

**METODY
WIELOKRYTERIALNEGO
PODEJMOWANIA DECYZJI
W BADANIU RYZYKA
FINANSOWANIA
PRZEDSIĘBIORSTW**

Paweł Konopka

**METODY
WIELOKRYTERIALNEGO
PODEJMOWANIA DECYZJI
W BADANIU RYZYKA
FINANSOWANIA
PRZEDSIĘBIORSTW**



Białystok 2021

Recenzenci

dr hab. Bogumił Kamiński, prof. SGH

dr hab. Jerzy Michnik, prof. UE

Opracowanie graficzne

Marek Owieczko

Redakcja i korekta

Janina Demianowicz

Skład i redakcja techniczna

Wiesław Wróbel

© Copyright by Uniwersytet w Białymstoku
Białystok 2021

ISBN 978-83-7431-675-0

Wydanie publikacji zostało sfinansowane ze środków
Wydziału Ekonomii i Finansów Uniwersytetu w Białymstoku

Wydawnictwo Uniwersytetu w Białymstoku
ul. Świerkowa 20B, 15-328 Białystok
tel. (85) 745 71 20, (85) 745 71 02, (85) 745 70 59
e-mail: wydawnictwo@uwb.edu.pl
www: <http://wydawnictwo.uwb.edu.pl>

Druk i oprawa
volumina.pl Daniel Krzanowski

SPIS TREŚCI

WPROWADZENIE	11
1. ISTOTA ORAZ PODSTAWOWE RODZAJE RYZYKA W FINANSOWANIU PRZEDSIĘBIORSTW	19
Wprowadzenie	19
1.1. Pojęcie ryzyka oraz niepewności	19
1.2. Wybrane źródła finansowania przedsiębiorstw w Polsce.....	23
1.3. Ryzyko kredytowe oraz zdolność kredytowa w finansowaniu przedsiębiorstw.....	27
1.4. Metody oceny ryzyka finansowania przedsiębiorstw	38
1.5. Wskaźniki finansowe jako kryteria oceny zdolności kredytowej przedsiębiorstw.....	54
Podsumowanie	60
2. OCENA RYZYKA FINANSOWANIA PRZEDSIĘBIORSTW JAKO ZAGADNIENIE WIELOKRYTERIALNEGO PODEJMOWANIA DECYZJI	61
Wprowadzenie	61
2.1. Podstawy wielokryterialnej analizy decyzyjnej	62
2.2. Formalizacja wielokryterialnego modelu oceny wniosku aplikacyjnego	73
2.3. Prezentacja problemów decyzyjnych oceny ryzyka finansowania przedsiębiorstw oraz związanych z nimi danych empirycznych	86
3. WSPOMAGANIE PODEJMOWANIA DECYZJI DOTYCZĄCYCH FINANSOWANIA PRZEDSIĘBIORSTW ZA POMOCĄ KLASYCZNYCH METOD WIELOKRYTERIALNYCH	113
Wprowadzenie	113

3.1. Zastosowanie metody SAW do oceny ryzyka finansowania przedsiębiorstw	114
3.1.1. Algorytmy metody SAW	114
3.1.2. Model oceny wniosku aplikacyjnego oparty na metodzie SAW wykorzystujący wskaźniki finansowe	118
3.1.3. Model oceny wniosku kredytowego oparty na lingwistycznej metodzie SAW	122
3.1.4. Agregacyjny model oceny wniosku aplikacyjnego oparty na metodach SAW i LSAW	134
3.2. Zastosowanie metody Hellwiga w ocenie ryzyka finansowania przedsiębiorstw	141
3.2.1. Algorytmy metody Hellwiga	141
3.2.2. Model oceny wniosku aplikacyjnego oparty na klasycznej metodzie Hellwiga	146
3.2.3. Model oceny wniosku aplikacyjnego oparty na lingwistycznej metodzie LHellwiga	150
3.3. Zastosowanie metody TOPSIS do oceny ryzyka finansowania przedsiębiorstw	154
3.3.1. Algorytm metody TOPSIS	154
3.3.2. Model oceny wniosku aplikacyjnego oparty na lingwistycznej metodzie TOPSIS	158
3.4. Zastosowanie metody WINGS do oceny ryzyka finansowania przedsiębiorstw	163
3.4.1. Algorytm metody WINGS	163
3.4.2. Model oceny wniosku aplikacyjnego oparty na metodzie WINGS	164
Podsumowanie	167

4. ROZMYTE METODY WIELOKRYTERIALNEGO PODEJMOWANIA DECYZJI W BADANIU RYZYKA FINANSOWANIA

PRZEDSIĘBIORSTW	171
Wprowadzenie	171
4.1. Podstawowe pojęcia z teorii zbiorów rozmytych	172
4.2. Zastosowanie rozmytej metody SAW do oceny ryzyka finansowania przedsiębiorstw	179
4.2.1. Algorytmy rozmytej metody SAW	179
4.2.2. Model oceny wniosku aplikacyjnego oparty na rozmytej lingwistycznej metodzie SAW	183
4.3. Zastosowanie rozmytej metody TOPSIS do oceny ryzyka finansowania przedsiębiorstw	189
4.3.1. Algorytmy rozmytej metody TOPSIS	189

4.3.2. Modele oceny wniosku aplikacyjnego oparte na rozmytej lingwistycznej metodzie TOPSIS.....	199
4.3.3. Model agregacyjny oceny wniosku aplikacyjnego oparty na rozmytej metodzie TOPSIS	202
Podsumowanie	209
ZAKOŃCZENIE	213
ANEKS	215
LITERATURA	219
STRESZCZENIE	237
SUMMARY	239
SPIS TABEL	241
SPIS SCHEMATÓW	246
SPIS WYKRESÓW	247
SPIS RYSUNKÓW	249

*Książkę tę dedykuję
mojej żonie i dzieciom*

WPROWADZENIE

Podstawową jednostką w gospodarce wolnorynkowej jest przedsiębiorstwo. W tym systemie procesy ich tworzenia i upadku zachodzą w sposób naturalny, a o istnieniu bądź bankructwie firmy przesądza wiele czynników. Z definicji przedsiębiorstwa wynika, iż jest to jednostka prowadząca wybrany rodzaj lub rodzaje działalności gospodarczej, podejmująca pewne ryzyko, żeby osiągnąć zamierzone cele, w tym ekonomiczne. Zamierzenia te mogą być osiągnięte przez nowe inwestycje. Niezależnie od rodzaju inwestycji, częstym problemem staje się sposób jej finansowania. Podstawowymi źródłami finansowania inwestycji, wskazywanymi przez przedsiębiorstwa, są środki własne oraz środki zewnętrzne, tj.: kredyty bankowe, pożyczki, dotacje. W praktyce większość przedsiębiorstw, starających się o dofinansowanie inwestycji, zakłada jej współfinansowanie przy wykorzystaniu kredytu bankowego.

Zarówno przyznanie dotacji na realizację inwestycji, jak i finansowanie inwestycji kredytem bankowym, determinuje ryzyko niedotrzymania warunków, na jakich udzielono wsparcia dotacyjnego lub ryzyko zaprzestania spłaty kredytu. Banki przeprowadzają ocenę zdolności kredytowej klientów, aby zminimalizować ryzyko kredytowe, przez które rozumie się ryzyko zwrotności kredytu i odsetek, czyli zagrożenie, że kredyt udzielony klientowi wraz z należnymi odsetkami nie zostanie spłacony. W obu przypadkach, tak dotacji, jak i kredytu, instytucje finansujące powinny stosować procedury oceny ryzyka powodzenia inwestycji i zdolności kredytowej. W szczególności problematyczne staje się oszacowanie ryzyka finansowania nowych przedsiębiorstw, które nie powstały jako podmioty wyodrębnione z innego większego przedsiębiorstwa. W odniesieniu do tych przedsiębiorstw nie istnieją dane historyczne na temat ich działalności, a informacje o nich są ograniczone.

Najczęściej stosowanymi metodami oceny ryzyka finansowania przedsiębiorstw są: metody punktowe (w których przodują banki komercyjne),

metody opisowe (głównie stosowane w mniejszych instytucjach finansowych i niekomercyjnych instytucjach finansowych) oraz metody statystyczne, które opierają się na historycznych danych charakteryzujących przedsiębiorstwo (np.: wyniki finansowe przedsiębiorstwa, jakość spłaty historycznych zobowiązań). Zaobserwować można jednocześnie tendencję do ograniczania stosowania w praktyce metody opisowej, w której podstawową rolę w podjęciu decyzji o udzieleniu kredytu odgrywa głównie wiedza ekspercka. Wynika to z faktu, iż instytucje finansowe dążą do skrócenia czasu oceny wniosku, jego standaryzacji oraz do obniżenia kosztów związanych z procesem oceny ryzyka kredytowego. Korzystanie z modelu statystycznego ogranicza zatrudnienie ekspertów z dziedziny oceny ryzyka do grona tych ekspertów, którzy z poziomu centrali zarządzają ryzykiem.

Istotnym utrudnieniem w analizie ryzyka finansowania przedsiębiorstw jest fakt, że instytucje finansowe rzadko dysponują informacjami dotyczącymi odrzuconych wniosków kredytowych. Co więcej, małe instytucje finansowe (np. banki spółdzielcze) często dysponują w tym zakresie ograniczonymi danymi historycznymi, które dodatkowo mogą być niepewne. Jest to często spotykana w praktyce sytuacja, z którą mamy do czynienia, gdy badana populacja kredytobiorców jest mała, skala działalności podmiotu udzielającego finansowania jest niewielka lub gdy posiadane przez podmiot dane historyczne zdezaktualizowały się, ponieważ straciły własność reprezentatywności (ma to miejsce np. w sytuacji zmiany sytuacji makroekonomicznej). W dostępnych bazach danych dotyczących kredytobiorców brakuje również wyselekcjonowanych danych dotyczących przedsiębiorstw upadłych z przyczyn strategicznych, tzn. upadłości, do których doszło na skutek celowego działania osób zarządzających przedsiębiorstwem. Co więcej, dostępne bazy danych o kredytobiorcach i jakości spłaty podlegają ciągłym modyfikacjom i aktualizacji, tym samym modele oparte na tych danych muszą być na bieżąco aktualizowane. Badane populacje przedsiębiorstw, użyte w budowie modelu, mogą być niestabilne, tzn. populacje bankrutów i przedsiębiorstw w dobrej sytuacji finansowej w odniesieniu do koniunktury gospodarczej nie są identyczne z tymi populacjami w okresie kryzysu gospodarczego. Błąd prognozy może być zatem następstwem tego, że model został zbudowany np. na danych z okresu koniunktury, a jest używany do oceny ryzyka w okresie recesji gospodarczej.

Ważnym problemem oceny ryzyka w finansowaniu przedsiębiorstw staje się poszukiwanie narzędzi bądź metod badawczych, które będą uwzględniały złożoną strukturę problemu decyzyjnego, tj. będą mogły być wykorzystane podczas podejmowania decyzji na podstawie szeregu kryteriów opisanych za pomocą danych różnego typu, uwzględnią w modelu wiedzę ekspercką na temat badanego zagadnienia oraz będą wyrażały preferencje osoby podejmującej decyzję. Opracowując narzędzie bądź metodę wspomagającą podejmowanie decyzji

o udzieleniu bądź nieudzieleniu finansowania, należy wziąć pod uwagę, że ocena zdolności do terminowej obsługi zobowiązań finansowych w przypadku przedsiębiorstw wymaga:

- uwzględnienia wielu, często konfliktowych kryteriów oceny wniosku;
- włączenia do modelu danych pochodzących z różnych źródeł i o różnorodnym charakterze, np.: dokładnych danych liczbowych, przedziałowych (np. wartość spodziewanych przychodów wyniesie od 1 do 1,2 mln zł), nieprecyzyjnych (np. wartość spodziewanych przychodów wyniesie około 1,1 mln zł) lub wyrażonych słownie (np. stwierdzenie/ocena, iż popyt na planowane usługi przedsiębiorstwa będzie duży);
- możliwości oceny kondycji jednej firmy na tle innych firm, konkurentów ubiegających się o ten sam kredyt;
- wykorzystania wskaźników oceniających kondycję firmy, które są budowane za pomocą różnych standardów sprawozdawczości oraz różnych rodzajów sprawozdania, na podstawie których wskaźniki są kalkulowane (skonsolidowane, nieskonsolidowane);
- konieczności eliminowania efektów skali kryteriów, ponieważ kryteria mogą być wyrażane w rozmaitych jednostkach oraz uwzględnienia stopnia ich ważności;
- możliwości modyfikacji narzędzia, zmian kryteriów oceny oraz ich wag (np. z racji zmiany pewnych parametrów ekonomicznych);
- możliwości zastosowania wiedzy eksperckiej w budowie modelu decyzyjnego.

Celem głównym pracy było przedstawienie problemu oceny ryzyka finansowania przedsiębiorstw jako problemu wielokryterialnego podejmowania decyzji oraz budowa modeli decyzyjnych z wykorzystaniem wybranych metod. Celem metodycznym pracy było opracowanie procedur wielokryterialnych wspomagających ocenę aplikacji kredytowej przedsiębiorstwa. Cel praktyczny pracy sprowadzono do empirycznej weryfikacji zaproponowanych modeli na podstawie danych rzeczywistych.

Na potrzeby pracy wyróżniono dwie sytuacje w ocenie ryzyka finansowania przedsiębiorstw. W pierwszej z nich dysponowano pełną informacją, a w drugiej posiadane informacje były niepełne, nieprecyzyjne bądź wyrażone słownie. Wybór techniki uzależniono od problemu decyzyjnego oraz od rodzaju dostępnych informacji. W pierwszym przypadku do oceny ryzyka finansowania przedsiębiorstw zastosowano klasyczne metody analizy wielokryterialnej (*Multi Criteria Decision Making* – MCDM), w drugim wykorzystano metody wielokryterialne oparte na koncepcji zbioru rozmytego.

Zidentyfikowano, towarzyszące celowi głównemu, następujące zadania badawcze:

- 1) Przegląd stosowanych metod oceny ryzyka w finansowaniu przedsiębiorstw.
- 2) Prezentacja problemu oceny ryzyka finansowania przedsiębiorstw jako zagadnienia wielokryterialnego podejmowania decyzji.
- 3) Konstrukcja teoretycznych modeli oceny ryzyka kredytowego z wykorzystaniem klasycznych i rozmytych metod wielokryterialnego podejmowania decyzji.
- 4) Weryfikacja empiryczna powstałych modeli z wykorzystaniem pozyskanych danych bankowych.
- 5) Analiza i porównanie otrzymanych wyników.

Przeprowadzone w pracy badania wskazują, że metody wielokryterialnego podejmowania decyzji są użytecznym narzędziem badania ryzyka finansowania przedsiębiorstw. W szczególności wykazano, że klasyczne metody wielokryterialnego podejmowania decyzji są przydatne w ocenie ryzyka finansowania przedsiębiorstw w sytuacji, gdy kryteria decyzyjne są opisane przez dokładne dane liczbowe lub ekwiwalenty liczbowe zmiennych lingwistycznych natomiast rozmyte metody wielokryterialnego podejmowania decyzji w ocenie ryzyka finansowania przedsiębiorstw są przydatne w sytuacji dysponowania wiedzą niepełną lub nieprecyzyjną. Przez pojęcie użyteczności narzędzia na potrzeby pracy przyjęto możliwość jego zastosowania do oceny ryzyka finansowania przedsiębiorstw z uwzględnieniem:

- specyfiki problemu oceny ryzyka finansowania przedsiębiorstw;
- informacji zawartej we wniosku aplikacyjnym (np. wniosku kredytowym, pożyczkowym, dotacyjnym);
- różnego sposobu analizy preferencji osoby podejmującej decyzję i jego wiedzy eksperckiej;
- łatwości i przyjazności stosowanego algorytmu oceny wniosku;
- skuteczności rozpoznawania „dobrych” i „złych” klientów.

Weryfikacji użyteczności wybranych narzędzi dokonano dzięki prezentacji teoretycznych modeli opartych na metodach wielokryterialnych. Weryfikacji empirycznej modeli dokonano z wykorzystaniem rzeczywistych danych dotyczących wniosków kredytowych przedsiębiorstw spłacających kredyty inwestycyjne oraz preferencyjne pożyczki zaciągnięte celem sfinansowania startu indywidualnej działalności gospodarczej.

W celu zweryfikowania hipotezy badawczej przyjęto następujący schemat postępowania badawczego:

- określenie pojęć i założeń metodycznych;
- dekompozycję przedmiotu badania;
- budowę modeli wielokryterialnych oceny zdolności kredytowej i weryfikację empiryczną powstałych modeli.

W części teoretycznej zaprezentowano wyniki studiów literaturowych z zakresu obecnie stosowanych metod wspomagających ocenę aplikacji kredytowych przedsiębiorstw. Zastosowane w części empirycznej postępowanie opierało się na systematycznym badaniu możliwości wykorzystania metod rozważanych w pracy i weryfikacji ich użyteczności w praktyce.

Ważnym etapem badań w pracy był wybór metody lub metod, które można zastosować do rozwiązania rozważanego problemu decyzyjnego.

