziela pożyczkę, uwzględniając dane finansowe klienta przedstawione we wniosku, a potencjalny nabywca decyduje się na zakup mieszkania na podstawie informacji udzielonych przez agenta nieruchomości (Aczel, Sounderpandian, 2018, s. 384).

Metody wnioskowania statystycznego dostarczają badaczom technik, które pozwalają w największym stopniu ograniczyć ryzyko wyciągnięcia błędnego wniosku i – w konsekwencji – podjęcia nieprawidłowej decyzji. Odpowiednio zastosowane testy statystyczne pozwalają stwierdzić, czy zaobserwowane różnice między badanymi grupami są istotne statystycznie. Stwierdzenie istotności statystycznej oznacza, że z dużym prawdopodobieństwem wnioski zaobserwowane w próbie wynikają z faktycznego wpływu danego czynnika, a nie ze zmienności losowej danego zjawiska. Należy bowiem mieć na uwadze, że nawet gdyby w analizowanym przykładzie pierwszym działania WLB nie miały w rzeczywistości wpływu na poziom stresu pracowników, to i tak – ze względu na czynniki

losowe – przeciętny poziom stresu pracowników w obu oddziałach firmy nie byłby jednakowy.

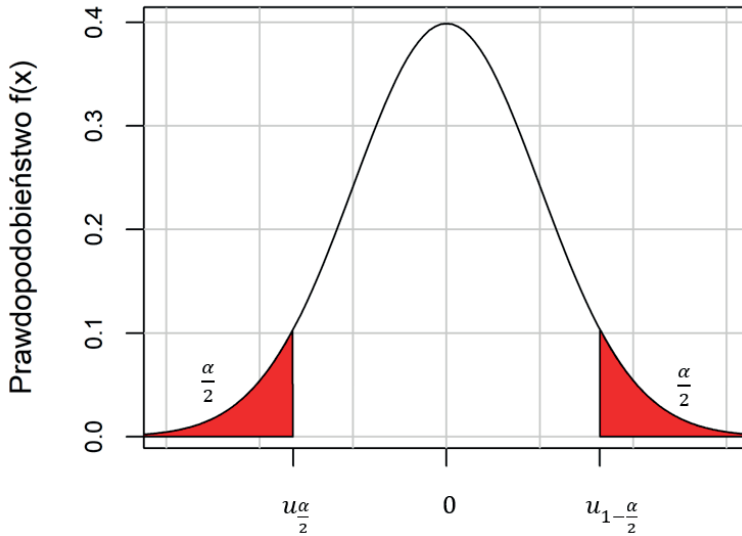
Przykład 2:

Podczas rozmowy kwalifikacyjnej, rekruter chce zweryfikować znajomość języka angielskiego kandydata, który ubiega się o pracę.

W sytuacji przedstawionej w przykładzie drugim przyjęto, że hipoteza zerowa stanowi o tym, że kandydat nie potrafi posługiwać się językiem angielskim. Natomiast hipoteza alternatywna głosi, że rozmówca posiada tę umiejętność. Aby ocenić poziom biegłości językowej kandydata i podjąć decyzję dotyczącą przyjęcia bądź odrzucenia hipotezy zerowej, rekruter zadaje kandydatowi kilka pytań w języku angielskim. Jeśli kandydat odpowie na większość z nich płynnie i poprawnie językowo, to jest bardzo mało prawdopodobne, że jest to tylko przypadek i tym samym rekruter odrzuci hipotezę zerową o braku znajomości języka angielskiego na rzecz alternatywnej. Istnieje jednak ryzyko, że kandydat w rzeczywistości nie potrafi posługiwać się biegle językiem angielskim, ale szczęśliwym trafem zna odpowiedzi na pytania zadane przez rekrutera. Wówczas rekruter popełniłby błąd pierwszego rodzaju, czyli odrzuciłby hipotezę zerową o braku biegłości językowej kandydata, mimo że jest ona prawdziwa.

W zależności od sposobu konstrukcji hipotezy alternatywnej wyróżnia się trzy możliwości budowy obszaru krytycznego: obszar dwustronny, obszar prawostronny oraz obszar lewostronny. Dla statystyk o rozkładzie normalnym postacie obszarów krytycznych przedstawiono na rysunkach 1–3. Obszar krytyczny oznaczono kolorem czerwonym i odpowiada on wartościom statystyki testowej, które mogą wystąpić z co najwyżej 5-procentowym prawdopodobieństwem przy założeniu prawdziwości hipotezy zerowej.

Gdy $H_1: \theta_1 \neq \theta_2$ obszar krytyczny ma postać: $R = (-\infty; -u_{\alpha/2}] \cup [u_{1-\alpha/2}; \infty)$

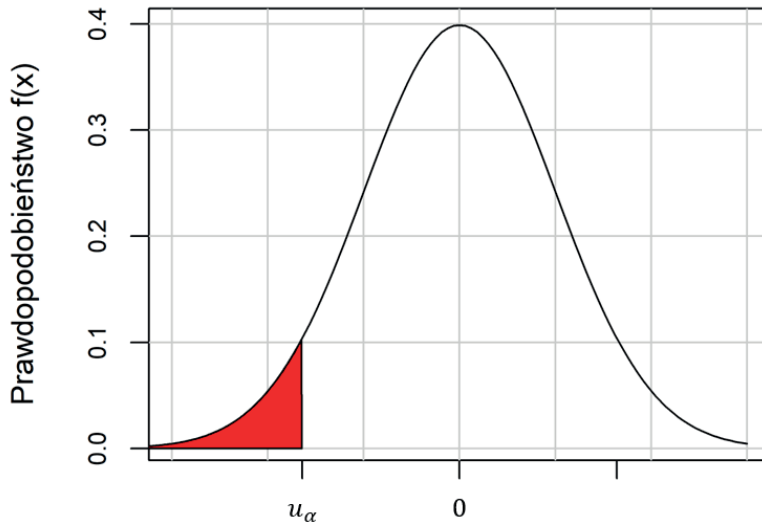


Rysunek 1.