Herbert Simon podzielił problemy decyzyjne na trzy kategorie [Simon, 1960]:

- **problemy decyzyjne dobrze ustrukturyzowane**, tj. problemy decyzyjne, w których kluczowe zależności pomiędzy parametrami są znane i są możliwe do wyrażenia w sposób formalny;
- **problemy decyzyjne źle ustrukturyzowane lub mieszane**, tj. zagadnienia decyzyjne, w których występują zarówno elementy jakościowe, jak i ilościowe, jak również, w których przeważają elementy nieznanne lub niezdefiniowane; w zagadnieniach tego typu zastosowanie znajdują m.in.: analiza kosztów i korzyści oraz metody wielokryterialne;
- **problemy nieustrukturyzowane**, tj. problemy decyzyjne, w których dominują parametry jakościowe, gdzie nie można wskazać obiektywnego modelu agregacji; problemy tego rodzaju są spotykane w polityce, podejmowaniu decyzji personalnych; problemy tego typu są analizowane z wykorzystaniem m.in. wielokryterialnego wspomagania decyzji, lecz wymagają szczególnej uwagi i namysłu ze względu na swój charakter.

Schemat organizacyjny prowadzonych w pracy badań przedstawiono na schemacie 1.

W przypadku problemów oceny ryzyka finansowania przedsiębiorstw, które są dobrze ustrukturyzowane, wykorzystano klasyczne metody wielokryterialne, a w przypadku problemów słabo ustrukturyzowanych, do budowy modeli decyzyjnych wykorzystano metody wielokryterialne wykorzystujące pojęcie zbioru rozmytego.

W literaturze przedmiotu są publikacje ułatwiające wybór metody wspomagającej podejmowania decyzji [Roy 1990; Guitouni, Martel, 1998; Macoun, Prabhu, 1999; Figueira, Greco, Ehr Gott, 2005; Roszkowska, 2016]. Autorzy wskazują na aspekty, które należy uwzględnić wybierając metodę wspomagającą podjęcie decyzji. Są to:

- **struktura kryteriów decyzyjnych** – prosta, czyli zadana w postaci kryteriów lub złożona, gdzie zależności między kryteriami są hierarchiczne bądź sieciowe;
- **reprezentacja kryteriów decyzyjnych** – informacje w postaci danych liczbowych, rozmytych, przedziałów liczbowych, etykiet słownych;

Schemat 1. Schemat organizacyjny prowadzonych w pracy badań nad ryzykiem w finansowaniu przedsiębiorstw

WYZNACZENIE OBSZARÓW MAJĄCYCH WPŁYW NA ZDOLNOŚĆ KREDYTOWĄ PRZEDSIĘBIORSTWA

- Określenie niezbędnego zakresu informacji z otoczenia mikro- i makro-ekonomicznego przedsiębiorstwa.
- Określenie niezbędnego zakresu informacji na temat kondycji finansowej przedsiębiorstwa.
- Określenie niezbędnego zakresu informacji na temat przedsięwzięcia planowanego do realizacji.
- Analiza zabezpieczeń spłaty zobowiązania.
- Określenie niezbędnego zakresu informacji z historii działania przedsiębiorstwa.



DEFINICJA ZMIENNYCH ORAZ POWIĄZANIE ZMIENNYCH Z KRYTERIAMI DECYZYJNYMI



OKREŚLENIE FORMY, W JAKIEJ SĄ PRZENOSZONE INFORMACJE PRZEZ POSZCZEGÓLNE ZMIENNE



- Zmienne reprezentowane za pomocą liczb rzeczywistych.
- Zmienne opisywane za pomocą wyrażeń lingwistycznych.
- Zmienne reprezentowane za pomocą wielkości różnego typu.



**WYBÓR METODY LUB METOD ROZWIĄZANIA ZAGADNIENIA/
/POBLEMU RYZYKA FINANSOWANIA PRZEDSIĘBIORSTWA**



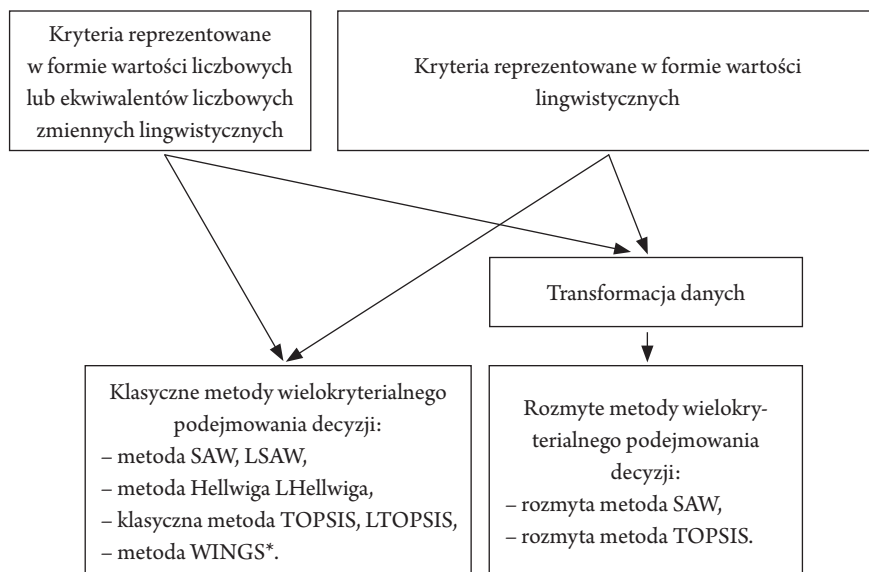
OCENA RYZYKA W FINANSOWANIU PRZEDSIĘBIORSTW

Źródło: opracowanie własne.

- **skalę problemu** – problemy małej skali dotyczą podjęcia decyzji w stosunku do kilku lub kilkunastu przedsiębiorstw, natomiast problemy dużej skali obejmują problemy związane z dziesiątkami lub setkami przedsiębiorstw;
- **analiza preferencji oceniającego wniosek** – przeprowadzoną na podstawie danych numerycznych, oceny werbalnej, ocen punktowych (skoringowych) z możliwością porównań wniosków parami oraz wykorzystania wektora wag kryteriów decyzyjnych;
- **struktura problemu decyzyjnego**;
- **stabilność ocen wniosków pożyczkowych** – usunięcie albo dodanie do problemu decyzyjnego wniosku pożyczkowego nie zmienia ocen ani uporządkowania pozostałych ocen wniosków pożyczkowych.

Na schemacie 2 powiązано kryteria decyzyjne (z uwzględnieniem ich charakteru) z metodami rozważanymi w pracy.

Schemat 2. Wykorzystanie metod wielokryterialnego podejmowania decyzji w zależności od posiadanych danych



* Należy zaznaczyć, że metoda WINGS wykracza poza klasyczny wzorzec metody wielokryterialnej ze względu na brak założenia o preferencyjnej niezależności kryteriów decyzyjnych.

Źródło: opracowanie własne.

Układ pracy odzwierciedla zastosowane postępowanie badawcze. We wprowadzeniu określono założenia pojęciowe, zaprezentowano dorobek nauk ekonomicznych oraz teorii metod wielokryterialnych w przedmiotowym zakresie.

W rozdziale 1 przedstawiono pojęcie ryzyka i niepewności, dokonano przeglądu portfela kredytowego w Polsce, przede wszystkim z uwzględnieniem kredytów udzielonych dla przedsiębiorstw. Przedstawiono problem ryzyka kredytowego oraz związany z nim problem oceny zdolności kredytowej. Dokonano przeglądu stosowanych obecnie metod oceny ryzyka finansowania firm oraz omówiono najważniejsze wskaźniki finansowe stosowane w ocenie ryzyka kredytowego przedsiębiorstw.

W rozdziale 2 zaprezentowano rozpatrywane w pracy problemy decyzyjne. Przedstawiono posiadane dane liczbowe, które w rozdziałach kolejnych wykorzystano do budowy modeli decyzyjnych. Dokonano także weryfikacji statystycznej posiadanych danych, a także wyboru zmiennych zastosowanych w modelach jako kryteria decyzyjne. W kolejnym kroku z każdym problemem decyzyjnym powiązано metody wielokryterialne (klasyczne lub rozmyte), których użyto do budowy modeli decyzyjnych. W przypadku niektórych metod konieczne było wyznaczenie wektorów wagowych kryteriów decyzyjnych. W tym celu, wykorzystując różne metody, subiektywne i obiektywne, wyznaczono wektory wagowe dla zmiennych przyjętych jako kryteria decyzyjne.

Rozdział 3 poświęcono klasycznym metodom wielokryterialnego podejmowania decyzji. Dla każdej prezentowanej metody skonstruowano model decyzyjny, a następnie dokonano jego weryfikacji empirycznej z wykorzystaniem posiadanych danych. W budowie modeli wielokryterialnych uwzględniono różne wektory współczynników wagowych, wyznaczonych za pomocą metod szacowania wag kryteriów przedstawionych w rozdziale 2. Rozważano tu metody oparte na konstrukcji miernika syntetycznego oraz metodę opartą na konstrukcji i analizie zależności między kryterialnej grafu decyzyjnego.

Rozdział 4 dotyczy rozmytych metod wielokryterialnego podejmowania decyzji. W tym rozdziale zdefiniowano pojęcie zbioru rozmytego, liczby rozmytej i zmiennej lingwistycznej. Dokonano także porównania klasycznej teorii przynależności obiektu do zbioru oraz przynależności do zbioru w sensie teorii zbiorów rozmytych. Wprowadzono definicje działań na zbiorach rozmytych. Na potrzebę budowy modeli przyjęto, iż zmienne lingwistyczne będą opisywane za pomocą trójkątnych liczb rozmytych. Użyteczność skonstruowanych modeli zweryfikowano m.in. dzięki wykorzystaniu danych empirycznych dotyczących finansowania startów indywidualnych działalności gospodarczych za pomocą preferencyjnej pożyczki.

Zakończenie zawiera posumowanie otrzymanych wyników, wnioski i rekomendacje dotyczące możliwości wykorzystania poszczególnych metod w praktyce.

1

ISTOTA ORAZ PODSTAWOWE RODZAJE RYZYKA W FINANSOWANIU PRZEDSIĘBIORSTW

Wprowadzenie

W tym rozdziale przedstawiono podstawowe zagadnienia związane z ryzykiem w finansowaniu przedsiębiorstw. W podrozdziale 1.1. zdefiniowano pojęcie ryzyka i niepewności. W podrozdziale 1.2. omówiono wybrane źródła finansowania przedsiębiorstw w Polsce. W podrozdziale 1.3. określono pojęcie zdolności kredytowej i ryzyka kredytowego w finansowaniu przedsiębiorstw. Zwrócono uwagę na złożoność procesów zachodzących w otoczeniu przedsiębiorstwa oraz wielość czynników mających wpływ na ryzyko niewywiązywania się przedsiębiorstwa z terminowej regulacji zobowiązań kredytowych. Podjęto próbę opisu obszarów działalności przedsiębiorstwa ze względu na identyfikację czynników, które mogą oddziaływać na jego sytuację finansową. Zwrócono uwagę na problem zagrożeń związanych z upadłością przedsiębiorstw. W podrozdziale 1.4. opisano metody wspomagające podejmowanie decyzji kredytowych stosowane w praktyce, a w podrozdziale 1.6. wskaźniki finansowe najczęściej wykorzystywane w ocenie ryzyka finansowania przedsiębiorstw.

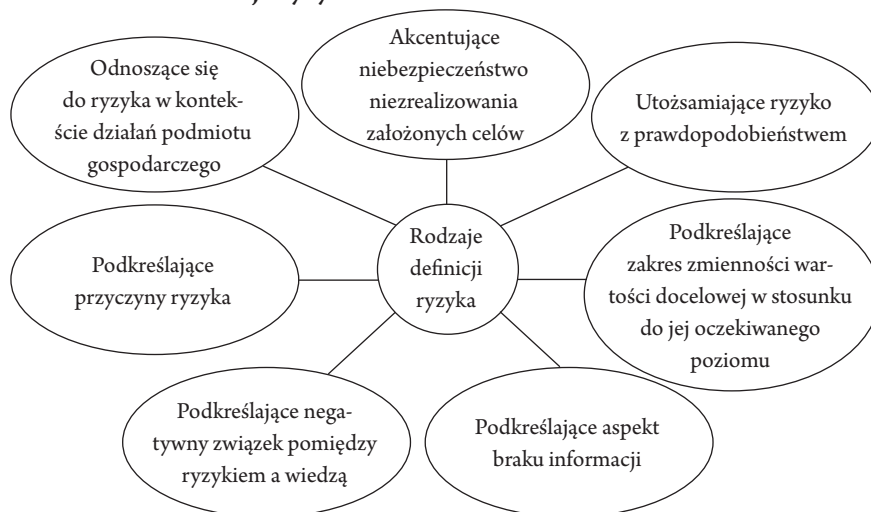
1.1. Pojęcie ryzyka oraz niepewności

Ryzyko jest pojęciem niejednoznacznym, z czym wiążą się trudności z określeniem jego definicji. Podejścia definicyjne do pojęcia ryzyka, stosowane w literaturze przedmiotu, przedstawiono na schemacie 1.1.

[Niedziółka, 2002]. Słowo to, w zależności od kraju bądź języka, ma różne, choć czasem zbliżone znaczenie. W języku łacińskim słowo *riscare* oznacza ‘omijanie czegoś’, w języku arabskim słowo *risq* oznacza ‘dopust boży’ lub ‘los’, a w językach hiszpańskim oraz francuskim oznacza ‘odwagę’ i ‘niebezpieczeństwo’. W języku włoskim słowo *rischio* oznacza ‘niebezpieczeństwo związane z handlem morskim’, jednocześnie odnosi się do strachu przed potencjalnym wypadkiem oraz do korzyści finansowych generowanych z podjętych działań handlowych. W tym przypadku pojęcie ryzyka utożsamiano zarówno z zagrożeniami płynącymi z jego podjęcia, jak i potencjalnymi korzyściami finansowymi. Z terminem ryzyka wiązano także zdarzenia lub problemy, które nie miały jednoznacznego, precyzyjnego wyjaśnienia, a których zaistnienie wpływało na przyszłość człowieka. Z uwagi na powyższe można określić dwa różne, ale związane ze sobą znaczenia ryzyka [Kaczmarek, 2010]:

- ryzyko obejmujące procesy dokonujące się poza człowiekiem, lecz wskutek jego aktywności wywołujące ryzyko w jego otoczeniu;
- ryzyko jako niebezpieczne przedsięwzięcie podjęte przez człowieka i charakteryzujące jego odwagę.

Schemat 1.1. Definicje ryzyka



Źródło: opracowanie własne na podstawie: [Niedziółka, 2002].

Wraz z upływem czasu pojęcie ryzyka ewaluowało w zależności od otoczenia politycznego, religii, warunków ekonomicznych bądź światopoglądowych (wydarzenia, takie jak: klęski żywiołowe, epidemie, klęski głodu, przez wiele wieków były uznawane za wydarzenia losowe bądź utożsamiano je z karą Boską). W przeszłości człowiek nie potrafił dokładnie identyfikować związków

przyczynowych, przewidywać oraz zabezpieczać się przed przyszłymi niebezpieczeństwami. W głównej mierze wynikało to z braku informacji bądź wiedzy na temat otoczenia. Wielkie odkrycia geograficzne roztaczały nowe perspektywy w zakresie handlu, produkcji i eksploatacji surowców. Przedsięwzięcia z nimi związane obarczało ryzyko, którego prawdopodobieństwo pojawienia się było praktycznie niemożliwe do oszacowania. W pierwszej kolejności brakowało informacji oraz wiedzy na temat podobnych przedsięwzięć dokonywanych w przeszłości. Tym samym możliwość kontrolowania ryzyka była ograniczona. Wystąpienie sytuacji ryzykownej utożsamiano wówczas z pechem, losem lub wolą Bożą. Dopiero wzrost wiedzy na temat czynników generujących zagrożenie wpłynął na możliwość ograniczania lub zapobiegania pojawiających się zagrożeń.

Rozważając definicje i stwierdzenia występujące w literaturze przedmiotu, można zauważyć wyraźne rozgraniczenie pojęcia ryzyka od pojęcia niepewności. Pojęciu niepewności przypisuje się o wiele szersze znaczenie w porównaniu z pojęciem ryzyka. Na początku XX wieku Alan Willett stwierdził, że ryzyko jest czymś obiektywnym, związanym z subiektywną niepewnością [Pritchard, 2002]. Ze względu na wieloznaczność słowa „niepewność” definicję tę uznano za zbyt mało precyzyjną. Nieco później zaczęto podejmować próby naukowego zdefiniowania słowa „ryzyko”. W latach trzydziestych XX wieku Frank Knight zaproponował definicję, która rozgraniczała pojęcia ryzyka i niepewności. Według niego, niepewność występuje, gdy można opisać czynniki potencjalnego niepowodzenia, ale nie można określić prawdopodobieństwa ich wystąpienia. W myśl tej definicji, niepewność jest zjawiskiem niemierzalnym, zaś ryzyko mierzalnym. Irving Pfeffer podjął się oceny relacji między ryzykiem a niepewnością, stwierdził, że „ryzyko jest kombinacją elementów hazardu (z arab. *az-zahr* – kostka, gra w kości; ryzyko, ryzykowne przedsięwzięcie, narażanie się na niebezpieczeństwo; gra w karty i w inne gry, w których znaczną lub decydującą rolę odgrywa przypadek)”. Zaznaczył, że „ryzyko jest stanem świata, niepewność jest stanem umysłu” [Pfeffer, 1956]. Zgodnie z tą definicją ryzyko odnosi się do zdarzeń występujących w otoczeniu człowieka z zastrzeżeniem, że zdarzenia te nie są wywołane działalnością ludzi. Natomiast w opinii Tadeusza Kaczmarka: ryzykiem jest zespół czynników, działań lub czynności, powodujących szkodę na ciele albo stratę materialną bądź wywołujących inne straty. Ryzyko różni się od niebezpieczeństwa, które oznacza raczej pewne bezpośrednie zagrożenie. O ryzyku mówi się wtedy, kiedy następstwa są niepewne. Zupełnie pewna strata nie jest ryzykiem [Kaczmarek, 2010].

Podsumowując, relacje między ryzykiem a niepewnością przedstawiane są następująco [Kaczmarek, 2010; Pritchard, 2002; Niedziółka, 2002]:

- różnica między ryzykiem a niepewnością jest powiązana ze stanem wiedzy;

- niepewność to zjawisko niemierzalne, zaś ryzyko jest zjawiskiem mierzalnym;
- ryzyko jest składową niepewności;
- ryzyko jest funkcją niepewności.

W literaturze istnieje wiele systematyk pojęcia ryzyka. Tadeusz Kaczmarek podzielił ryzyko na: ubezpieczeniowe, ekonomiczne, kursu walutowego i stopy procentowej, kredytowe, produkcyjne, prawne, bezpieczeństwa, organizacyjne, polityczne, związane z nowymi technologiami i ekologią, medyczne i epidemiologiczne, farmaceutyczne, chemiczne, psychologiczne, socjologiczne, ryzyko środków przekazu, cywilizacyjne i kulturowe, filozoficzne, etyczne i religijne [Kaczmarek, 2010]. Lista ta jest obszerna, a poszczególne rodzaje ryzyka mają wspólne elementy, np. ryzyko ekonomiczne zawiera w sobie elementy ryzyka walutowego. Każda ze sfer działalności gospodarczej, ze względu na swą specyfikę, jest narażona na ryzyko, dlatego trudno dokonać zupełnej klasyfikacji ryzyka.

W sytuacji wystąpienia ryzyka podmioty gospodarcze na ogół starają się zapobiec mu lub zniwelować negatywne skutki będące wynikiem problematycznego zdarzenia. W praktyce dąży się do maksymalnego ograniczenia ryzyka, jak również do zabezpieczenia się przed jego skutkami (uznaje się, że można zarządzać ryzykiem, które można skwantyfikować). Fazy zarządzania ryzykiem przedstawiono w tabeli 1.1.

Tabela 1.1. Zarządzanie ryzykiem

Kolejne fazy	Podejmowane działania
Identyfikacja ryzyka, w tym system wczesnego ostrzegania	<ul style="list-style-type: none"> - ustalenie przyczyn ryzyka, - stwierdzenie możliwości następstw, - identyfikacja podmiotów dotkniętych ryzykiem, - określenie prawdopodobieństwa zaistnienia zdarzenia,
Pomiar/kwantyfikacja ryzyka	<ul style="list-style-type: none"> - ustalenie rozmiarów ryzyka oraz finansowych konsekwencji danego zdarzenia,
Analiza ryzyka i sformułowanie wariantów	<ul style="list-style-type: none"> - wyznaczenie możliwych wariantów, - środki zapobiegawcze, - analiza nakładów i kosztów poszczególnych alternatyw lub wariantów,
Przeciwdziałanie ryzyku. Scenariusze działań	<ul style="list-style-type: none"> - stwierdzenie gotowości oraz ustalenie zdolności podmiotu (spółki) do podejmowania ryzyka, - sprecyzowanie faktycznego poziomu ryzyka, - kwalifikacja przewidzianych do zastosowania możliwych alternatyw do opanowania ryzyka,

Kolejne fazy	Podejmowane działania
Decyzje wykonawcze i działania w obszarze ryzyka (sterowanie ryzykiem)	<ul style="list-style-type: none"> – wybór odpowiednich narzędzi, – ustalenie priorytetów, – zastosowanie odpowiedniej procedury.

Źródło: [Kaczmarek, 2010].

Przytoczone wyżej definicje ryzyka są bardzo ogólne. W celu dokładnej identyfikacji zjawiska niezbędne jest więc dokonanie próby klasyfikacji zjawiska. Pozwoli ona na bardziej precyzyjną identyfikację źródeł ryzyka, ocenę jego wpływu na podmiot gospodarczy oraz w konsekwencji na wybór odpowiednich procedur i metod radzenia sobie z ryzykiem. Poszczególne typy ryzyka wyodrębniono odnosząc się do poszczególnych sfer życia społecznego lub przez wskazanie źródeł ryzyka. Prosty, a zarazem przydatny w praktyce jest podział ryzyka na **systematyczne** i **specyficzne**. Pierwsze odnosi się do oddziaływania sił zewnętrznych, na które nie mamy wpływu. Przykładem tego typu ryzyk są: ryzyko zmiany przepisów podatkowych, ryzyko wystąpienia niekorzystnych zmian politycznych lub geopolitycznych, inflacji. Ryzyko specyficzne odnosi się do podmiotu gospodarczego. Źródłami ryzyka są tu m. in: sposób zarządzania firmą, konkurencja, wyniki finansowe podmiotu, struktura finansowania inwestycji. W przypadku przedsiębiorstw wygodnym podziałem ryzyka jest podział na **ryzyko finansowe** oraz **niefinansowe**. Oba rodzaje ryzyka przekładają się na wynik finansowy podmiotu, z tym, że pierwsze w sposób bezpośredni a drugie w sposób pośredni. Podział ten także jest podziałem bardzo ogólnym, dlatego analizując zaistniały problem dąży się na ogół do identyfikacji ryzyka z zależności od podejmowanej aktywności gospodarczej. W przypadku przedsiębiorstwa można wyróżnić ryzyko:

- odnoszące się do działalności operacyjnej przedsiębiorstwa; wyodrębnić można tu ryzyko płynności związane z odpowiednim ustalaniem terminów zapadalności aktywów i pasywów oraz ryzyko związane z nieterminowym wywiązywaniem się przez kontrahentów z zobowiązań wobec przedsiębiorstwa¹;
- rynkowe, dotyczące prawdopodobieństwa zmian stopy procentowej, zmian kursów walut, zmian cen;
- społeczne, związane z specyfiką egzystencji danej społeczności tj. zasadami religii, tradycją, ustrojem;
- wystąpienia zdarzeń losowych takich jak klęski żywiołowe, konflikty społeczne;
- gospodarcze, związane ze zmianą polityki gospodarczej kraju.

¹ Obecnie 80% transakcji handlowych objętych jest odroczonej terminem płatności.

1.2. Wybrane źródła finansowania przedsiębiorstw w Polsce

Kredyt bankowy jest, obok środków własnych, podstawową formą finansowania działalności inwestycyjnej oraz operacyjnej przedsiębiorstw. Pozyskanie kredytu bankowego ma zatem duże znaczenie dla rozwoju i stabilności działania przedsiębiorstwa. W praktyce, przedsiębiorstwa posiadające wystarczający poziom środków własnych na realizację inwestycji, także zaciągają zobowiązania kredytowe, wykorzystując tym samym efekt dźwigni finansowej. Rozwój przedsiębiorstw, szczególnie z sektora małych i średnich przedsiębiorstw (MŚP)², ma istotny wpływ na rozwój gospodarczy Polski. Potwierdzają to dane mikroekonomiczne, według których sektor MŚP odpowiada za tworzenie około 50% produktu krajowego brutto (PKB). Co więcej, 70% osób aktywnych zawodowo znajduje zatrudnienie w tym sektorze³. Podstawowym warunkiem ciągłego rozwoju przedsiębiorstw jest łatwy dostęp do kapitału. W dobie następujących po sobie kryzysów gospodarczych, problemy, które dotyczą pozyskania zewnętrznych źródeł finansowania, stają się bardzo istotne. Niepewność związana z przyszłą sytuacją gospodarczą powoduje ograniczenie dostępności kapitału w formie kredytu. Zwiększone ryzyko udzielenia finansowania determinuje wzrost jego całkowitego kosztu, co również ogranicza skłonność przedsiębiorców do realizacji nowych inwestycji. Innym czynnikiem, negatywnie wpływającym na plany realizacji nowych inwestycji, jest polityka państwa realizowana w stosunku do przedsiębiorstw. Przerost biurokracji, wysoki koszt podstawowych opłat związanych z prowadzeniem działalności gospodarczej (np. koszt obowiązkowych ubezpieczeń ZUS), różnego rodzaju podatki oraz nadmierna kontrola urzędnicza są zasadniczymi problemami w rozwoju sektora przedsiębiorstw w Polsce.

W przypadku MŚP pierwszy rok funkcjonowania przeżywają w Polsce dwie na trzy firmy⁴ (w grupie firm założonych w 2015 roku do 2016 roku przetrwało 68,9% podmiotów). Wyższą „przeżywalnością” charakteryzują się osoby fizyczne prowadzące indywidualną działalność gospodarczą niż prawne („przeżywalność” pierwszego roku wyniosła odpowiednio – 70,3% i 61,3%). Większe

² „Na kategorię mikroprzedsiębiorstw oraz małych i średnich przedsiębiorstw (MŚP) składają się przedsiębiorstwa, które zatrudniają mniej niż 250 pracowników i których roczny obrót nie przekracza 50 milionów euro, a/lub całkowity bilans roczny nie przekracza 43 milionów euro” Wyciąg z art. 2 załącznika do zalecenia Komisji 2003/361/WE.

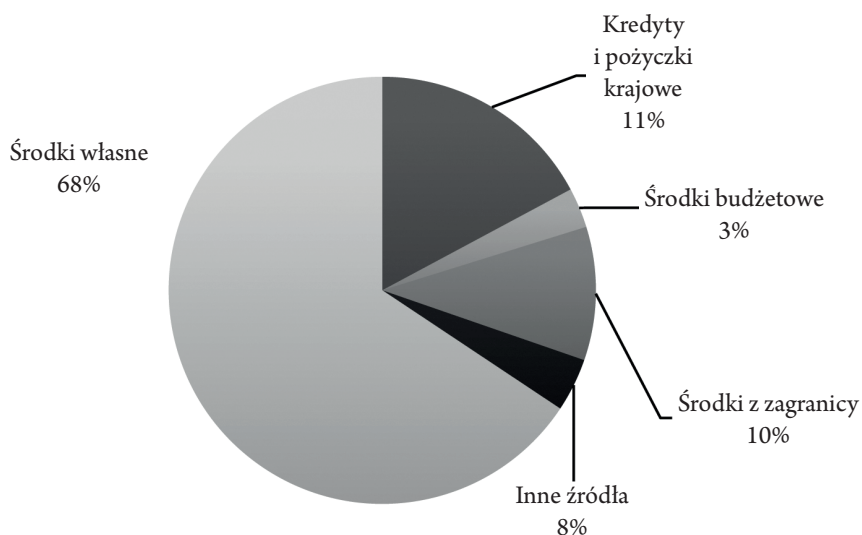
³ Według PARP, przedsiębiorstwa działające w Polsce generują blisko trzy czwarte polskiego PKB (74,0% w 2018 roku). Natomiast MŚP generują co drugą złotówkę PKB (49,9%), w tym najmniejsze firmy 30,5%. [https://www.parp.gov.pl/storage/publications/pdf/raport_o_stanie_sektora_2018.pdf, PARP, dostęp: 2018]

⁴ Dane dotyczące „przeżywalności” przedsiębiorstw opracowano na podstawie publikacji GUS [*Przedsiębiorstwa niefinansowe powstałe w latach 2011-2015*, GUS, dostęp: 2017].

szanse na przetrwanie pierwszego roku mają przedsiębiorstwa zatrudniające pracowników – 73,6% (w porównaniu z 68,3% podmiotów, które nie zatrudniają pracowników).

Strukturę źródeł finansowania przedsiębiorstw w sektorze MŚP zaprezentowano na wykresie 1.1. Zdecydowana większość przedsiębiorców wskazuje, że podstawowym źródłem finansowania inwestycji są środki własne. Jednak nie zmienia to faktu, że głównym źródłem zewnętrznym pozyskiwania kapitału jest kredyt bankowy. Obok kapitału własnego, kredyt bankowy stanowi podstawę finansowania zarówno działalności inwestycyjnej, jak i operacyjnej w przedsiębiorstwie.

Wykres 1.1. Źródła finansowania inwestycji w sektorze MŚP (bez mikroprzedsiębiorstw)⁵



Źródło: opracowanie własne na podstawie danych PARP 2017 https://www.parp.gov.pl/images/PARP_publications/pdf/raport%20o%20stanie%20sektora%20msp%20w%20polsce_2017.pdf [dostęp: 07.05.2018].

⁵ https://www.parp.gov.pl/images/PARP_publications/pdf/raport%20o%20stanie%20sektora%20msp%20w%20polsce_2017.pdf [dostęp: 07.05.2018]. Mikroprzedsiębiorstwo definiuje się jako przedsiębiorstwo zatrudniające mniej niż 10 pracowników, którego roczny obrót oraz/lub całkowity bilans roczny nie przekracza 2 milionów euro.

Możliwości pozyskania kapitału z różnych źródeł ze względu na ich rodzaj oraz stadium rozwoju przedsiębiorstwa w 2007 roku przedstawiła A. Skowronek-Mielczarek [2007]. Zaprezentowano je w tabeli 1.2.

Tabela 1.2. Źródła finansowania dostępne dla małych i średnich przedsiębiorstw

Dostępność	Faza rozwoju		
	Stadium początkowe	Mała firma	Średnia firma
Samofinansowanie	–	+	+++
Wkład wspólników	+++	+++	+++
Obrót pozagiełdowy	–	+	+
Fundusze <i>venture capital</i>	+	++	++
Kredyty bankowe	+	++	+++
Poręczenia kredytowe	+	++	+++
Leasing	–	+++	+++
Franchising	+	–	+++
Obligacje	–	+	+
Fundusze pomocowe	+	++	++
Kredyt kupiecki	+	+++	+++
Faktoring	–	++	+++
Pożyczki z sektora pozabankowego	+	++	+++
Pożyczki od rodziny i znajomych	++	+++	+++

Objaśnienie: – źródło niedostępne, + źródło trudno dostępne, ++ źródło średnio dostępne, +++ źródło łatwo dostępne.

Źródło: opracowanie na podstawie: [Skowronek-Mielczarek, 2007].

W 2007 roku kredyt bankowy zakwalifikowano do źródeł trudno dostępnych dla firm w stadium początkowym, średnio dostępnym dla małych firm, a łatwo dostępnym dla średnich firm. Obecnie klasyfikacja źródeł finansowania w poszczególnych fazach rozwoju uległa zmianie. W poprzedniej perspektywie finansowania środkami Unii Europejskiej 2007-2013 oraz w aktualnej perspektywie 2014-2020 znalazły się działania finansujące również nowo powstające firmy. W związku z powyższym, dostępności funduszy pomocowych w stadium początkowego działania przedsiębiorstwa nie należy oceniać jako źródła niedostępnego, lecz jako źródło co najmniej dostępne. Podobnie w przypadku franczyzy, wydaje się, że forma ta stanowi co najmniej dostępne źródło we wszystkich fazach rozwoju wymienionych w tabeli 1.2. Inaczej dzieje się

w przypadku funduszy *venture capital*. W literaturze można znaleźć przykłady na bardzo małą dostępność i znikomy udział tej formy finansowania inwestycji w porównaniu z inwestycjami w innych krajach europejskich [Grzywacz, 2009].

Odzwierciedleniem skuteczności zarządzania ryzykiem kredytowym w banku jest jakość jego portfela kredytowego. Z tej racji, że ryzyko kredytowe ma dominujące znaczenie dla każdego banku komercyjnego, to twierdzenie jest prawdziwe w odniesieniu do całościowej oceny zarządzania ryzykiem w banku. Kredyty udzielone dla sektora niefinansowego, tj. dla przedsiębiorstw i osób fizycznych, są najważniejszą pozycją aktywów w banku. Stabilność systemu finansowego jest bardzo ważna z wielu powodów. System bankowy odgrywa istotną rolę w finansowaniu gospodarki oraz w dużej mierze odpowiada za rozliczenia pieniężne. Według raportu: „Stabilność systemu finansowego jest przedmiotem szczególnego zainteresowania Narodowego Banku Polskiego (NBP) ze względu na powierzone tej instytucji ustawowe zadania działania na rzecz wyeliminowania lub ograniczania ryzyka systemowego, kształtowania warunków niezbędnych do rozwoju systemu bankowego, jak również działania na rzecz stabilności systemu finansowego w zakresie instytucji finansowych⁶. Realizując te działania, NBP współuczestniczy w sprawowaniu nadzoru makro ostrożnościowego nad systemem finansowym, a w razie wystąpienia bezpośredniego zagrożenia dla stabilności systemu finansowego – może również uczestniczyć w działaniach w zakresie zarządzania kryzysowego”⁷.

1.3. Ryzyko kredytowe oraz zdolność kredytowa w finansowaniu przedsiębiorstw

Podstawową działalnością banków jest przyjmowanie depozytów i przekształcanie ich w kredyty z wykorzystaniem pracy ludzkiej i kapitału fizycznego [Saley, 1977; Marzec, 2010]. W związku z tym można przyjąć, że z ekonomicznego punktu widzenia zarządzanie bankiem (w tym ryzykiem kredytowym) związane jest z zarządzaniem aktywami i pasywami. Bank działając na zasadzie rachunku wyników, dąży do maksymalizacji zysku. Jednak problem decyzyjny związany z prowadzeniem podstawowej sprzedaży, tj. sprzedaży kredytów, jest inny w stosunku do typowego przedsiębiorstwa. Dokonywana przez bank ocena ryzyka kredytowego powoduje, że nie każdy wnioskodawca może kredyt otrzymać. To z kolei prowadzi do zjawiska racjonowania produktu, jakim jest kredyt. Sytuacja taka leży w sprzeczności z modelami popytu i sprzedaży, gdzie

⁶ Artykuł 3, ust. 2, pkt 6, 6a i 6b Ustawy o NBP, [dostęp: 07.05.2018]

⁷ *Raport o stabilności systemu finansowego*, Narodowy Bank Polski, czerwiec 2017, [dostęp: 07.05.2018]

zakłada się istnienie ceny równowagi, czyli takiej stopy oprocentowania kredytu, przy której wszyscy wnioskodawcy mogą kredyt otrzymać. Opisane podejście banków jest spójne z zasadą maksymalizacji zysków i prezentuje racjonalne zachowanie się banków w sytuacji niedoskonałej informacji.