Obszar krytyczny dwustronny rozkładu normalnego dla $\alpha=0,05$

Źródło: opracowanie własne

Gdy $H_1: \theta_1 < \theta_2$ obszar krytyczny ma postać: $R \in (-\infty; u_{\alpha}]$

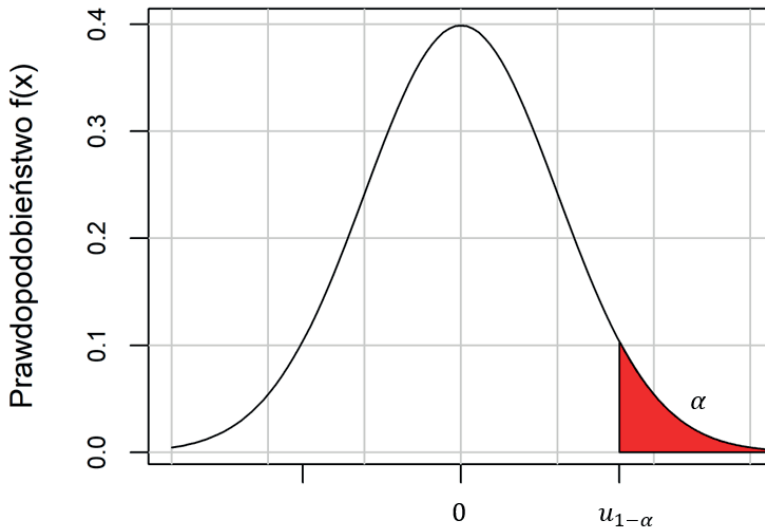


Rysunek 2.

Obszar krytyczny lewostronny rozkładu normalnego dla $\alpha=0,05$

Źródło: opracowanie własne

Gdy $H_1: \theta_1 > \theta_2$ obszar krytyczny ma postać: $R = [u_{1-\alpha}; \infty)$



Rysunek 3.

Obszar krytyczny prawostronny rozkładu normalnego dla $\alpha=0,05$

Źródło: opracowanie własne

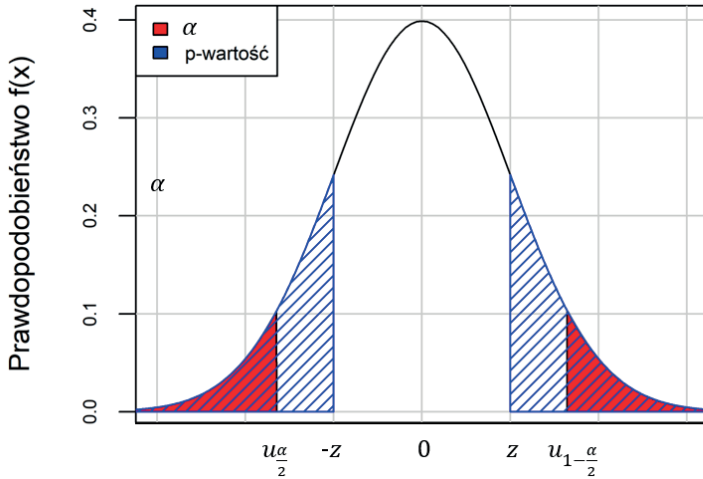
Wartości u_α niezbędne do wyznaczenia obszarów krytycznych są odczytywane dla zadanego poziomu istotności α z tablic statystycznych lub obliczane przy użyciu profesjonalnych pakietów statystycznych lub arkusza kalkulacyjnego.

Współcześnie dla ułatwienia podjęcia decyzji co do przyjęcia lub odrzucenia hipotezy zerowej korzysta się z **p-wartości**. Nie ma wtedy potrzeby korzystania z tablic statystycznych odpowiednich rozkładów w celu odnalezienia wartości krytycznych. *P*-wartość to prawdopodobieństwo, że statystyka będzie równa lub bardziej ekstremalna od wartości statystyki uzyskanej w próbie (Wasserstein, Lazar, 2016). Interpretacją graficzną *p*-wartości jest pole powierzchni pod wykresem funkcji gęstości rozkładu prawdopodobieństwa statystyki testowej w określonych granicach, które zależą od postaci hipotezy alternatywnej. Weryfikacja hipotez polega na porównaniu *p*-wartości z założonym wcześniej poziomem istotności. Dla $p \leq \alpha$ odrzuca się hipotezę zerową na rzecz hipotezy alternatywnej. W pozostałych przypadkach nie ma podstaw do jej odrzucenia.