Ważnym źródłem finansowania przedsiębiorstwa są środki zwrotne, najczęściej w formie kredytu lub pożyczki bankowej. Kluczowym faktem jest powstanie zobowiązania między podmiotem udzielającym finansowania a podmiotem otrzymującym to finansowanie. Zobowiązanie to jest obwarowane licznymi wymogami ujętymi w stosownej umowie, która zawiera zapisy obejmujące parametry transakcji, m.in.: czas, w jakim kredytobiorca zobowiązuje się zwrócić kapitał; częstotliwość spłaty kapitału i odsetek; koszt kredytu; przeznaczenie kapitału; okres/okresy karencji w spłacie. Oprócz powyższego, podmiot finansowany zobowiązuje się do informowania podmiotu dostarczającego kapitał o powstałych okolicznościach, które mogą mieć wpływ na spłatę zobowiązania. Z umową tą związane jest tzw. ryzyko kredytowe, które przez badaczy zajmujących się problemem definiowane jest w różny sposób. Wybrane definicje ryzyka kredytowego przedstawiono w tabeli 1.3.

Tabela 1.3. Wybrane definicje ryzyka kredytowego

Autor	Definicja
E. Altman [1998]	Jeśli kredyt może być zdefiniowany jako: „nic, oprócz nadziei uzyskania sumy pieniężnej w określonym czasie”, to ryzyko kredytowe jest szansą, że taka nadzieja się nie spełni.
Ph. Best [2000]	Jest to ryzyko straty finansowej w przypadku, gdy firma (kontrahent), z którą bank współpracuje, zaprzestaje spłaty zobowiązań, albo kiedy sytuacja rynkowa sprawia, że firma ta może być zmuszona do takiego postępowania.
D. Deventer, K. Imai [2003]	Zmiana wartości rynkowej kredytu, która jest skutkiem błędnych modeli i otoczenia.
D. Duffie, K. Singleton [2003]	Zagrożenie, że kredytobiorca nie jest w stanie spłacić swoich zobowiązań.
D. Gątarek, R. Maksymiuk, M. Krysiak, Ł. Witkowski [2001]	Brak możliwości terminowego wywiązania się kredytobiorcy z całości lub części zobowiązań finansowych.
M. Glantz [2002]	Prawdopodobieństwo, że kredytobiorca nie będzie w stanie spłacić swoich zobowiązań z tytułu kapitału i odsetek.

Autor	Definicja
M. Iwanicz-Drozdowska [2002]	Zagrożenie, że płatności związane z obsługą kredytu – raty kapitałowe i odsetki – nie zostaną uregulowane przez klienta w terminie przewidzianym umową w całości bądź częściowo.
K. Jajuga [2004]	Ryzyko wynikające z możliwości niedotrzymania warunków umowy przez kredytobiorcę, co oznacza, że bank nie otrzyma w oczekiwanym terminie płatności określonych warunkami umowy.
M. Nowak [2002]	Zagrożenie spłaty kredytu z odsetkami w umownych terminach, spowodowane trudnościami w realizacji umowy kredytowej.
S. Ryzewska [2002]	Wypłacalność przedsiębiorstwa to możliwość spłaty wszystkich zobowiązań z jego majątku.
M. Wiatr [2001]	Niebezpieczeństwo, że kredytobiorca nie wypełni zobowiązań i warunków umowy, narażając kredytodawcę na powstanie straty finansowej.

Źródło: [Kuchciński, 2016].

Na potrzeby pracy przyjęto definicję Krzysztofa Jajugi [2004], który **ryzyko kredytowe** definiuje jako niebezpieczeństwo związane z tym, że kredytobiorca nie wywiąże się z zawartej z dostawcą kapitału (najczęściej z bankiem) umowy, narażając tym samym kredytodawcę na straty finansowe.

Zdarzenie polegające na niewywiązaniu się z zobowiązania kredytowego, powszechnie nazywa się zdarzeniem *default*. Głównymi składowymi ryzyka kredytowego są [Wiatr, 2011]:

- **ryzyko niespłacenia kredytu oraz należnych odsetek**;
- **ryzyko zabezpieczenia** – niebezpieczeństwo utraty wartości dobra, które stanowi zabezpieczenie zaciągniętego zobowiązania;
- **ryzyko zmiany stopy procentowej** – sytuacja, w której rynkowe stopy procentowe istotnie różnią się od stopy procentowej przyjętej dla kredytu;
- **ryzyko kursu walutowego** – sytuacja, w której wartość spłaconego kredytu ulegnie zmianie z powodu zmiany kursu walutowego;
- **ryzyko wcześniejszej spłaty kredytu** – nieosiągnięcie założonego zysku z transakcji kredytowej.

Jajuga [2004], stwierdził również, że przez ryzyko należy rozumieć pewne odchylenie od pożądanej sytuacji (pożądanego wielkości). Wskazuje równocześnie, że ryzyko kredytowe odnosi się zarówno do podmiotu, jak i do przedmiotu transakcji. Ze względu na duży udział procentowy działalności kredytowej

w całościowej działalności banku, jest ono także traktowane jako ryzyko strategiczne. Z kredytem bankowym wiąże się cel, jakim jest zwrot zaangażowanego kapitału wraz z nadwyżką finansową w postaci odsetek od kredytu, prowizji oraz innych opłat określonych w umowie kredytowej. W efekcie urzeczywistnienie tego celu może być problematyczne. Należy wziąć pod uwagę, że kredytobiorca z różnych przyczyn może nie wywiązywać się z warunków zawartych w umowie kredytowej. Zagrożona może być w równej mierze wartość udzielonego kapitału, jak i termin zwrotu zaangażowanych środków. Dodatkowym elementem zagrożenia może być skorelowanie ze sobą pojedynczych operacji finansowych oraz ich „wrażliwość” na warunki makroekonomiczne. Niekorzystne zmiany w koniunkturze gospodarczej mogą powodować wzrost ryzyka kredytowego znacznej części portfela kredytowego. Sytuacje tego typu miały już miejsce, gdy 15 września 2008 roku ogłoszono bankructwo czwartego, największego banku w USA, tj. Lehman Brothers. Bank ten, działający od 158 lat, był jedną z największych instytucji inwestycyjnych świata. W latach 2005-2007 Lehman Brothers notował rekordy osiąganego przychodu, zysku netto i zysku na akcję. Agencja Standard & Poor’s podniosła jego długookresowy rating kredytowy z A na A+. Wartość aktywów, którymi zarządzał, także osiągnęła rekordowy poziom 175 mld dolarów. Wśród tych aktywów 60 mld było powiązanych z kredytami wysokiego ryzyka udzielonymi osobom o niskiej zdolności kredytowej. Przez kilka lat, poprzedzających opisywany kryzys finansowy, w USA obniżano stopy procentowe, aż do poziomu 1% w 2003 roku. Zachęcało to do zaciągania kredytów, w szczególności kredytów hipotecznych. Banki, w tym Lehman Brothers, ignorując zasady finansowania, przyznawały kredyty wysokiego ryzyka, tzw. kredyty *subprime*. Upowszechnienie modelu, w którym instytucje kredytujące przenosiły ryzyko na inne podmioty za pośrednictwem sekurytyzacji oraz kredytowych instrumentów pochodnych (tzw. model *originate-to-distribute*), w połączeniu z błędną polityką kredytową doprowadziło do wielkich perturbacji finansowych na całym świecie. Na tej podstawie można zauważyć, że dobrze prowadzona polityka kredytowa banku wpływa na jego konkurencyjność na rynku, jego ocenę przez inwestorów oraz może mieć kolosalny wpływ na jego bliższe lub dalsze otoczenie ekonomiczne.

Z pojęciem ryzyka kredytowego nierozłącznie łączy się pojęcie **zdolności kredytowej przedsiębiorstwa**. Zgodnie z prawem bankowym: „bank uzależnia przyznawanie kredytu od zdolności kredytowej kredytobiorcy. Poprzez zdolność kredytową rozumie się zdolność do spłaty zaciągniętego kredytu wraz z odsetkami w terminach określonych w umowie oraz zdolność do wniesienia odpowiedniego zabezpieczenia transakcji kredytowej. Kredytobiorca jest zobowiązany do przedłożenia na prośbę banku dokumentów i informacji

niezbędnych do dokonania oceny tej zdolności⁸. **Występuje tu zależność: im większa zdolność kredytowa przedsiębiorstwa, tym niższe ryzyko kredytowe związane z przyznaniem finansowania.**

Na zdolność kredytową mają wpływ zarówno czynniki związane z samym przedsiębiorstwem, jak i czynniki od niego niezależne. Ocena zdolności kredytowej jest procesem składającym się z następujących etapów:

- ocena zdolności przedsiębiorstwa do zaciągania zobowiązań z punktu widzenia prawa;
- ocena proponowanych zabezpieczeń spłaty kredytu;
- analiza historii kredytowej przedsiębiorstwa oraz analiza spłaty innych zobowiązań (np. sprawdzenie historii kredytowej w bazie BIG⁹, BIK – przedsiębiorca lub w bazach własnych, ocena wywiązywania się przedsiębiorstwa z zobowiązań z US i ZUS);
- analiza kondycji finansowej przedsiębiorstwa;
- analiza ekonomiczna opłacalności kredytowanej inwestycji.

Pierwsze trzy etapy mają charakter formalny. Niespełnianie jednego lub więcej kryteriów formalnych zazwyczaj skutkuje odmową przyznania kredytu. Przyczynami odmowy przyznania kredytu mogą być: zaleganie ze spłatą już posiadanych kredytów, zaleganie w regulowaniu zobowiązań podatkowych bądź zobowiązaniami wobec Zakładu Ubezpieczeń Społecznych (ZUS), zbyt krótki okres prowadzenia działalności gospodarczej¹⁰. Pozytywna ocena formalna kwalifikuje wniosek aplikacyjny do dalszej oceny wniosku kredytowego, tj. oceny kondycji finansowej przedsiębiorstwa oraz opłacalności planowanej inwestycji. Analiza kondycji finansowej przedsiębiorstwa opiera się w głównej mierze na ocenie historycznych wyników finansowych. Wyniki te można oceniać wprost lub za pomocą odpowiednich wskaźników finansowych. Analiza opłacalności inwestycji dotyczy przede wszystkim wpływu inwestycji na zdolność podmiotu do generowania wolnych środków finansowych.

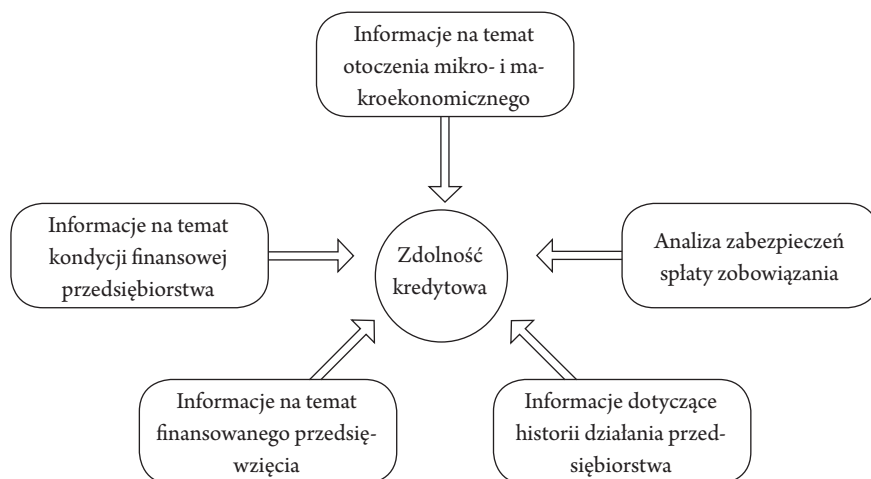
Ocena wniosku o udzielenie finansowania powinna być poprzedzona **analizą obszarów mających lub mogących mieć wpływ na zdolność kredytową przedsiębiorstwa** (schemat 1.2).

⁸ Ustawa z dnia 29 sierpnia 1997 r. Prawo bankowe, <http://prawo.sejm.gov.pl/isap.nsf/download.xsp/WDU19971400939/U/D19970939Lj.pdf> [dostęp: 22.07.2018]

⁹ W przypadku polskich podmiotów gospodarczych banki najczęściej pozyskują historię kredytową przedsiębiorstwa z baz Biura Informacji Gospodarczej InfoMonitor S.A. oraz Biura Informacji Kredytowej – przedsiębiorca (BIK – przedsiębiorca), natomiast w przypadku osób fizycznych banki korzystają z baz Biura Informacji Kredytowej (BIK).

¹⁰ Wyjątkiem są tu preferencyjne pożyczki i kredyty udzielane przez wybrane instytucje finansowe na sfinansowanie startu działalności gospodarczej, przede wszystkim indywidualnej działalności gospodarczej. Przykładem instytucji udzielającej tego typu wsparcie jest Bank Gospodarstwa Krajowego, wdrażający projekt „Wsparcie w starcie”.

Schemat 1.2. Obszary mające wpływ na zdolność kredytową przedsiębiorstwa



Źródło: opracowanie własne na podstawie schematu 1.

W przypadku **informacji na temat otoczenia mikro- i makroekonomicznego** firmy możemy powiązać je z czynnikami zewnętrznymi oddziaływanymi na przedsiębiorstwo. Zestawienie czynników, które oddziałują na sytuację finansową przedsiębiorstwa, zawiera tabela 1.4.

Do najważniejszych czynników zewnętrznych należy zaliczyć [Krysiak, 2012]: koniunkturalno-rynkowe, polityczno-systemowe, społeczno-demograficzne, techniczne.

Czynniki koniunkturalno-rynkowe są związane z gospodarką rynkową, która w swej naturze podlega cyklicznym wahaniom koniunkturalnym. Kryzysy gospodarcze wzmagają niepewność, co z kolei przekłada się na mniejszą dostępność kredytu oraz wzrost jego ceny. Do innych ważnych czynników z tej grupy należy zaliczyć zmienność kursów walutowych i stóp procentowych oraz inflację. Czynniki te bezpośrednio wpływają na: kierunek alokacji kapitału, nastroje konsumentów i inwestorów oraz zmianę cen, przekładając się tym samym na wynik finansowy przedsiębiorstw.

Do czynników polityczno-systemowych zalicza się przede wszystkim: system podatkowy, prawo handlowe, prawo ubezpieczeniowe i prawo bankowe. Powinny one być uwzględnione w szczególności przy planowaniu długoterminowych inwestycji. Stabilność w zakresie podatkowym i uwarunkowań prawnych jest bardzo ważnym elementem rozważanym na etapie planowania inwestycji. W ostrożnym planowaniu finansowym należy uwzględnić realne

Tabela 1.4. Czynniki oddziałujące na sytuację finansową przedsiębiorstwa

Czynniki wewnętrzne		Czynniki zewnętrzne
Czynniki ilościowe	Czynniki jakościowe	
<ul style="list-style-type: none"> – wartość aktywów trwałych i stopień ich umorzenia – wartość aktywów obrotowych – zdolność majątku do generowania zysku – struktura aktywów i pasywów przedsiębiorstwa – płynność finansowa – sprawność zarządzania kapitałem obrotowym – wartość przychodów ze sprzedaży 	<ul style="list-style-type: none"> – jakość produkcji – pozycja przedsiębiorstwa na rynku i specyfika rynku – struktura organizacyjna – jakość (kompetencje) zatrudnionych – postawy pracowników wobec pracy – kultura organizacji – powiązania przedsiębiorstwa z bankami i rynkami finansowymi, – możliwość wsparcia finansowego – ze strony budżetów lokalnych i budżetu państwa – jakość systemu informacji, – wpływ organizacji pracowniczych na zarządzanie jednostką 	<ul style="list-style-type: none"> – czynniki makrootoczenia (sfera: ekonomiczna, polityczno-prawna, społeczna, demograficzna) – czynniki mikrootoczenia (natężenie konkurencji, oddziaływanie dostawców i odbiorców, zagrożenia ze strony nowych konkurentów i producentów substytutów)

Źródło: [Jajuga, 2007].

wartości w zakresie kształtowania się takich danych¹¹, takich jak: stopa inflacji, PKB, stopa bezrobocia, dynamika realnego wzrostu płac i stop procentowych. Im bardziej wiarygodne są wyżej wymienione dane, tym mniejsze staje się ryzyko niepowodzenia inwestycji.

Czynniki społeczno-demograficzne odnoszą się do zachowań i preferencji społecznych, które dotyczą usług bankowych i zagrożeń wywołanych strukturą oraz zmianami w populacji. Preferencje społeczne, w takich aspektach jak: skłonność (lub jej brak) do oszczędzania, ograniczone zaufanie do korzystania z produktów kredytowych (karty płatnicze, karty kredytowe), opóźnienia w spłacie zobowiązań kredytowych wpływają na sposób kalkulacji ryzyka ze strony banku. Dzisiejszy poziom rozwoju bankowości elektronicznej, a także powszechne posługiwanie się kartami płatniczymi, zamiast gotówką, daje bankom możliwość badania „kierunku konsumpcji”, tzn. analizy zmian popytu

¹¹ W Polsce wielkości te są podawane przez Ministerstwo Funduszy i Polityki Regionalnej w *Zaktualizowanych wariantach rozwoju gospodarczego Polski*.

na dane dobra konsumpcyjne. Mając takie informacje, bank może pośrednio wykorzystywać je, oceniając wniosek kredytowy przedsiębiorstwa. Ocena może dostarczyć odpowiedzi na pytanie: czy pomysł przedsiębiorstwa, opisany w biznes planie, jak również preferencje zakupowe konsumentów są zbieżne?

Czynniki wewnętrzne ryzyka kredytowego odnoszą się do ilościowych i jakościowych charakterystyk działalności finansowanego podmiotu. Czynniki te odwołują się do właściwości specyficznych dla danego sektora gospodarczego i determinujących jego rozwój, takich jak: poziom konkurencji w branży, wrażliwość na zmienną koniunkturę gospodarczą, energochłonność produkcji, wrażliwość na zmiany technologiczne, bariery wejścia do sektora, struktura kosztów, dywersyfikacja produkcji, kwalifikacje kadry zarządzającej, uzależnienie od odbiorców i dostawców, zdolność do pozyskiwania kapitału.

W analizie ryzyka finansowania przedsiębiorstwa niezwykle ważne są **analiza kondycji finansowej przedsiębiorstwa oraz określenie niezbędnego zakresu informacji z historii działania przedsiębiorstwa**. W przypadku analizy kondycji finansowej przedsiębiorstwa każdy bank stosuje własne procedury oceny. Niezmienny jest fakt, że ocena ta prowadzona jest głównie na podstawie **historycznych wyników finansowych firmy**. Dane są pozyskiwane ze sprawozdań finansowych, w zależności od rodzaju prowadzonej ewidencji podatkowej. W celu uzyskania obrazu kondycji ekonomicznej firmy, analizuje się szereg wskaźników finansowych. Konstrukcja wskaźników powinna odzwierciedlać specyfikę działalności podmiotu gospodarczego, a zarazem obejmować najważniejsze informacje charakteryzujące przedsiębiorstwo. Wskaźniki finansowe można podzielić na [Pomykańska, 2017]:

- wskaźniki płynności finansowej;
- wskaźniki rentowności (zyskowności);
- wskaźniki zadłużenia i obsługi długu;
- wskaźniki efektywności wykorzystania aktywów.

Wskaźniki te w sposób bardziej szczegółowy zostaną omówione w podrozdziale 1.5.

Naturalnym etapem oceny jest **ustalenie koniecznego zakresu informacji na temat planowanego do realizacji przedsięwzięcia**. Jest to połączone z faktem, że kredyty inwestycyjne, co do zasady, są kredytami celowymi (udzielanymi na konkretny cel), jakim najczęściej jest zakup aktywa trwałego (w tym zakup wartości niematerialnych i prawnych). Zakłada się przy tym, że w założonym czasie przedsięwzięcie powinno przynosić określone zyski. Źródłem informacji na ten temat są biznes plan lub studium wykonalności przedsięwzięcia. Informacje zgromadzone w tych opracowaniach są poddawane analizie pod kątem realności osiągnięcia założeń, przede wszystkim dotyczących przychodów i kosztów operacyjnych. Analizie podlega również budżet i harmonogram inwestycji. W szczególności obejmuje ona ocenę adekwatności przyjętych

cen nabycia albo wytworzenia założonych w budżecie aktywów w stosunku do założonego horyzontu czasowego oraz oszacowaniu realności realizacji inwestycji w założonym czasie.

Niezależnie od analizy informacji dotyczących przedsięwzięcia, analizowana jest także jakość proponowanych **zabezpieczeń kredytu**. Można wyróżnić dwie zasadnicze grupy zabezpieczeń, tj. osobiste i rzeczowe. W przypadku zabezpieczeń osobistych ich wspólną cechą jest pełna odpowiedzialność osoby wnoszącej to zabezpieczenie całym swoim majątkiem wobec wierzyciela, stąd jego wartość jest uzależniona od sytuacji ekonomicznej poręczyciela. Do zabezpieczeń osobowych należą [Krysiak, Staniszevska, Wiatr, 2012, s. 117]:

- poręczenie według prawa cywilnego;
- poręczenie wekslowe (awal);
- gwarancja bankowa;
- weksel własny;
- przelew (cesje) wierzytelności;
- przejęcie długu;
- przystąpienie do długu;
- ubezpieczenie.

W przypadku zabezpieczeń rzeczowych ograniczają one zakres odpowiedzialności finansowej przedsiębiorstwa wobec wierzyciela do określonych składników posiadanych przez przedsiębiorstwo. Do zabezpieczeń rzeczowych zalicza się:

- zastaw na zasadach ogólnych i zastaw rejestrowy;
- hipotekę;
- kaucję;
- blokadę środków na rachunku bankowym.

Jakość i wartość wymienionych wyżej zabezpieczeń nie są sobie równe. Blokada środków na rachunku bankowym jest o wiele lepszym zabezpieczeniem spłaty kredytu, aniżeli ustanowienie hipoteki. Wartość nieruchomości w stosunku do zaciągniętego kredytu może ulec zmniejszeniu. Parametry redukcji (korekty) wartości zabezpieczeń w zależności od rodzaju zabezpieczenia przedstawiono w tabeli 1.5.

Z ryzykiem kredytowym wiąże się pojęcie ryzyka upadłości przedsiębiorstw. Upadłość przedsiębiorstwa jest definiowana jako sytuacja, w której przedsiębiorstwo traci zdolność do regulowania zobowiązań [Dowgiełło, 1995, s. 143]. Badania [Korol, 2010, s. 38-39] obejmujące okres 1991-2001 wykazały, że dynamika natężenia upadłości firm w Polsce była ujemnie skorelowana z dynamiką PKB (współczynnik korelacji liniowej Pearsona na poziomie -0,69) oraz z produkcją sprzedaną w przemyśle (współczynniki korelacji liniowej Pearsona na poziomie -0,67). Analiza danych dla okresu 1997-2008 wykazała, że korelacja ta zmniejszyła się [Rosiek, Zygula, 2009]. Wartość współczynnika

Tabela 1.5. Parametry redukcji (korekty) wartości zabezpieczeń w zależności od rodzaju zabezpieczenia

Rodzaj zabezpieczenia	Wskaźnik korekty [%]
Depozyt bankowy, weksel handlowy, akredytywa dokumentowa, polisa ubezpieczeniowa	100
Obligacje skarbowe	90
Obligacje komunalne	85
Obligacje przedsiębiorstw	75
Jednostki uczestnictwa funduszy inwestycyjnych, nieruchomości	70
Akcje przedsiębiorstw	60

Źródło: [Krysiak, 2012 s. 136].

korelacji liniowej Pearsona ukształtowała się na poziomie -0,6 co świadczyło o istnieniu umiarkowanej ujemnej zależności pomiędzy tempem wzrostu PKB a tempem przyrostu liczby upadłości (zależność ta była istotna statystycznie).

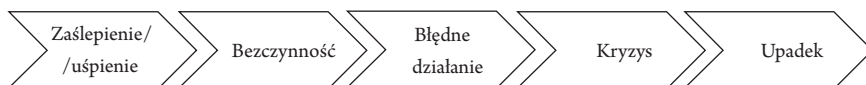
Na podstawie powyższego można stwierdzić, że natężenie upadłości zależy m.in. od czynników makroekonomicznych i jest zjawiskiem złożonym. Jak pokazują badania [Michałuk, 1999, s. 25], istotnym problemem jest identyfikacja problemów i zagrożeń pojawiających się w przedsiębiorstwie i w otoczeniu przedsiębiorstwa. W literaturze opisano szereg typów bankructwa [Richardson, Nwankwo, Richardson, 1994; Korol, 2010]. Firmy, osiągające w danym momencie sukces, na ogół wykazują duży entuzjazm i zaufanie do zarządu. Wysoka samoocena może w konsekwencji doprowadzić do beczynności i podejmowania błędnych decyzji, co przedkłada się na wystąpienie kryzysu w przedsiębiorstwie, a następnie powoduje bankructwo. Proces tego typu przedstawia schemat 1.3. Ze względu na rodzaj czynników prowadzących do bankructwa, wśród upadłych firm można wyodrębnić różne grupy. Jednym z proponowanych podziałów firm bankrutów jest propozycja B. Richardsona, S. Nwankwo i S. Richardsona [Richardson, Nwankwo, Richardson, 1994]. Podział ten został w sposób humorystyczny powiązany z „typem żaby” i obejmuje:

- Bankructwo typu „ugotowana żaba” – dotyczy przypadku, w którym bankrutuje firma posiadająca kilkuletnią historię działalności. Wspólnym mianownikiem tego typu bankructw jest zadowolony z siebie zarząd przedsiębiorstwa. Zarząd nie wprowadza zmian w planach rozwoju firmy, co powoduje, że przedsiębiorstwo przegrywa ostatecznie w konkurencji z innymi firmami.
- Bankructwo typu „utopiona żaba” – dotyczy sytuacji, w której firma jest zarządzana przez bardzo ambitnych menedżerów, a ci, po odniesieniu

sukcesu na danym polu, dążą w sposób ekspansywny do osiągnięcia sukcesów w nowych obszarach działalności. Agresywne rozszerzanie działalności firmy w różnych kierunkach powoduje, że ostatecznie zakres jej działalności nie jest skupiony na obszarze działalności, na którym firma osiągnęła pierwotny sukces. Bardzo często sprzedaż w przedsiębiorstwach tego typu zwiększa kosztem zmniejszenia cen sprzedaży. Nowe przedsięwzięcia wymagają dużego zaangażowania kapitału obcego, co przyczynia się do wzrostu obciążenia związanego z obsługą nowego zadłużenia. Bankructwo firmy następuje nagle i ma gwałtowny przebieg.

- Bankructwo typu „kijanka” – dotyczy młodych firm, które rozpoczynają działalność operacyjną. Wynika ze zbyt optymistycznych założeń dotyczących przychodów, z zaniżania planowanych kosztów operacyjnych, niskiego poziomu wiedzy na temat branży, w której zamierza działać firma oraz niskiego poziomu wiedzy i doświadczenia menedżerów.
- Bankructwo typu „ropucha” – dotyczy firm działających kilka lub kilkanaście lat, które w przeszłości osiągnęły sukces. Osoby zarządzające firmą charakteryzują się megalomanią, przy jednoczesnej awersji do zmian zachodzących w otoczeniu. Kadra menedżerska trwa w przeświadczeniu sukcesu, nie konfrontując tego stanu z rzeczywistościami danymi. Jednocześnie firmy te cechują się rosnącą ambicją i planowaniem ekspansji na wszystkich rynkach.

Schemat 1.3. Etapy pojawiania się kryzysu w przedsiębiorstwie



Źródło: [Korol, 2010, s.28].

Bez względu na typ i przyczynę bankructwa przedsiębiorstwa należy podkreślić, że jest ono najbardziej drastycznym sposobem likwidacji działalności gospodarczej. Upadłość oznacza, że majątek zadłużonego przedsiębiorstwa nie wystarcza na pokrycie wszystkich ciężących na nim zobowiązań. W przeciwieństwie do innych form zaprzestawania działalności gospodarczej, likwidacja upadłościowa nie ma cech dobrowolności, lecz jest ustawowym obowiązkiem przedsiębiorstw, które trwale utraciły zdolność regulowania swoich zobowiązań. Bankructwo przedsiębiorstwa można także rozważać w innym wymiarze. W gospodarce następuje naturalna selekcja firm, w wyniku której eliminowane są podmioty, które nie rokują.

1.4. Metody oceny ryzyka finansowania przedsiębiorstw

W ustawie o prawie bankowym art. 50 pkt. 1 „Bank uzależnia przyznanie kredytu od zdolności kredytowej kredytobiorcy (...)”, przy czym ustawa nie narzuca sposobów lub metod, które mają stosować podmioty udzielające finansowania. W praktyce banki stosują różne podejścia, a wybór metod lub sposobów oceny zdolności kredytowej przedsiębiorstwa zależy od wielu czynników, m.in. od: grupy klientów docelowych banku, produktów kredytowych, posiadanych informacji o klientach, dostępu do baz zewnętrznych, konstrukcji organizacyjnej instytucji, skomplikowania algorytmu obliczeniowego danej metody, dostępnością wykwalifikowanych kadr. Jednym z podstawowych założeń, które leży u podstaw modeli ekonometrycznych wykorzystywanych przez banki do oceny sytuacji ekonomicznej przedsiębiorstw, jest założenie, że działają one na rynku niedoskonałym, obciążonym niepewnością, a informacja, którą dysponują jest niepełna. Zgodnie z powyższym, wybór metody wspomaganie oceny ryzyka finansowania przedsiębiorstw nie jest zadaniem prostym. W praktyce instytucje finansowe mają problemy związane z ustaleniem, który z obszarów funkcjonowania przedsiębiorstwa jest najistotniejszy ze względu na zdolność do późniejszego, terminowego regulowania zobowiązań. Stąd też instytucje finansowe dążą do tego, aby dysponować możliwie obszerną informacją na temat wnioskodawcy. W kolejnych krokach dokonują wyboru obszarów strategicznych ze względu na ocenę ryzyka. Oprócz danych finansowych (pochodzących ze sprawozdań finansowych firmy), instytucje finansujące mogą dysponować informacjami zawartymi w dokumentacji aplikacyjnej, np.: biznes planem opisującym planowaną inwestycję (charakterystyka planowej inwestycji, prognozy finansowe, budżet i harmonogram inwestycji, analiza rynku, na którym klient zamierza działać itp.), danymi makro- i mikroekonomicznymi, danymi pochodzącymi z własnego portfela kredytowego o operacjach finansowych własnych klientów oraz danymi z zewnętrznych baz danych (KRD, BIK Przedsiębiorca, InfoGospodarka). Informacje te mogą pochodzić z różnych obszarów i mieć różną postać, a mianowicie:

- danych liczbowych;
- danych przedziałowych¹²;
- danych opisywanych za pomocą terminów (term) lingwistycznych¹³.

¹² Zaktualizowane warianty rozwoju gospodarczego Polski przewidują, iż w 2023 roku wzrost PKB wyniesie od 2,0% w wariantcie pesymistycznym, do 3,1% w wariantcie podstawowym. Oznacza to, że spodziewana wartość wzrostu PKB będzie wielkością z przedziału: [2,0%, 3,1%].

¹³ Wyrażeń typu: ‘około’, ‘mało’, ‘średni’, ‘wysoki’, np. „Z powodu nieściągalnych wierzytelności przedsiębiorstwa europejskie tracą **około 2,6%** rocznych obrotów. Większość tych przedsiębiorstw to MŚP”, zob. Komisja Europejska, <https://eurofundsnews.eu> [dostęp: 21.01.2016].

W przypadku finansowania inwestycji obarczonych dużą niepewnością osiągnięcia założonych celów biznesowych, instytucje finansujące stosują metody eksperckie. Podejście takie polega na całościowym opisie i ocenie słownej aplikacji kredytowej. W sposób słowny jest opisywana historyczna i aktualna sytuacja finansowa przedsiębiorstwa, oceniane są wskaźniki obrazujące sytuację finansową podmiotu, przede wszystkim wskaźniki zadłużenia, jak również wskaźniki, które przedstawiają relację zysku do zadłużenia. Tego typu aplikacje kredytowe zawierają najczęściej załącznik w postaci modelu finansowego, który stanowi projekcję przyszłej sytuacji finansowej przedsiębiorstwa, z uwzględnieniem planowanej inwestycji. Poszczególne ryzyka kredytowe (np.: ryzyko nieosiągnięcia planowanych przychodów, ryzyko opóźnienia realizacji inwestycji, ocena zabezpieczeń) są opisywane przez eksperta (analityka kredytowego) w sposób słowny. Decyzja kredytowa najczęściej jest podejmowana grupowo na posiedzeniu zespołu do spraw oceny ryzyka i w głównej mierze opiera się na rekomendacji eksperta. Tego typu podejście jest stosowane (np. w bankach spółdzielczych), a także np. w Banku Gospodarstwa Krajowego (BGK) lub Banku PKO BP S.A.

W finansowaniu inwestycji typowych (np. inwestycji odtworzeniowych), w ocenie aplikacji kredytowej często są wykorzystywane metody punktowe. W tym podejściu podstawową rolę odgrywają historyczne dane finansowe oraz dane charakteryzujące inwestycję. W ocenie tego typu aplikacji kredytowych przeważają metody operujące na danych liczbowych.

W literaturze przedmiotu wyodrębnia się różne klasyfikacje systemów i modeli szacowania ryzyka kredytowego. Olszewski dzieli metody na trzy zasadnicze grupy [Olszewski, 1992 s. 12-23]:

- metody ilościowe;
- metody jakościowe;
- metody mieszane.

Modele ilościowe budowane są na podstawie danych mierzalnych, wykorzystujących głównie dane w postaci wskaźników finansowych. Modele jakościowe polegają na opisie problemu decyzyjnego z wykorzystaniem wiedzy i doświadczenia analityka kredytowego z uwzględnieniem podobnych wnioskodawców. W opisie potencjalnych ryzyk poszukuje się zależności i związków przyczynowo-skutkowych. Wadą tego podejścia jest uzależnienie oceny wniosku od doświadczenia i wiedzy eksperta kredytowego. Metody mieszane wykorzystują dane różnego typu. W podejściu tym mamy możliwość uwzględnienia zarówno wskaźników finansowych, jak i informacji wyrażonej słownie, a dotyczącej trudno mierzalnych obszarów działalności przedsiębiorstwa.