Na przykładzie statystyki testowej o rozkładzie normalnym, która w pewnym teście osiągnęła wartość $z=1$, przedstawiono interpretację graficzną *p*-wartości dla trzech różnych hipotez alternatywnych. Jako $P(X < z | H_0)$ oznaczono

prawdopodobieństwo zdarzenia, w którym zmienna X przyjmuje wartości mniejsze lub równe statystyce z pod warunkiem prawdziwości hipotezy zerowej. Natomiast funkcja $\min\{a, b\}$ podaje mniejszą wartość spośród a i b .

Gdy $H_1: \theta_1 \neq \theta_2$, to p -wartość wynosi $p = 2 \cdot \min\{P(X \leq z | H_0), P(X \geq z | H_0)\}$

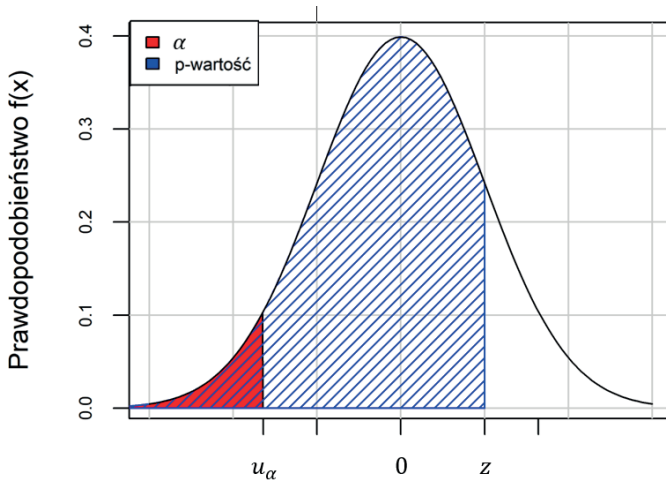


Rysunek 4.

Obszar krytyczny dwustronny rozkładu normalnego dla $\alpha=0,05$ z interpretacją graficzną p -wartości dla statystyki $z=1$

Źródło: opracowanie własne

– Gdy $H_1: \theta_1 < \theta_2$, to p -wartość wynosi $p = P(X \leq z | H_0)$

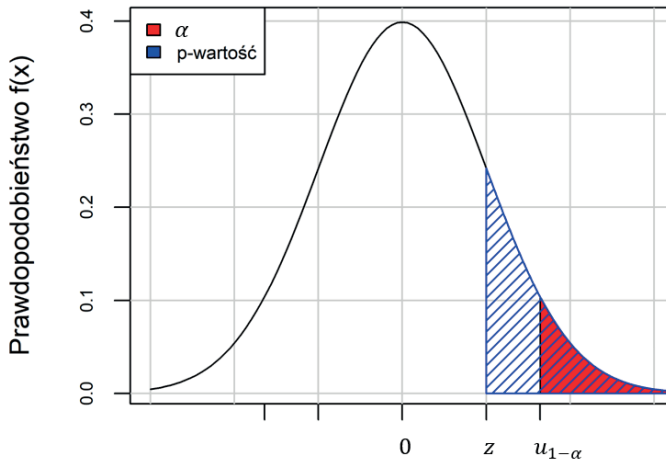


Rysunek 5.

Obszar krytyczny lewostronny rozkładu normalnego dla $\alpha=0,05$ z interpretacją graficzną p -wartości dla statystyki $z=1$

Źródło: opracowanie własne

Gdy $H_1: \theta_1 > \theta_2$, to p -wartość wynosi $p = P(X \geq z | H_0)$



Rysunek 6.

Obszar krytyczny prawostronny rozkładu normalnego dla $\alpha=0,05$
z interpretacją graficzną p -wartości dla statystyki $z=1$
Źródło: opracowanie własne

W powyższych przykładach pole niebieskie jest większe od pola czerwonego, zatem $p > \alpha$. Wtedy nie ma podstaw do odrzucenia hipotezy zerowej. Należy jednak pamiętać, że p -wartość nie dostarcza informacji o sile efektu ani nie powinna być traktowana jako jedyny czynnik służący do podejmowania decyzji biznesowych czy ekonomicznych (Wasserstein, Lazar, 2016). Ponadto fakt, że test wykazał istotność statystyczną lub jej brak, nie stanowi bezpośredniego przełożenia na znaczenie w praktyce. Przykładowo otrzymanie wartości $p=0,055$ przy założonym poziomie istotności $\alpha = 0,05$ skutkuje brakiem podstaw do odrzucenia hipotezy zerowej, jednak nie udowadnia, że zależność nie istnieje. P -wartość zależy nie tylko od różnicy między zmiennymi, ale także wielkości badanej próby (Verhagen, i in., 2004). W takich przypadkach warto powtórzyć badanie na większej próbie. Wynik istotny statystycznie nie zawsze będzie przydatny w praktyce. Każde zjawisko posiada losową zmienność i test statystyczny pozwala jedynie stwierdzić, czy wyniki są na tyle różne, aby wykluczyć czynnik losowy. Jednak fakt występowania różnic nie musi przekładać się na wystarczająco duże korzyści np. finansowe czy gospodarcze. Testy istotności należy traktować jedynie jako narzędzie do odrzucenia (lub nie) hipotezy zerowej. Do badania siły zależności służą inne miary, np. wskaźniki efektu omówione w dalszej części rozdziału trzeciego.