Inny podział metod zaproponowali Krysiak, Staniszevska i Wiatr. Wyróżnili oni dwie zasadnicze grupy metod: metody opisowe oraz metody statystyczne. W przypadku **metod opisowych** wyróżnić można [Krysiak, Staniszevska, Wiatr, 2012]:

- analizę opisową;
- klasyczne kwestionariusze raitingowe (przede wszystkim wykorzystywane w ocenie ryzyka finansowania przedsiębiorstw);
- metody punktowe/skoringowe;
- systemy eksperckie.

W przypadku **modeli statystycznych** wyróżnić można:

- analizę dyskryminacyjną [Altman, 1968; Mączyńska, Zawadzki, 2006];
- modele regresji (regresja: liniowa, logitowa, probitowa) [Olson, 1980], [Witkowska, Chrzanowska, 2004];
- sztuczne sieci neuronowe [Azzollini, 2011; Baster, 2011; Grzywa, 2011].

Często stosowaną metodą oceny ryzyka finansowania przedsiębiorstwa, szczególnie w niedużych podmiotach finansowych (m.in. w bankach spółdzielczych) jest **analiza opisowa** [Jagiello, 2000, s. 39]. Na podstawie sprawozdań finansowych, dostarczonych przez kredytobiorcę oraz za pomocą konkretnych wskaźników analityk bankowy określa sytuację ekonomiczną przedsiębiorstwa. W szczególności badana jest kwestia zdolności do terminowej spłaty zobowiązań [Zawadzka, 2000]. W metodzie tej, uważanej za jedną z najprostszych, analizowane są wskaźniki: płynności, rentowności, zadłużenia oraz wskaźniki niemierzalne, takie jak perspektywa rozwoju przedsiębiorstwa. Z licznych wskaźników są wybierane te uważane za istotne w ocenie ryzyka danego przedsięwzięcia lub branży, w której podmiot działa bądź zamierza działać. Analiza wskaźników przebiega dwutorowo, a mianowicie: są oceniane tendencje rozwojowe na podstawie danych historycznych i obecnych wyników finansowych, jak również porównuje się wskaźniki osiągnięte przez przedsiębiorcę z wskaźnikami zewnętrznymi (np. wskaźniki podawane przez GUS albo wskaźniki wyliczone na podstawie baz danych o kredytobiorcach będących w posiadaniu podmiotu udzielającego kredytu) opisującymi sytuację w branży. Dane związane z poziomem wskaźników w branży można pozyskać korzystając np. z systemu PONT InfoGospodarka¹⁴. System ten gromadzi dane statystyczne na temat polskich przedsiębiorstw w ramach klasyfikacji podmiotów gospodarczych PKD, obowiązującej w polskiej statystyce. Przykładem danych, pochodzących z opisywanego systemu, są dane dotyczące produkcji piwa w latach 2012-2014 (tabela 1.6).

Analizując powyższe dane, analityk kredytowy może porównać osiągnięte wyniki finansowe wnioskodawcy z wartościami wskaźników grupy podmiotów referencyjnych działających w danej branży. Pozyskiwane informacje można także odnieść do przyszłych wyników finansowych planowanych przez wnioskodawcę.

¹⁴ <http://www.pontinfo.com.pl/> [dostęp: 09.12.2018].

Tabela 1.6. Syntetyczne zestawienie wartości wskaźników w branży *Produkcja piwa* po dwóch kwartałach w latach 2012-2014

Wskaźniki	Wartości wskaźników w okresie		
	I-VI 2012	I-VI 2013	I-VI 2014
EN Liczba jednostek gospodarczych, które złożyły sprawozdanie (F-01 za II kw.)	18	18	20
PEN Liczba rentownych jednostek	12	14	16
EMPN Liczba pracujących	7638	7942	7609
GS Przychody ogółem [mln PLN]	6315,19	6246,20	5981,18
NP Wynik finansowy netto [mln PLN]	162,94	408,13	437,55
CR Wskaźnik płynności	0,83	0,70	0,64
DR Współczynnik długu	0,66	0,69	0,76
CP Okres ściągania należności [dni]	51,77	58,30	53,89
PL Okres regulacji zobowiązań [dni]	93,97	122,33	123,08
IT Wskaźnik pokrycia [dni – zapasy]	18,02	18,59	18,38
NSEM Wydajność pracy [mln PLN/zatrudnienie]	0,83	0,78	0,79
PROD Produktywność majątku trwałego	2,78	2,63	2,31
NPM Stopa zysku netto [%]	2,58	6,53	7,32
ROE Stopa rentowności kapitału własnego [%]	13,26	33,65	46,99

Źródło: <http://baza.pontinfo.com.pl/index.php> [dostęp: 09.12.2018].

Atutem analizy opisowej jest szybkie wyrobienie poglądu na funkcjonowanie danego przedsiębiorstwa. Ograniczeniem samej analizy wskaźnikowej jest to, iż opiera się ona przede wszystkim na danych historycznych. Ograniczenie analizy finansowej tylko do ujęcia *ex post* może być zawodne, gdyż rozważenie różnych scenariuszy przyszłych wydarzeń (tj. spadku przychodów, istotnego wzrostu kosztów) pozwala na lepsze uświadomienie ryzyka, jakim jest obarczona działalność przedsiębiorstwa.

W tabeli 1.7. przedstawiono przykład analizy sytuacji hipotetycznej firmy X na tle branży w 2014 roku.

Rozwinięciem analizy wskaźnikowej jest **metoda punktowa (skorin-gowa)**, powszechnie stosowana przez zagraniczne i polskie banki [Juszczak, 2008]. Pierwszym etapem budowy modelu jest wybór kryteriów oceny. Kolejnym krokiem jest przypisanie poszczególnym przedziałom wskaźnika lub poszczególnym etykietom słownym odpowiedniej wartości liczbowej. Tabela 1.8. prezentuje sposób wartościowania przykładowego wskaźnika, tj. wskaźnika rentowności sprzedaży.

Tabela 1.7. Syntetyczne zestawienie wartości wskaźników dla przedsiębiorstw „X” i przedsiębiorstw branży *Produkcja piwa w 2014 roku*

Wskaźnik jak w tabeli I-6.	Wartość wskaźnika firmy X	Wartości dla wybranych firm z branży, uporządkowanych według rosnących wartości wskaźnika (wartości decyli)				Firma ma wartość wskaźnika pomiędzy decylami	Różnica (X-Ds)
		(OG)	(D1)	(D5) firma przeciętna	(D9)		
EMPN	295	7609,00	14,00	115,50	887,00	D7 i D8	179,5
GS	297,17	5981,18	0,63	31,46	482,74	D8 i D9	265,71
NP	16,03	437,55	-0,37	1,54	23,63	D8 i D9	14,49
CR	2,20	0,64	0,38	1,47	3,30	D7 i D8	0,73
DR	0,46	0,76	0,19	0,59	0,91	D3 i D4	-0,13
CP	31,16	53,89	31,76	53,60	93,52	poniżej D1	-22,44
PL	44,16	123,08	25,74	68,11	196,21	D2 i D3	-23,95
IT	34,04	18,38	2,62	29,79	106,96	D6 i D7	4,25
NSEM	1,31	0,79	0,04	0,30	0,72	powyżej D9	1,01
PROD	5,16	2,31	0,46	2,27	6,62	D7 i D8	2,89
NPM %	4,30	7,32	-10,65	4,22	15,26	D5 i D6	0,08
ROE %	20,01	46,99	-12,26	14,27	49,73	D5 i D6	5,74

Źródło: <http://baza.pontinfo.com.pl/index.php> [dostęp: 09.12.2018].

Tabela 1.8. Ocena wskaźnika rentowności sprzedaży (RS)

Przedział wartości wskaźnika [%]	< 0	0,0-2,99	3-4,99	5-7,99	≥8,00
Ocena punktowa	0	5	7	10	15

Źródło: opracowanie własne na podstawie informacji z wybranego banku [Korol, 2010].

Zaletą takiego podejścia jest szybkość dokonania oceny, zaś jego wadą – brak ciągłości funkcji oceny. Analizując powyższe wartościowanie wskaźnika (tabela 1.8), okazuje się, że przedsiębiorstwo, które charakteryzuje się wskaźnikiem rentowności na poziomie 5,01%, otrzymuje taką samą ocenę punktową, jak przedsiębiorstwo ze wskaźnikiem rentowności równym 7,80%. Natomiast przedsiębiorstwu z rentownością sprzedaży na poziomie 7,99% przypisuje się aż 5 punktów mniej w stosunku do przedsiębiorstwa ze wskaźnikiem rentowności na poziomie 8,00%. W metodzie tej poszczególnym poziomom wskaźników (bądź przedziałom wartości) są przypisywane wartości punktowe. Najczęściej w pierwszym kroku bada się rozkład wskaźnika dla danej grupy przedsiębiorstw z danej branży (np. według PKD), wyznacza się wartość średnią, kwartyle lub decyle, a następnie, opierając się np. na wiedzy eksperckiej analityka, ustala przedziały i przypisuje się im konkretne wartości liczbowe¹⁵. Oceniane są zarówno kryteria jakościowe, jak i ilościowe, przy czym ocena jakościowa jest subiektywną oceną analityka kredytowego. Badania w tym zakresie, dotyczące w szczególności subiektywnej oceny kryteriów jakościowych, prowadził J. Kitowski [2014]. Zwrócił on uwagę na przewagę publikacji związanych z oceną ilościową nad publikacjami zawierającymi ocenę jakościową, dokonywaną w sposób subiektywny. Analizując punktowe metody oceny wniosków, wykorzystywane w pięciu bankach, wykazał, że istnieje znaczne różnicowanie udziału punktowego oceny jakościowej w ogólnej sumie punktów (tabela 1.9).

Tabela 1.9. Skala punktowej oceny kondycji finansowej przedsiębiorstwa w wybranych bankach

Metoda	Łączna liczba punktów	W tym ocena:		Udział oceny jakościowej w sumie punktów [%]
		ilościowa	jakościowa	
Bank A	110	100	10	9,1
Bank B	100	60	40	40,0
Bank C	89	59	30	33,7

¹⁵ Odrębnym zagadnieniem, dość szeroko badanym, jest ustalenie wskaźników granicznych, poniżej których przedsiębiorstwo może stracić wypłacalność.

Metoda	Łączna liczba punktów	W tym ocena:		Udział oceny jakościowej w sumie punktów [%]
		ilościowa	jakościowa	
Bank D	80	45	35	43,7
Bank E	45	30	15	33,3

Źródło: [Kitowski, 2014, s. 347].

Arkusze oceny punktowej zawierają oceniane kryteria oraz zakres punktowy ocen poszczególnych charakterystyk: słownych, liczbowych lub przedziałowych. Ocena ilościowa w tym ujęciu jest dokonywana na zasadzie przypisania wielkościom liczbowym, charakteryzującym dany podmiot (poziom wskaźników, liczba zatrudnionych, liczba lat funkcjonowania firmy, rodzaj danych: dane liczbowe bądź przedziałowe), liczby punktów. Ocena jakościowa polega na subiektywnym przypisaniu etykiety lingwistycznej najlepiej charakteryzującej podmiot ze względu na rozpatrywane kryterium. Następnie jest odczytywana liczba punktów odpowiadająca wybranej etykietce słownej. Przykład przyporządkowania liczby punktów etykiatom słownym zaprezentowano w tabeli 1.10. W przypadku kryterium *formy własności* ocena jest jednoznaczna, niezależna od subiektywnej oceny decydenta. W przypadku pozostałych kryteriów, zawartych w tabeli 1.10., ich ocena nie jest już jednoznaczna i w dużym stopniu zależy od osoby podejmującej decyzję.

Skala punktowa tworzona jest głównie w sposób arbitralny i stanowi odzwierciedlenie indywidualnych preferencji banku w zakresie pożądaných kredytobiorców. Wszystkim składnikom mogą być przypisane identyczne wagi bądź niektóre grupy wskaźników mogą być bardziej lub mniej preferowane. Poszczególnym klasom ryzyka są przypisane określone przedziały liczbowe. O przynależności kredytobiorcy do danej klasy decyduje łączna liczba punktów uzyskanych w procesie oceny. W porównaniu z analizą opisową, metoda punktowa jest podejściem bardziej zautomatyzowanym oraz nieangażującym dużej liczby specjalistów. Ocena jest w znacznej mierze uzależniona od przyjętych kryteriów, a także proporcji udziału kryteriów o charakterze ilościowym i jakościowym, stąd obiektywizm tej metody może być pozorny. Ostateczny wynik punktowy zależy od danych będących podstawą obliczeń, co w skrajnych przypadkach może być przyczyną manipulowania skalą ważności przyjętych kryteriów oceny.

Opisywaną w wielu publikacjach grupą metod stosowanych w badaniu sytuacji finansowej firm są metody statystyczne [Hand, Henley, 1997, s. 523-541; Kuryłek, 2000, s. 72-77; Marzec, 2008; Maruszyk, 2003; Gordy, 2000; Krysiak, Staniszevska, Wiatr, 2012, s. 82]. Są one często stosowane w praktyce bankowej w czasach dążenia do optymalizacji kosztów operacyjnych oraz dostępu do nowoczesnej technologii obliczeniowej. Przykładem tego typu metod

Tabela 1.10. Kryteria oceny czynników subiektywnych w banku B

Kryterium oceny	Liczba punktów
Zasięg rynku:	
– rynek międzynarodowy (stała obecność na rynkach międzynarodowych)	6
– rynek krajowy (stała obecność na rynku krajowym)	4-5
– rynek regionalny	3
– rynek lokalny	1-2
– brak informacji	0
Pozycja kredytobiorcy na rynku:	
– lider	7-8
– podmiot o ugruntowanej pozycji działający w warunkach silnej konkurencji	4-6
– podmiot utrzymujący się na rynku bez ugruntowanej pozycji,	2-3
– debiut na rynku	1
– brak informacji	0
Forma własności:	
– publiczna – podmiot notowany na giełdzie	5-6
– prywatna (także spółdzielcza)	4
– komunalna	3
– podmiot w trakcie prywatyzacji	2
– państwowa	1
Stopień uzależnienia od rynku:	
– współpraca z wieloma odbiorcami i dostawcami, perspektywy wejścia na nowe rynki, duże zróżnicowanie oferowanych produktów bądź zapewnienie zbytu i dostaw w długiej perspektywie poparte zawartymi kontraktami (ale niewynikające z innych przesłanek, np. monopolistycznej pozycji na rynku)	8-10
– mała liczba odbiorców i dostawców, perspektywy zdobycia nowych rynków zbytu, szeroka gama oferowanych produktów	5-7
– mała liczba odbiorców i dostawców, trudności z rozszerzeniem rynków zbytu, niski stopień dywersyfikacji produkcji	3-4
– uzależnienie od jednego dostawcy lub odbiorcy, niski stopień dywersyfikacji produkcji, wysokie ryzyko utraty rynków zbytu	1-2
– trudności ze zbytem towarów, brak perspektyw na zdobycie nowych rynków albo brak informacji	0

Źródło: [Kitowski, 2014, s. 349-350].

jest **analiza dyskryminacyjna** [Fisher, 1936, s.179]. Pierwszy raz zagadnienie dyskryminacji zostało poruszone przez R.A. Fishera w 1936 roku. W swojej pracy przedstawił on pojęcie funkcji dyskryminacyjnej oraz podał sposób szacowania jej parametrów. Analiza dyskryminacyjna stanowi zespół metod dyskryminacyjnych i klasyfikacyjnych [Panek, 2009]. Metody dyskryminacyjne mają na celu podział porównywanych obiektów na grupy obiektów podobnych ze względu na rozpatrywane zmienne. Problem dyskryminacji (np. podziału klientów banku na „dobrych” i „złych”) może być rozwiązany za pomocą funkcji (zmiennych) dyskryminacyjnych, które najczęściej są funkcjami liniowymi zmiennych wejściowych, charakteryzujących analizowane obiekty [Mączyńska, Zawadzki, 2006]. Zmienne dyskryminacyjne nie są ze sobą skorelowane, a tym samym nie powielają informacji o badanych obiektach, równocześnie przenosząc informacje zawarte w zmiennych wejściowych. Funkcje dyskryminacyjne są wyznaczane w taki sposób, aby maksymalizować stosunek zróżnicowania międzygrupowego zmiennych wejściowych do ich zróżnicowania wewnątrzgrupowego, czyli dążą do optymalnego podziału obiektów na grupy. Jednocześnie dokonuje się oceny, które ze zmiennych najsilniej różnicują (dyskryminują) grupy obiektów.

Metody klasyfikacyjne służą ustaleniu, do której z utworzonych grup należy przyporządkować dany obiekt/przedsiębiorstwo (w praktyce najczęściej nowy obiekt, którego właściwości nie były brane pod uwagę podczas tworzenia grup obiektów), wykorzystując w tym celu te zmienne, które miały największą moc dyskryminacyjną. Do klasyfikacji obiektów do wcześniej utworzonych grup obiektów można stosować funkcje klasyfikacyjne, które są liniowymi kombinacjami wcześniej zidentyfikowanych zmiennych dyskryminacyjnych. Funkcje klasyfikacyjne są wyznaczane dla wszystkich grup obiektów. Dany obiekt klasyfikuje się do tej grupy obiektów, dla której wartość funkcji klasyfikacyjnej dla tego obiektu jest największa. Funkcje klasyfikacyjne (nie należy ich mylić z funkcjami dyskryminacyjnymi), wyznaczane dla każdej grupy obiektów, mają następującą postać:

$$K_r = c_{r0} + c_{r1}x_1 + c_{r2}x_2 + \dots + c_{rm}x_m \quad (1.1)$$

gdzie:

$r = 1, 2, \dots, z,$

z – rozważana liczba grup obiektów,

c_{r0} – stała dla r – tej grupy,

$c_{rj}, j = 1, \dots, m'$ – waga dla j -tej zmiennej przy obliczaniu wartości klasyfikacyjnej dla r – tej grupy,

x_j – jest wartością obserwowaną dla danego przypadku dla j -tej zmiennej,

K_r – wynikowa wartość klasyfikacyjna.

W literaturze przedmiotu spotyka się wiele modeli, wyznaczonych zgodnie z algorytmem analizy dyskryminacyjnej. Najbardziej rozpowszechniony i najczęściej przytaczany jest model przedstawiony w 1968 roku przez E.I. Altmana [1968]. Opracował on model (zwany *Zeta Score*), posługując się próbą 66 korporacji amerykańskich, wśród których 33 stanowiło grupę bankrutów. Model przewidywał bankructwo przedsiębiorstwa w perspektywie 2-3 lat. Funkcja dyskryminacyjna tego modelu ma postać [Altman, 1968]:

$$Z = 0,012x_1 + 0,014x_2 + 0,033x_3 + 0,006x_4 + 0,99x_5 \quad (1.2)$$

gdzie:

x_1 = kapitał pracujący/aktywa całkowite,

x_2 = skumulowany zysk zatrzymany/aktywa całkowite,

x_3 = zysk przed spłatą odsetek i opodatkowaniem/aktywa całkowite,

x_4 = rynkowa wartość kapitału własnego/rynkowa wartość kapitału obcego,

x_5 = sprzedaż/aktywa całkowite.

Badania Altmana pokazały, że przedsiębiorstwa, dla których wartość funkcji Z była większa od 2,99, wykazywały się dobrą kondycją finansową. Jeżeli wartość Z była niższa od 1,81, przedsiębiorstwo było zagrożone bankructwem. W późniejszych badaniach Altman uaktualniał i poprawiał pierwotny model, przy czym ostateczna postać modelu nie została nigdy opublikowana. Obecnie model ten jest stosowany przez firmy komercyjne do predykcji bankructwa, w szczególności wykorzystują go analitycy w banku Morgan Stanley i innych bankach inwestycyjnych. W 1988 roku Altman wykazał, że ze względu na różnice w systemach rachunkowości, modele predykcji bankructwa powinny być stosowane tylko w kraju, z którego pochodziły dane do jego budowy. W kwietniu 1996 roku, w polskiej gazecie „Rzeczpospolita” zostały opublikowane wartości funkcji dyskryminacyjnej *Zetra Score* dla spółki „Swarzędz”, która w perspektywie 2-3 lat od badania nie zbankrutowała. Spółka ogłosiła upadłość dopiero w 2010 roku.

W Polsce badania nad zastosowaniem analizy dyskryminacyjnej do predykcji bankructwa przedsiębiorstw prowadzili m.in.: E. Mączyńska, M. Zawadzki, D.W. Olszewski, W. Skoczylas [Mączyńska, 2006]. Wynikiem badań, przeprowadzonych przez Mączyńską i Zawadzkiego w Instytucie Nauk Ekonomicznych PAN, jest siedem modeli predykcji bankructwa. Modele bazują na zróżnicowanej liczbie wskaźników, uwzględniają specyfikę działalności oraz dostępność danych niezbędnych do analizy. Modele identyfikują sytuacje zagrożenia upadłością z 3-4-letnim wyprzedzeniem. Weryfikacja zdolności dyskryminacyjnej modeli została dokonana na podstawie grupy 48 przedsiębiorstw niewchodzących w skład zbioru estymacyjnego, w tym 22 przedsiębiorstw niezagrożonych upadłością i 26 przedsiębiorstw upadłych. Wszystkie analizowane warianty

modelu dyskryminacyjnego dokonywały klasyfikacji przedsiębiorstw niezagrażonych upadłością z trafnością powyżej 95%. Każdy z modeli wykazał co najmniej 75% trafności klasyfikacji przedsiębiorstw upadłych. Mączyńska i Zawadzki [2006] wykazali, że błędy klasyfikacji, niezależnie od modelu, zazwyczaj dotyczyły tych samych, czterech upadłych przedsiębiorstw zbioru próbnego, co może świadczyć o subiektywnym (niewynikającym z kondycji finansowej, a wynikającym z innych przyczyn, np. z regulacji prawnych) charakterze upadłości.

Tabela 1.11. Przeciętna skuteczność klasyfikacji w prognozowaniu zagrożenia upadłością charakteryzująca wybrane funkcje dyskryminacyjne

Wyszczególnienie	Dwa lata wcześniej	Rok wcześniej	Rok przed złożeniem wniosku	Ogólna skuteczność klasyfikacji	Skuteczność wyjściowa
Model D. Hadasiuka	47,2%	55,6%	70,0%	57,6%	95,08%
Model J. Gajdka i D. Stosa	69,4%	69,4%	73,3%	70,7%	92,5%
Model A. Hołdy	25,0%	50,0%	66,7%	47,2%	92,5%
Model „poznański”	38,9%	55,6%	70,0%	54,8%	96,0%
Model D. Appenzellera i K. Szarzec	19,4%	41,7%	53,3%	38,1%	88,23%
Model B. Prusaka	86,1%	94,4%	93,3%	91,3%	–
Model M. Pogodzińskiej i S. Sojaka	11,1%	27,8%	50,0%	29,3%	80,0%
Model D. Wierzby	61,1%	83,3%	83,3%	75,9%	92,0%
Model S. Sojaka i J. Stawickiego	50,0%	69,4%	76,7%	65,4%	93,1%

Źródło: [Hamrol, 2008, s. 29].

Badania prowadzone w Polsce wskazują, że nie ma jednego, najlepszego modelu oceny zagrożenia upadłością przedsiębiorstwa. Wskazują także, iż liczba zmiennych nie jest czynnikiem przesądzającym o jakości modeli dyskryminacyjnych. W tabeli 1.11. zestawiono autorów modeli predykcji zagrożenia upadłością oraz uzyskaną na podstawie ich skuteczność w prognozowaniu upadłości przedsiębiorstw w Polsce.

Późniejsze badania dotyczące bankructwa przedsiębiorstw, wykorzystujące m.in. innymi analizę dyskryminacyjną [Pociecha, 2014], nie dają jednoznacznej, satysfakcjonującej odpowiedzi na pytanie, jakie modele i metody pozwalają

osiągnąć najlepsze wyniki w prognozowaniu upadłości przedsiębiorstw. Jako źródła popełnianych błędów w procesie prognozowania bankructwa wymienia się [Pociecha, 2014, s. 9-12]:

- **precyzję pomiaru wskaźników finansowych** – problem wiąże się m.in. z kalkulacją wskaźników za pomocą różnych standardów sprawozdawczości oraz rodzajów sprawozdania, na podstawie których wskaźniki są kalkulowane (skonsolidowane, nieskonsolidowane);
- **problem doboru próby wykorzystywanej w badaniach** – problem dotyczy faktu, iż dobór próby do badań tego typu nie ma obecnie charakteru losowego, tzn. do badań z dostępnych rejestrów¹⁶ są przyjmowane wszystkie dostępne dane o przedsiębiorstwach upadłych, a następnie drogą nielosowego parowania są dobierane przedsiębiorstwa, których sytuację finansową określa się jako dobrą;
- **brak wyselekcjonowania danych** używanych w badaniach przedsiębiorstw upadłych z przyczyn strategicznych, tzn. upadłości, do których doszło na skutek celowego działania osób zarządzających przedsiębiorstwem;
- **niestabilny charakter badanych populacji** – populacje bankrutów i przedsiębiorstw w dobrej sytuacji finansowej, w sytuacji koniunktury gospodarczej, nie są identyczne z tymi populacjami w okresie kryzysu gospodarczego, natomiast błąd prognozy w tym przypadku może wynikać z sytuacji, w której model predykcji bankructwa został zbudowany na danych z okresu koniunktury.

Inną grupą metod statystycznych, wykorzystywanych w badaniach ryzyka kredytowego przedsiębiorstw, są **metody analizy regresji**. W analizie regresji, podobnie jak w modelach opartych na analizie dyskryminacyjnej, zmienna zależna może przyjmować dwie wartości, tj.: „dobry kredytobiorca” oraz „zły kredytobiorca” (przypisanie wartości 1 i 0). Wartość funkcji regresji jest interpretowana jako prawdopodobieństwo przynależności do jednej z dwóch grup klientów. Podstawowym problemem przy stosowaniu metod regresji jest problem doboru właściwego typu funkcji, jak również określenie parametrów funkcji regresji. Najczęściej spotykanymi metodami regresji w badaniu ryzyka finansowani przedsiębiorstw są:

- regresja liniowa;
- regresja logitowa;
- regresja probitowa.

W metodzie regresji liniowej zakłada się liniową zależność między zmiennymi zależnymi a zmiennymi niezależnymi. Spośród możliwych prostych na płaszczyźnie wybiera się taką, dla której średnie odchylenie kwadratowe wartości

¹⁶ Rejestry sądowe, Monitor Polski B.

danej zmiennej od tej prostej jest najmniejsze. Pierwszym zastosowaniem modelu logitowego do oceny kondycji finansowej przedsiębiorstw był model Ohlsona [Ohlson, 1980]. Model uwzględniał 9 wskaźników finansowych:

$$Y = -1,3 - 0,4x_1 + 6,0x_2 - 1,4x_3 + 0,1x_4 - 2,4x_5 - 1,8x_6 + 0,3x_7 - 1,7x_8 - 0,5x_9, \quad (1.3)$$

gdzie:

x_1 – log (aktywa ogółem/ogólny indeks cen),

x_2 – zobowiązania ogółem/aktywa ogółem,

x_3 – kapitał pracujący/aktywa ogółem,

x_4 – zobowiązania bieżące/aktywa obrotowe,

x_5 – 1, gdy zobowiązania ogółem przekraczają aktywa ogółem, w przeciwnym przypadku 0,

x_6 – zysk netto/aktywa ogółem,

x_7 – przychody/zobowiązania ogółem,

x_8 – 1, gdy firma przynosiła straty w ciągu ostatnich dwóch lat, w przeciwnym przypadku 0,

x_9 – miara zmian zysku netto.

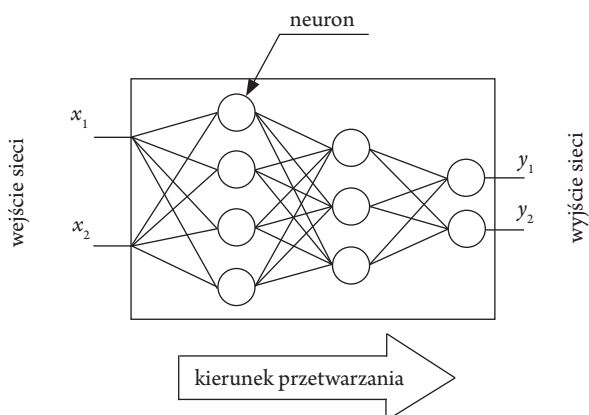
Model ten dał początek dużego zainteresowania tego typu metodami w prognozowaniu bankructwa. W Polsce jeden z pierwszych modeli regresji zaproponował A. Hołda [2000]. W modelu uwzględniono następujące wskaźniki: wskaźnik płynności, wskaźnik przychodów ogółem, przeskalowany wskaźnik obrotowości oraz przeskalowany wskaźnik zyskowności netto. Zdolność tego modelu do poprawnej klasyfikacji przedsiębiorstw porównano następnie z modelem opartym na analizie dyskryminacyjnej [Hołda, 2006].

Obszerne badania, dotyczące prognozowania bankructwa przedsiębiorstw w Polsce, przedstawił Gruszczyński [Gruszczyński, 2001]. Stosując metodę ekspercką, włączył do badań 23 firmy, które uznano za pozostające w złej sytuacji finansowej, a także 23 firmy, które uznano za charakteryzujące się dobrą sytuacją finansową. Tak wyłoniona próba dała podstawę do budowy dwuwymiarowych modeli logitowych. Gruntowny przegląd modeli logitowych i ich zastosowań do dychotomicznej analizy sytuacji finansowej przedsiębiorstw zaprezentowali Prusak [Prusak, 2005] oraz Pocięcha [Pocięcha, 2014].

W zagadnieniach rozpoznawania (klasyfikacji) „dobrych” i „złych” kredytobiorców zastosowania znajdują modele **sztucznych sieci neuronowych (SSN)**. Idea sieci neuronowych w swej istocie nawiązuje do budowy ludzkiego mózgu. Każda komórka nerwowa (neuron) posiada liczne rozgałęzienia (wypustki), nazywane dendrytami. Ponadto, komórka nerwowa ma jedno długie włókno, zwane aksonem, zakończone wypustkami – synapsami. Synapsy jednej komórki łączą się z dendrytami innych komórek, tym samym powstaje sieć połączeń, po której są przekazywane sygnały. Sztuczne sieci neuronowe symulują

w uproszczony sposób procesy zachodzące w układzie nerwowym. Graficzny schemat struktury przykładowej, sztucznej sieci neuronowej zobrazowano na rysunku 1.1.

Rysunek 1.1. Graficzna postać sieci neuronowej



Źródło: <http://wazniak.mimuw.edu.pl> [dostęp: 09.12.2018].

Proces budowy modeli, wykorzystujących sztuczne sieci neuronowe, można podzielić na dwa etapy:

- etap uczenia sieci, tzn. na podstawie dostarczonych danych sieć pozyskuje informacje;
- etap testowania sieci, tzn. etap, w którym jest testowana skuteczność modelu dla nowych danych.

Głównymi zaletami zastosowania sieci neuronowych w problemach klasyfikacyjnych są [Grzywa, 2011, s. 7]:

- brak założeń co do postaci funkcji klasyfikacji;
- możliwość wykorzystania danych tak o charakterze jakościowym, jaki ilościowym;
- szybkość działania modelu opartego na SSN;
- zdolność do uczenia się i generalizowania wyników.

Badania, dotyczące zastosowania sztucznych sieci neuronowych do oceny ryzyka kredytowego, są prowadzone w odniesieniu do kredytów udzielanych zarówno dla przedsiębiorców [Azzollini, 2011], jak i dla klientów indywidualnych [Baster, 2011]. W swoich badaniach Michele Azzollini i Vincenzo Pacelli posłużyli się sztucznymi sieciami neuronowymi do badania ryzyka finansowania włoskich firm produkcyjnych. W budowie modeli użyto dokładnych danych liczbowych o 273 firmach w postaci 24 wskaźników finansowych. Zastosowano m.in: wskaźniki EBITDA, ROE, ROA, przepływy pieniężne/aktywa,

dywidenda/zysk netto. Próba badawcza została podzielona na 3 klasy, tj.: firmy w dobrej kondycji finansowej (klasa 1), firmy zagrożone (klasa 2) oraz firmy w złej kondycji finansowej (klasa 3). Do uczenia sieci wykorzystano 70% przedsiębiorstw z każdej klasy, pozostałe 30% firm potraktowano jako próbę testową. Uzyskany przez badaczy wynik przedstawiono w tabeli 1.12.

Tabela 1.12. Wynik klasyfikacji dokonanej modelem wykorzystującym sztuczne sieci neuronowe

Klasa przedsiębiorstwa \ Klasyfikacja (model)	Klasa 1 (Safe)	Klasa 2 (Vulnerable)	Klasa 3 (Risk)
Klasa 1 (Safe)	84,2%	15,8%	0%
Klasa 2 (Vulnerable)	23,1%	73,9%	3,0%
Klasa 3 (Risk)	15,2%	50,0%	34,8%

Źródło: [Azzollini, 2011, s.110].

Jak wskazują dane w tabeli 1.12, model dobrze rozpoznawał klientów zaliczonych do klasy 1 oraz nieco słabiej rozpoznawał przedsiębiorstwa z klasy 2. W przypadku klasy 3, tj. klientów w złej kondycji finansowej (*risk*), model poprawnie klasyfikował 34,8% przedsiębiorstw należących do tej grupy.

W pracy Pawła Bastera i Katarzyny Poczowskiej [2011] można znaleźć zastosowanie tego podejścia do modelowania ryzyka kredytowego klienta indywidualnego przy wykorzystaniu zmiennych ilościowych i jakościowych. Zbiór obserwacji użyty w badaniu liczył 3000 klientów banku komercyjnego. Zmienna objaśniana przyjmowała cztery wartości opisujące charakter należności kredytowych, a mianowicie: normalne, poniżej standardu, wątpliwe, stracone. Zmiennymi objaśniającymi były: wiek kredytobiorcy w latach, źródło dochodu, posiadanie kart kredytowych, rachunków ROR, wielkość kwartalnych wpływów na rachunek, kwota kredytu, typ kredytu, sposób przyznania kredytu (przez bank lub poprzez pośrednika finansowego). Posiadany zbiór danych podzielono na dwa podzbiory, tj.: uczący – 85% obserwacji oraz testowy – 15% obserwacji. Wynik badania wskazał niewielką, lecz istotną statystycznie przewagę modelu logitowego nad modelem SSN.