Bibliografia

1. Aczel, A.D., Sounderpandian, J. (2018), *Statystyka w zarządzaniu*, tłum. B. Witkowski (red.), Wydawnictwo Naukowe PWN, Warszawa.
2. Krajewski, M. (2020), *O metodologii nauk i zasadach pisarstwa naukowego*, WN NOVUM, Płock.
3. Verhagen, A., Rademaker, A., Ostelo, R. (2004), *Is the p value really so significant?*, „The Australian Journal of Physiotherapy”, Vol. 50, No. 4, s. 261–262.
4. Wasserstein, R., Lazar, N. (2016), *ASA Statement on Statistical Significance and P-Values*, „The American Statistician”, t. 70, nr 2, s. 129–133.

ZAŁĄCZNIK NR 2

Metody pomiaru korelacji dla zmiennych porządkowych

Przedstawione poniżej przykłady dotyczą metod przedstawianych w rozdziale piątym. Mają na celu zobrazowanie, w jaki sposób przeprowadza się rangowanie i oblicza współczynniki korelacji dla danych porządkowych.

Przykład 1:

Rozważany jest problem badania zależności pomiędzy występowaniem umiejętności X i Y u kandydatów poszukujących pracy. W tym celu pobrano próbę badawczą składającą się z sześciu osób. Dla każdego kandydata otrzymano informacje o poziomie opanowania umiejętności X oraz Y . Poziom umiejętności mógł zostać określony na pięciostopniowej skali: 1 – słabo, 2 – przeciętnie, 3 – dostatecznie, 4 – dobrze, 5 – bardzo dobrze. Hipotetyczne dane dla tego przykładu zawiera tabela 1.

Tabela 1.

Zbiór danych dla przykładu pierwszego o poziomach umiejętności X i Y sześciu kandydatów – dane surowe

Identyfikator kandydata	Umiejętność X	Umiejętność Y
K_1	1 – słaby	2 – przeciętny
K_2	1 – słaby	3 – dostateczny
K_3	3 – dostateczny	2 – przeciętny
K_4	3 – dostateczny	4 – dobry
K_5	4 – dobry	5 – bardzo dobry
K_6	5 – bardzo dobry	4 – dobry

Źródło: opracowanie własne

Tabela 1 przedstawia zbiorowość sześciu kandydatów. W poszczególnych wierszach tabeli ujęto **obserwacje** (jednostki badania), natomiast w kolumnach zebrano **zmienne**, czyli pewne właściwości, którymi różnią się poszczególne obserwacje. Liczba wszystkich obserwacji stanowi liczebność badanej zbiorowości, która zwyczajowo oznaczana jest symbolem n . Pierwsza kolumna – identyfikator kandydata – pozwala na jednoznaczną identyfikację każdego kandydata. W kolumnach drugiej i trzeciej znajdują się wartości analizowanych zmiennych – są to odpowiednio poziom umiejętności X oraz poziom umiejętności Y .

Poziom umiejętności wyrażony jest na skali porządkowej. Oznacza to, że warianty zmiennej wyrażone są słownie, ale możliwe jest uporządkowanie tych wariantów ze względu na natężenie wartości badanej cechy od poziomu najmniejszego do najwyższego. W analizowanym przypadku można wyróżnić pięć **wariantów** (poziomów) analizowanych zmiennych: 1 – słabo, 2 – przeciętnie, 3 – dostatecznie, 4 – dobrze, 5 – bardzo dobrze.

Należy podkreślić, że przypisanie liczb do poziomów opanowania umiejętności pozwala jedynie na uporządkowanie obserwacji w kolejności od najmniejszego do największego (lub odwrotnie) stopnia opanowania danej umiejętności. Natomiast nie jest możliwe wyznaczenie dokładnego dystansu pomiędzy poszczególnymi poziomami. Tym samym niedopuszczalnym jest wykonywanie operacji dodawania/odejmowania w celu wyznaczenia różnic pomiędzy poszczególnymi poziomami opanowania umiejętności.

Na podstawie wartości zmiennych (X i Y), które przedstawia tabela 1, możliwe jest wyznaczenie **rang**, na których bazuje wiele mierników do badania zależności. Rangi odzwierciedlają pozycję danej obserwacji przy uporządkowaniu ich względem jednej ze zmiennych. Rangowanie odbywa się w dwóch etapach:

- uporządkowanie obserwacji od najmniej do największej na podstawie natężenia rangowanej zmiennej,
- przypisanie każdej obserwacji pozycji w uporządkowanym szeregu, gdzie obserwacji o najmniejszym natężeniu zmiennej przypisywana jest wartość 1, natomiast obserwacji o największym natężeniu zmiennej przypisywana jest wartość n .

Tabela 2.

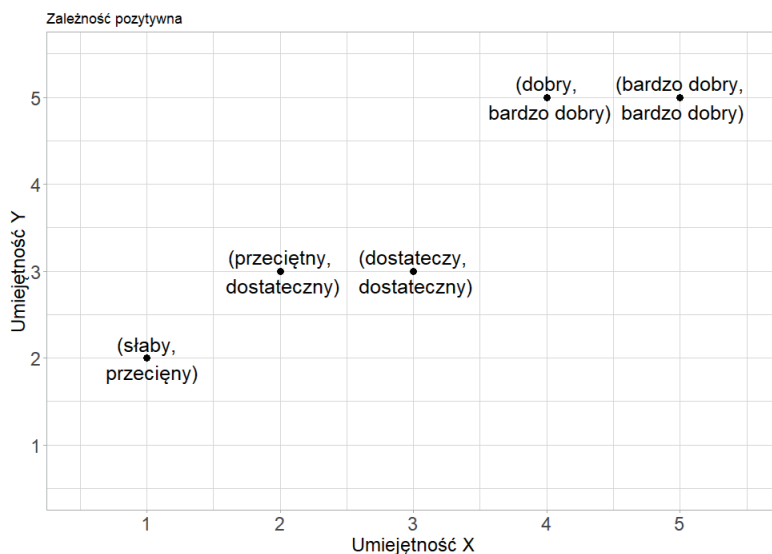
Zbiór danych dla przykładu pierwszego o poziomach umiejętności X i Y sześciu kandydatów – dane porangowane

Identyfikator kandydata	Umiejętność X	Umiejętność Y	Ranga X	Ranga Y
K_1	1 – słaby	2 – przeciętny	1,5	1,5
K_2	1 – słaby	3 – dostateczny	1,5	3
K_3	3 – dostateczny	2 – przeciętny	3,5	1,5
K_4	3 – dostateczny	4 – dobry	3,5	4,5
K_5	4 – dobry	5 – bardzo dobry	5	6
K_6	5 – bardzo dobry	4 – dobry	6	4,5

Źródło: opracowanie własne

W przypadku występowania dwóch (lub więcej) obserwacji o takiej samej wartości danej zmiennej wyznacza się **rangi wiązane**, będące średnią arytmetyczną z pozycji obserwacji uporządkowanych niemalejąco. Z taką sytuacją mamy do czynienia np. dla zmiennej X . W dwóch pierwszych wierszach występują kandydaci o takim samym poziomie umiejętności równym 1. Stąd przypisywana jest im ranga wiązana wynosząca 1,5, będąca średnią z pozycji 1 i 2, czyli pozycji na których obserwacje te znalazłyby się w uporządkowanym niemalejąco szeregu. Rangi dla zmiennych X i Y z rozważanego przykładu pierwszego przedstawia tabela 2.

Wyznaczenie rang dla każdej obserwacji osobno, dla obu zmiennych, pozwala na zamianę słownego opisu wariantów zmiennych na wartość liczbową. Dzięki temu możliwe jest wyznaczenie miar siły związku zmiennych porządkowych. Miary te informują o kierunku i sile ewentualnej zależności. Ze związkiem pozytywnym mamy do czynienia, gdy uporządkowanie obserwacji ze względu na zmienną X i ze względu na zmienną Y jest zbliżone tzn. wraz ze wzrostem wartości jednej zmiennej, na ogół wzrastają wartości drugiej zmiennej. Przykład zależności pozytywnej pomiędzy poziomem opanowania przez kandydatów umiejętności X oraz Y ilustruje rysunek 1.



Rysunek 1.

Diagram korelacyjny ilustrujący przykład zależności pozytywnej pomiędzy kształtowaniem się umiejętności X i Y wyrażonymi na skali porządkowej

Źródło: opracowanie własne

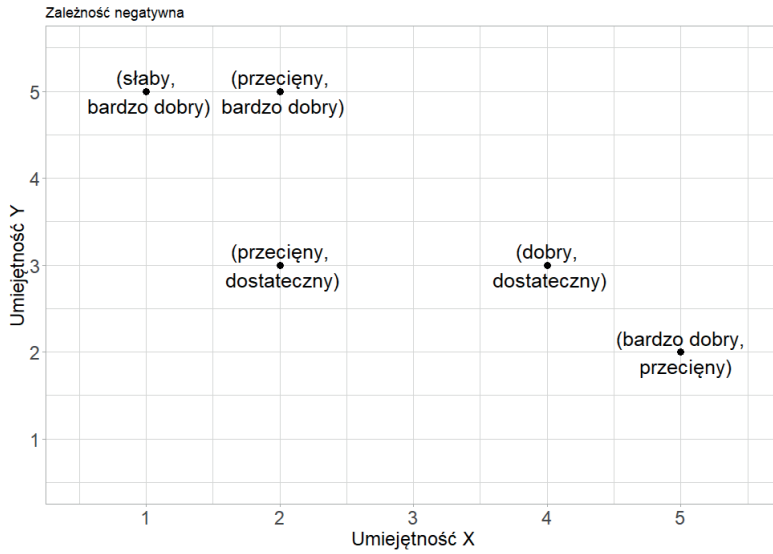
**Rysunek 2.**

Diagram korelacyjny ilustrujący przykład zależności negatywnej pomiędzy kształtowaniem się umiejętności X i Y wyrażonymi na skali porządkowej

Źródło: opracowanie własne

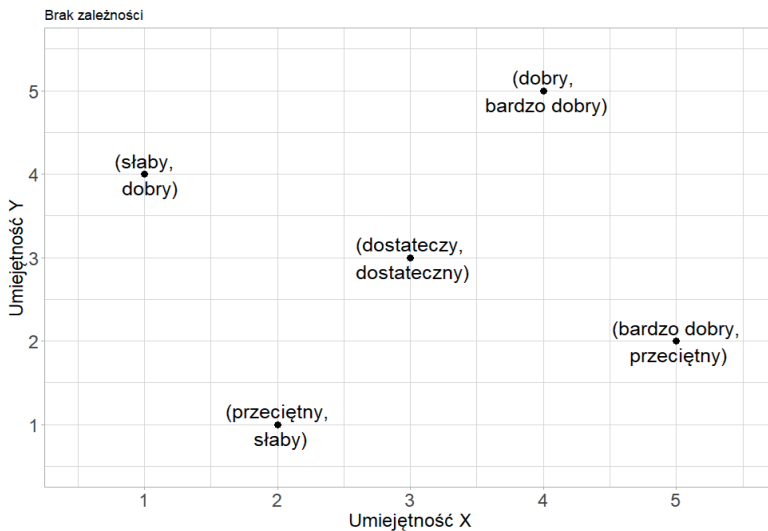
**Rysunek 3.**

Diagram korelacyjny ilustrujący przykład braku zależności pomiędzy kształtowaniem się umiejętności X i Y wyrażonymi na skali porządkowej

Źródło: opracowanie własne

O związku negatywnym mówimy, gdy uporządkowanie obserwacji ze względu na zmienną X i ze względu na zmienną Y jest odmienne. Oznacza to, że wysokim wartościom jednej zmiennej odpowiadają zazwyczaj niskie wartości drugiej ze zmiennych (zob. rys. 2).

W przypadku, gdy wartości analizowanych zmiennych nie tworzą żadnego schematu, tzn. gdy wraz ze wzrostem jednej umiejętności nie można wskazać ani przeciętnego spadku, ani przeciętnego wzrostu drugiej ze zmiennych, wówczas mamy do czynienia z brakiem związku (z brakiem zależności) pomiędzy analizowanymi zmiennymi (Fronkfort-Nachmias, Nachmias, 2001, s. 421).

Przykład 2:

Algorytm wyznaczania wartości współczynnika korelacji rang Spearmana.

W celu wyznaczenia wartości współczynnika korelacji rang Spearmana dla danych z przykładu pierwszego, należy wykorzystać wzór (5.2). Na podstawie wyznaczonych rang konieczne jest obliczenie drugich potęg ich różnic dla wszystkich sześciu obserwacji, co przedstawia tabela 3.

Tabela 3.

Zbiór danych dla przykładu pierwszego o poziomach umiejętności X i Y sześciu kandydatów – wyznaczenie kwadratów różnic między rangami dla zmiennych X i Y

Identyfikator kandydata	Umiejętność X	Umiejętność Y	Ranga X	Ranga Y	kwadrat różnicy między rangami: d_i^2
K_1	1 – słaby	2 – przeciętny	1,5	1,5	$(1,5-1,5)^2=0$
K_2	1 – słaby	3 – dostateczny	1,5	3	$(1,5-3)^2=2,25$
K_3	3 – dostateczny	2 – przeciętny	3,5	1,5	$(3,5-1,5)^2=4$
K_4	3 – dostateczny	4 – dobry	3,5	4,5	$(3,5-4,5)^2=1$
K_5	4 – dobry	5 – bardzo dobry	5	6	$(5-6)^2=1$
K_6	5 – bardzo dobry	4 – dobry	6	4,5	$(6-4,5)^2=2,25$
					$\Sigma d_i^2=10,5$

Źródło: opracowanie własne

W rezultacie otrzymujemy:

$$r_s = 1 - 6 \frac{10,5}{(6^3 - 6)} = 0,7.$$

W przypadku występowania rang wiązanych, z którymi mamy do czynienia, gdy w zbiorze danych znajduje się co najmniej jedna para obserwacji o takiej samej wartości jednej ze zmiennych, to wykorzystywanie wzoru (5.2) jest nieprawidłowe. Wówczas należy korzystać z wersji współczynnika uwzględniającego rangi wiązane danego wzorem (5.3). Dla danych z przykładu, wartość współczynnika korelacji rang Spearmana obliczona na podstawie wzoru (5.3) uwzględniającego występowanie rang wiązanych jest następująca:

$$\frac{\frac{1}{6}(6^3 - 6) - 10,5 - \frac{1}{12}((2^3 - 2) + (2^3 - 2)) - \frac{1}{12}((2^3 - 2) + (2^3 - 2))}{\sqrt{\left(\frac{1}{6}(6^3 - 6) - 2 \cdot 1\right) \cdot \left(\frac{1}{6}(6^3 - 6) - 2 \cdot 1\right)}} \approx 0,682$$

Przykład 3:

Algorytm wyznaczania wartości współczynnika korelacji Goodmana i Kruskala.

Aby wyznaczyć wartość współczynnika Goodmana i Kruskala na podstawie danych z przykładu pierwszego, do którego dane prezentuje tabela 1, tworzone są wszystkie możliwe pary obserwacji – w analizowanym przypadku pary kandydatów. Liczba wszystkich możliwych par wynosi:

$$\frac{n \cdot (n - 1)}{2} = \frac{6 \cdot (6 - 1)}{2} = 15$$

Każdą z par należy przyporządkować do jednej z dwóch grup. **Pary zgodne**, to takie, w których, jeśli pierwszy kandydat w parze ma mniejszą rangę dla zmiennej X niż drugi kandydat, to jednocześnie ranga dla zmiennej Y jest mniejsza również dla pierwszego kandydata (uporządkowanie kandydatów w parze ze względu na zmienną X i Y jest jednakowe, stąd określenie para zgodna). W analizowanym przykładzie pierwszym występuje dziewięć par zgodnych. Ich listę prezentuje tabela 4.

Tabela 4.

Lista par zgodnych dla danych o umiejętnościach X i Y sześciu kandydatów z przykładu pierwszego

Pierwsza obserwacja w parze	Druga obserwacja w parze	Rangi dla zmiennej X	Rangi dla zmiennej Y	Relacja rang X i Y
K_1	K_4	$x_1=1,5$ $x_4=3,5$	$y_1=1,5$ $y_4=4,5$	$x_1 < x_4$ $y_1 < y_4$
K_1	K_5	$x_1=1,5$ $x_5=5$	$y_1=1,5$ $y_5=6$	$x_1 < x_5$ $y_1 < y_5$
K_1	K_6	$x_1=1,5$ $x_6=6$	$y_1=1,5$ $y_6=4,5$	$x_1 < x_6$ $y_1 < y_6$
K_2	K_4	$x_1=1,5$ $x_4=3,5$	$y_1=3$ $y_4=4,5$	$x_2 < x_4$ $y_2 < y_4$
K_2	K_5	$x_1=1,5$ $x_5=5$	$y_1=3$ $y_5=6$	$x_2 < x_5$ $y_2 < y_5$
K_2	K_6	$x_1=1,5$ $x_6=6$	$y_1=3$ $y_6=4,5$	$x_2 < x_6$ $y_2 < y_6$
K_3	K_5	$x_3=3,5$ $x_5=5$	$y_3=1,5$ $y_5=6$	$x_3 < x_5$ $y_3 < y_5$
K_3	K_6	$x_3=3,5$ $x_6=6$	$y_3=1,5$ $y_6=4,5$	$x_3 < x_6$ $y_3 < y_6$
K_4	K_5	$x_4=3,5$ $x_5=5$	$y_4=4,5$ $y_5=6$	$x_4 < x_5$ $y_4 < y_5$

Źródło: opracowanie własne

Pary niezgodne – to takie pary, w których, jeśli pierwszy kandydat w parze ma mniejszą rangę dla zmiennej X niż drugi kandydat, to wówczas ranga dla zmiennej Y jest mniejsza nie dla pierwszego, ale dla drugiego kandydata (czyli odwrotna kolejność uporządkowania kandydatów niż dla zmiennej X , stąd określenie para niezgodna). W analizowanym przykładzie można wyróżnić tylko dwie pary niezgodne, co ilustruje tabela 5.

Tabela 5.

Lista par niezgodnych dla danych o umiejętnościach X i Y sześciu kandydatów z przykładu pierwszego

Pierwsza obserwacja w parze	Druga obserwacja w parze	Rangi dla zmiennej X	Rangi dla zmiennej Y	Relacja rang X i Y
K_2	K_3	$x_2=1,5$ $x_3=3,5$	$y_2=3$ $y_3=1,5$	$x_2 < x_3$ $y_2 > y_3$
K_5	K_6	$x_5=5$ $x_6=6$	$y_5=6$ $y_6=4,5$	$x_5 < x_6$ $y_5 > y_6$

Źródło: opracowanie własne

Pozostałe cztery pary, które zestawiono w tabeli 4 są to pary, w których rangi jednej zmiennej są jednakowe dla obu obserwacji, tym samym nie jest możliwe stwierdzenie relacji mniejszości lub większości. Zestawienie tych par prezentuje tabela 6.

Tabela 6.

Lista par dla danych o umiejętnościach X i Y sześciu kandydatów z przykładu pierwszego, w których rangi dla jednej ze zmiennych są jednakowe dla obu obserwacji

Pierwsza obserwacja w parze	Druga obserwacja w parze	Rangi dla zmiennej X	Rangi dla zmiennej Y	Relacja rang X i Y
K_1	K_2	$x_1=1,5$ $x_2=1,5$	$y_1=1,5$ $y_2=3$	$x_1=x_2$ $y_1 < y_2$
K_1	K_3	$x_1=1,5$ $x_3=3,5$	$y_1=1,5$ $y_3=1,5$	$x_1 < x_3$ $y_1=y_3$
K_3	K_4	$x_3=3,5$ $x_4=3,5$	$y_3=1,5$ $y_4=4,5$	$x_3=x_4$ $y_3 < y_4$
K_4	K_5	$x_4=3,5$ $x_6=6$	$y_4=4,5$ $y_6=4,5$	$x_4 < x_6$ $y_4=y_6$

Źródło: opracowanie własne

Współczynnik gamma Goodmana i Kruskala nie uwzględnia par w których jedna z dwóch zmiennych przyjmuje takie same rangi dla obu obserwacji. Jego wartość obliczana jest następująco:

$$\gamma = \frac{9 - 2}{9 + 2} = 0,637.$$

W powyższym przykładzie $\gamma=0,637$, co oznacza, że wśród wszystkich możliwych par kandydatów jest o 63,7% więcej par zgodnych niż par niezgodnych.

Przykład 4:

Wyznaczenie wartości współczynnika korelacji tau Kendalla.

Dla danych z przykładu pierwszego wartość współczynnika korelacji tau-A Kendalla obliczona zgodnie ze wzorem (5.6) jest następująca:

$$\tau_A = \frac{9 - 2}{\frac{1}{2} \cdot 6 \cdot (6 - 1)} = 0,467.$$

Natomiast wartość współczynnika tau-B Kendalla danego wzorem (5.7) wyznaczana jest w poniższy sposób:

$$T_x = T_y = 0,5 \cdot 2 \cdot (2 - 1) + 0,5 \cdot 2 \cdot (2 - 1) = 2,$$

$$\tau_B = \frac{9 - 2}{\sqrt{\left(\frac{1}{2} \cdot 6 \cdot (6 - 1) - 2\right) \left(\frac{1}{2} \cdot 6 \cdot (6 - 1) - 2\right)}} = 0,538.$$

Bibliografia

1. Fronkfort-Nachmias, C., Nachmias, D. (2001), *Metody badawcze w naukach społecznych*, Wydawnictwo Zysk i S-ka, Poznań.

ZAŁĄCZNIK NR 3

Procedura klasyfikacji obiektów w analizie skupień

W rozdziale szóstym przedstawiono rozwiązanie problemu dotyczącego klasyfikowania powiatów ze względu na podobieństwo wyrażane posiadanymi umiejętnościami i innymi wybranymi cechami uczniów. W tym celu zastosowano metody analizy skupień, które syntetycznie opisano. W niniejszym załączniku szerzej wyjaśniono istotę tych metod. Takie uszczegółowienie ułatwia uzasadnienie zastosowania metod służących do klasyfikowania obiektów (powiatów) w badaniach opisanych w rozdziale szóstym

Ogólny schemat procedury klasyfikacji obiektów składa się z następujących kroków (Walesiak, 2004, s. 318–321):

1. Wybór obiektów do klasyfikacji,
2. Określenie listy potencjalnych zmiennych opisujących klasyfikowane obiekty, a następnie ich redukcja na podstawie kryterium ich zawartości informacyjnej mierzonej zazwyczaj za pomocą klasycznego współczynnika zmienności:

$$V(x) = \frac{S(x)}{\bar{x}},$$

gdzie: $S(x)$ i \bar{x} oznaczają odpowiednio wartość odchylenia standardowego i średniej arytmetycznej badanej zmiennej. Jako wartość progową współczynnika zmienności przyjęto próg 10%, podobnie jak w pracy Malina (2020).

3. Normalizacja w celu doprowadzenia zmiennych mierzonych w różnych jednostkach do porównywalności.
4. Określenie sposobu pomiaru podobieństwa obiektów. Każdy obiekt w wielowymiarowej analizie porównawczej opisany jest za pomocą wektora cech $\mathbf{x}_i = (x_{i1}, \dots, x_{im})$, gdzie x_{ij} oznacza wartość j -tej cechy w i -tym obiekcie. Analiza skupień opiera się na pomiarze podobieństwa między obiektami. W celu jego pomiaru stosuje się różne miary podobieństwa lub odmienności. Dla cech ilościowych na ogół wyznacza się miary odległości, które opierają się na dystansie (odległości) między obiektami. Im mniejsza jest odległość pomiędzy porównywanymi obiektami, tym są do siebie bardziej podobne. Do

najczęściej wykorzystywanych miar odległości zalicza się m.in. (Walesiak, 2004, s. 41; Balicki, 2009, s. 214–227):

- odległość euklidesową,
- kwadrat odległości euklidesowej,
- odległość miejską (Manhattan),
- odległość Czebyszewa,
- odległość Minkowskiego (potęgowa) będąca uogólnieniem odległości euklidesowej, miejskiej i Czebyszewa,
- odległość 1– r Pearsona.

W przypadku zmiennych mierzonych na skali nominalnej do pomiaru dystansu między obiektami stosuje się np. niezgodność procentową (Panek, 2009, s. 45–46).

Dla potrzeb prezentowanego badania podobieństwa powiatów wektor cech i -tego powiatu będzie wyrażony w następujący sposób:

- w przypadku ogólnych atrybutów uczniów $\mathbf{x}_i = (a_{i1}, \dots, a_{i8})$,
- w przypadku umiejętności społecznych $\mathbf{x}_i = (u_{i1}, \dots, u_{i6})$.

Wektory utworzą więc dla listy powiatów macierz, której schemat dla ogólnych atrybutów uczniów zaprezentowano w tabeli 1.

Tabela 1.

Schemat macierzy powiatów i atrybutów uczniów

powiat	atomybytu uczyńów techników							
	a_1	a_2	a_3	a_4	a_5	a_6	a_7	a_8
p_1	a_{11}	a_{13}	a_{13}	a_{14}	a_{15}	a_{16}	a_{17}	a_{18}
...
p_n	a_{n1}	a_{n2}	a_{n3}	a_{n4}	a_{n5}	a_{n6}	a_{n7}	a_{n8}

Źródło: opracowanie własne

5. Wybór metody klasyfikacji. W klasycznej analizie skupień wymienia się dwa podejścia:
 - metody hierarchiczne, w tym grupowanie aglomeracyjne i deglomeracyjne,
 - metody kombinatoryczne (optymalizacyjno-podziałowe).
6. Ustalenie liczby klas, na które dokonuje się podziału.
7. Walidacja wyników oraz opis i profilowanie klas.

Bibliografia

1. Balicki, A. (2009), *Statystyczna analiza wielowymiarowa i jej zastosowania społeczno-ekonomiczne*, Wydawnictwo Uniwersytetu Gdańskiego, Gdańsk.
2. Panek, T. (2009), *Statystyczne metody wielowymiarowej analizy porównawczej*, Oficyna Wydawnicza Szkoła Główna Handlowa w Warszawie, Warszawa.
3. Walesiak, M. (2004), *Metody klasyfikacji*, w: *Metody statystycznej analizy wielowymiarowej w badaniach marketingowych*, Gatnar, E. i Walesiak, M. (red.), Wydawnictwo Akademii Ekonomicznej im. Oskara Langego we Wrocławiu, Wrocław, s. 316–350.