Znacznie lepsze rezultaty w zastosowaniu SSN w problemie klasyfikacyjnym otrzymał M. Grzywa [2011]. Badacz zbudował model oparty na SSN dzięki danym na temat *kartowych transakcji oszukańczych* w Alior Banku S.A. Celem badania była weryfikacja hipotezy: czy modele oparte na SSN mogą skutecznie wykrywać transakcje typu *fraud* (F). Do budowy modelu wykorzystano dane (kilka tysięcy przypadków) dotyczące *kartowych transakcji typowych*

(*genuine* – G) oraz *transakcji oszukańczych* (*fraud* – F). W konsekwencji powstały sieci zbudowane na podstawie różnych proporcji transakcji G i F, a ostatecznie model zbudowany na podstawie danych w proporcji 90% G i 10% F dał zadowalające rezultaty. Model był oparty na siedmiu zmiennych jakościowych oraz 5 zmiennych ilościowych. Najlepsze wyniki klasyfikacji otrzymano dla sieci typu MLP (preceptor wielowarstwowy – *MultiLayer Precepton*). Neuron MLP charakteryzował się sigmoidalną funkcją aktywacji, której działanie polegało na sumowaniu ważonych synaptycznie sygnałów wejściowych. Do analizy punktu odcięcia badacz posłużył się analizą krzywej ROC (*receiver operating characteristic*). W rezultacie uzyskany poziom skuteczności rozpoznawania poprawnych transakcji, na poziomie 85% przy poziomie FP (*false positive* – klasyfikacja transakcji prawidłowej do grupy transakcji nieprawidłowych) na poziomie 0,05%, uznano za bardzo dobry.

Inne podejście w badaniach nad niespłacalnością kredytów zaproponował Jerzy Marzec [Marzec, 2008]. Jako podstawową metodę badawczą przyjął on wnioskowanie bayesowskie. Przedstawił ekonometryczne modele dyskretnego wyboru i regresji cenzurowanej. Weryfikację modeli przeprowadził na danych dotyczących 39 034 kredytów konsumpcyjnych i hipotecznych (tj. na kredytach udzielonych dla klienta indywidualnego) udzielonych w okresie 01.01.2000-30.09.2001. Podejście tego typu może być użyteczne w przypadku oceny ryzyka finansowania startów indywidualnych działalności gospodarczych, gdzie wnioskodawcą jest klient indywidualny, natomiast finansowanie przyznawane jest już osobie fizycznej prowadzącej indywidualną działalność gospodarczą¹⁷.

W badaniach nad ryzykiem kredytowym coraz częściej znajdują zastosowania techniki uczenia maszynowego [Michie, Spiegelhalter, 1994]. Uczenie maszynowe (ang. *machine learning*, ML), inaczej systemy uczące się, jest dziedziną związaną z zagadnieniem sztucznej inteligencji (SI). Wyróżnia się tu dwa podejścia tj. uczenie nadzorowane (inaczej: z nauczycielem) lub bez nadzoru (inaczej: bez nauczyciela). Podejście to zakłada wykorzystanie różnych metod w zależności posiadanych danych jak i celu, jaki chcemy osiągnąć, w tym metod statystycznych. Stąd zastosowania znajdują tu m.in. analiza regresji, metody klasyfikacyjne tj. metoda k-średnich, sztuczne sieci neuronowe, drzewa klasyfikacyjne.

W badaniach nad oceną ryzyka kredytowego oraz zjawiskiem bankructwa podmiotów gospodarczych wykorzystywane były także metody wielokryterialnego podejmowania decyzji oraz metody oparte na wnioskowaniu rozmytym. Zopounidis i Doumpos przedstawili przegląd literaturowy przedstawiający wykorzystanie metod wielokryterialnego podejmowania decyzji w finansach [Zopounidis, Doumpos, 2002]. Srinivasan i Kim w ocenie ryzyka kredytowego

¹⁷ Budowa modeli opartych na wnioskowaniu bayesowskim stanowi dla autora *future research*.

wykorzystali metodę AHP (*Analytic Hierarchy Process*), [Srinivasan, Kim, 1987]. W swoim badaniu przeprowadzonym na próbie przedsiębiorstw spłacających zobowiązania kredytowe stwierdzili, że metoda AHP dała porównywalne wyniki klasyfikacji w porównaniu z metodami statystycznymi. Ferreira, Santos, Dias wykorzystali metodę AHP do badania ryzyka przyznawania kredytów hipotecznych dla klientów indywidualnych [Ferreira, Santos, Dias, 2014]. Budując model decyzyjny wykorzystali informacje na temat modelu skorinowego wykorzystywanego przez jeden z największych banków w Portugalii. Nadali, Pourddarab i Nosratabadi wykorzystali łącznie metodę SAW oraz metodą AHP do tworzenia klas ryzyka kredytowego. Metodę TOPSIS w wersji klasycznej do oceny ryzyka kredytowego zastosowali m. in. Wu, Hsu oraz Olson [Wu, Hhu, 2012; Wu, Olson, 2006]. Íç wykorzystał metodę TOPSIS w wersji rozmytej do oceny koncentracji ryzyka kredytowego [Íç, 2012]. Do oceny sytuacji ekonomicznej przedsiębiorstw stosowane były także metody wielokryterialne oparte na metodologii przewyższania. Mirosława Lasek w badaniach dotyczących oceny kondycji ekonomicznej firm – klientów banku wykorzystwała metodę PROMETHE [Lasek, 1996]. Z kolei metoda ELECTRE III, zarówno w wersji klasycznej [Chacira i in., 2017] jak i rozmytej [Schen i in., 2017] zostały wykorzystane do rankingów kredytowych dla instytucji para bankowych oraz w ocenie ryzyka kredytowania klientów z sektora rolniczego.

1.5. Wskaźniki finansowe jako kryteria oceny zdolności kredytowej przedsiębiorstw

Sprawozdania finansowe są liczbowym odzwierciedleniem działalności przedsiębiorstwa, natomiast wskaźniki finansowe, tj. dane stosunkowe, informują o jego sprawności działania. Dane finansowe pozyskiwane są głównie z rachunku zysków i strat, bilansu oraz rachunku przepływów pieniężnych. Spektrum wskaźników, jakie można pozyskać bazując na sprawozdaniu finansowym, jest bardzo szerokie. Najogólniej można je podzielić na następujące grupy:

- wskaźniki płynności;
- wskaźniki rentowności;
- wskaźniki sprawności działania;
- wskaźniki zadłużenia.

Wskaźniki finansowe otrzymane na podstawie danych liczbowych przyjmują dokładną wartość liczbową. Należy podkreślić, że wskaźniki, wyliczone na podstawie historycznych wyników finansowych, charakteryzują się mniejszą niepewnością w porównaniu z planowanymi do osiągnięcia wskaźnikami zawartymi np. w biznes planie inwestycji. Projekcja przyszłych wyników finansowych w dużej mierze jest obciążona niepewnością co do ich osiągnięcia, przy czym

na ogół osoby konstruujące projekcje finansowe mają skłonność do zawyżania przyszłych przychodów oraz do zaniżania poziomu przyszłych kosztów. Stąd dane te można traktować jako dane z pewnego przedziału (zazwyczaj projekcje finansowe zawierają trzy warianty przyszłych zdarzeń, tj.: optymalny, pesymistyczny i optymistyczny) bądź jako pewien zbiór rozmyty (z reguły opisywany za pomocą trójkątnej funkcji przynależności jako wartość „około” wartości optymalnej).

Szczególnie pomocna w ocenie zdolności kredytowej może być analiza dynamiki wskaźników obliczonych na podstawie danych historycznych oraz odniesienie tak pozyskanych danych do projekcji finansowej, będącej częścią biznesplanu – głównego źródła informacji o kredytowanym przedsięwzięciu. Wyliczony poziom wskaźników dla danego przedsiębiorstwa można porównać z bazą odniesienia, którą mogą być:

- wskaźniki wyrażające wartości średnie dla danej branży;
- wskaźniki osiągane przez podobne podmioty (ze względu na charakter prowadzonej działalności), a którym udzielono kredytu w przeszłości.

Poniżej przedstawiono najczęściej używane wskaźniki, które są analizowane na etapie oceny ryzyka finansowania przedsiębiorstw¹⁸.

Wskaźniki płynności. Analiza płynności finansowej wskazuje zdolność podmiotu do wywiązywania się z zobowiązań o terminie spłaty w najbliższym okresie, tj. do roku. Zobowiązaniami tymi są: koszty materiałów i energii, koszty wynagrodzeń, koszty usług obcych, podatków i opłat, pozostałe koszty rodzajowe, w tym: koszty rat kredytów, pożyczek, leasingów wraz z kosztem odsetek. Ocena płynności finansowej firmy jest przeprowadzana niezależnie od rodzaju kredytu. Badania przeprowadzane w Wielkiej Brytanii przez Davisa [Davis, 1997] dowiodły, że od 75 do 80% przedsiębiorstw w momencie ogłaszania bankructwa było przedsiębiorstwami zyskowymi. We Francji odsetek ten wyniósł 70%. Przyczyną upadłości przedsiębiorstw w tym przypadku były błędy w zarządzaniu ryzykiem płynności przedsiębiorstwa. Przyjmuje się, że składniki majątku obrotowego w krótkim okresie mogą być zamienione na gotówkę, natomiast zobowiązania krótkoterminowe powinny być spłacone w krótkim czasie.

Wskaźnik płynności bieżącej. Wskaźnik mierzy zdolność spłacenia zobowiązań krótkoterminowych bez konieczności upłynnienia aktywów trwałych. Stopy bieżącej płynności finansowej wyraża się wzorem:

¹⁸ Przegląd wskaźników opracowano na podstawie pracy Rutkowskiego i Pomykalskiej [Rutkowski, 2000; Pomykalska, 2017]. O wskaźnikach finansowych pisali ponadto m.in. Wędzki [Wędzki, 2009], Korol [Korol, 2013], Gabrusewicz [Gabrusewicz, 2014].

$$BPF = \frac{MO}{ZK} \quad (1.4)$$

gdzie:

MO – majątek obrotowy,

ZK – zobowiązania krótkoterminowe.

Wskaźnik wysokiej płynności. Równocześnie ze wskaźnikiem bieżącej płynności finansowej wylicza się stopę wysokiej płynności. Wskaźnik określa relację najbardziej płynnych aktywów do krótkoterminowych zobowiązań. Majątek obrotowy pomniejsza się o element najmniej płynny, tj. zapasy. Stopa wysokiej płynności wyraża się wzorem:

$$SWP = \frac{MO - Z}{ZK} \quad (1.5)$$

gdzie:

MO – majątek obrotowy,

ZK – zobowiązania krótkoterminowe,

Z – zapasy.

W praktyce bankowej zakłada się, że wartość wskaźnika wysokiej płynności powinna być wartością z przedziału od 1,0 do 1,2. W przypadku wskaźnika BPF, tj. płynności bieżącej, powinna wynosić od 1,5 do 2,0. Z racji określenia typu kryterium, oba wskaźniki będą kryteriami z przedziałem wartości nominalnych (tzw. nominantami).

Wskaźniki rentowności. Wskaźniki rentowności mierzą: zdolność do tworzenia zysków przez sprzedaż, majątek firmy oraz kapitały własne. Im wyższy jest poziom rentowności poszczególnych wskaźników przedsiębiorstwa, tym bardziej jest ono zdolne do tworzenia nadwyżek finansowych. Te z kolei można przeznaczyć na finansowanie innych inwestycji bądź na modernizację majątku trwałego firmy. W przypadku wskaźników rentowności nie można wskazać ich optymalnego poziomu, który jednoznacznie przesądzałby o jego sytuacji finansowej. Wskaźniki te są uzależnione od branży, w której działa przedsiębiorstwo, np. wskaźnik ROS (wzór 1.6) dla branży hotelarskiej i pensjonatowej w województwie podlaskim kształtuje się w granicach od 3 do 8%, natomiast wskaźnik ROS dla branży obróbki metali wynosi od 8 do 15%.

Wskaźnik rentowności sprzedaży określa zdolność do generowania zysków z działalności operacyjnej. Wzrost poziomu przychodów zazwyczaj pociąga za sobą wzrost poziomu kosztów, co przekłada się na poziom generowanego zysku netto. Rentowność sprzedaży można wyrazić jako relację:

$$ROS = \frac{ZN}{PO} \quad (1.6)$$

gdzie:

ZN – zysk netto,

PO – przychody operacyjne.

Wskaźnik rentowności aktywów (ROA) mierzy zdolność aktywów do generowania zysku. Zysk operacyjny, który jest generowany dla wszystkich dostawców kapitału, jest odnoszony do sumy aktywów, niezależnie od sposobu ich finansowania. Z tej perspektywy rentowność aktywów jest istotna dla podmiotów finansujących firmę, takich jak akcjonariusze czy wierzyciele. Wskaźnik rentowności aktywów wylicza się następująco:

$$ROA = \frac{ZN}{AO} \quad (1.7)$$

gdzie:

ZN – zysk netto,

AO – aktywa ogółem.

Wskaźnik rentowności kapitału (ROE). Wskaźnik mierzy wielkość zysku netto przypadającą na średni stan kapitału własnego. Wskaźnik rentowności kapitału jest przeważnie wyższy od wskaźnika rentowności aktywów, a wynika to z efektu tzw. dźwigni finansowej, czyli finansowania inwestycji za pomocą kapitałów obcych. Rentowność kapitału własnego wyraża się wzorem:

$$ROE = \frac{ZN}{KW} \quad (1.8)$$

gdzie:

ZN – zysk netto,

KW – kapitał własny.

Wskaźniki sprawności działania. Wskaźniki sprawności działania określają szybkość, z jaką są obracane aktywa, takie jak zapasy, należności oraz pasywa, takie jak zobowiązania. Ze względu na optymalizację decyzji kredytowych najważniejsze są następujące wskaźniki:

- wskaźnik obrotu zapasami;
- okres obrotu zapasami;
- wskaźnik obrotu zobowiązaniami;
- okres spłaty zobowiązań;
- wskaźnik obrotu należnościami;

- okres ściągania należności;
- wskaźnik obrotu aktywami;
- wskaźnik obrotu aktywami płynnymi;
- okres obrotu operacyjnego (cykl operacyjny);
- okres obrotu gotówką.

Wyliczając wartości powyższych wskaźników i okresy obrotu, można dowiedzieć się, ile razy w ciągu roku firma obraca danym aktywem (np. zapasami).

Wskaźnik obrotu zapasami oraz okres obrotu zapasami:

$$\text{wskaźnik obrotu zapasami} = \frac{\text{koszty sprzedaży produktów, towarów i materiałów}}{\text{zapasy}} \quad (1.9)$$

Wskaźnik obrotu zapasami mierzy, ile razy w ciągu rozpatrywanego okresu, np. w ciągu roku, posiadane zapasy zostają przekształcone w gotowe wyroby, które są następnie sprzedawane. Zakładając, iż cykl rozliczeniowy wynosi 365 dni, okres obrotu zapasami wyznacza się następująco:

$$\text{okres obrotu zapasami} = \frac{365}{\text{wskaźnik obrotu zapasami}} \quad (1.10)$$

Często poziom zapasów (materiały do produkcji, wyroby gotowe) w sprawozdaniach finansowych firmy (np. w bilansie) jest wykazywany łącznie. W rzeczywistości każda wielkość składowa zapasów może posiadać inny okres obrotu.

Wskaźnik obrotu zobowiązaniami oraz okres spłaty zobowiązań:

$$\text{wskaźnik obrotu zobowiązaniami} = \frac{\text{koszty sprzedaży produktów, towarów i materiałów}}{\text{zobowiązania krótkoterminowe}} \quad (1.11)$$

Wskaźnik 1.11. mierzy częstotliwość, z jaką firma przeciętnie spłaca swoje zobowiązania, inaczej mówiąc: wskaźnik ilustruje zjawisko kredytowania przedsiębiorstwa przez wszystkich jego wierzycieli. W sposób bardziej intuicyjny, zarządzanie zobowiązaniami ilustruje wskaźnik okresu spłaty zobowiązań (lub rotacji zobowiązań):

$$\text{okres spłaty zobowiązań} = \frac{365}{\text{wskaźnik obrotu zobowiązań}} \quad (1.12)$$

Wskaźnik obrotu należnościami oraz okres ściągania należności:

$$\text{wskaźnik obrotu należnościami} = \frac{\text{przychody ze sprzedaży}}{\text{należności}} \quad (1.13)$$

Wskaźnik informuje, ile razy przeciętnie w ciągu okresu sprawozdawczego następuje obrót należnościami. Większa liczba obrotów pozwala na szybsze odzyskiwanie zainwestowanego kapitału od odbiorców. Powszechnie w analizach finansowych stosuje się wskaźnik okresu ściągania należności (rotacji należności):

$$\text{okres ściągania należności} = \frac{365}{\text{wskaźnik obrotu należności}} \quad (1.14)$$

Wskaźnik rotacji należności obrazuje okres oczekiwania na spłatę należności ze sprzedaży na kredyt. Przedsiębiorstwo posługuje się kredytem kupieckim, w celu zwiększenia sprzedaży i pozyskania nowych rynków zbytu. Ze względu na ryzyko kredytowe, wskaźnik ten należy do szczególnie monitorowanych, natomiast zaniepokojenie może budzić sytuacja, w której wskaźnik ten będzie osiągał większe wartości, aniżeli umowny okres spłaty kredytu kupieckiego.

Wskaźniki zadłużenia oraz wskaźniki mierzące zdolność firmy do zaciągania i regulowania zobowiązań finansowych.

Wskaźniki zadłużenia odnoszą się do stanu zadłużenia przedsiębiorstwa, tym samym do jego zdolności do regulowania zobowiązań. Analiza i ocena wniosku o finansowanie przedsiębiorstwa w sposób szczególny odnosi się do zbadania długoterminowego zadłużenia przedsiębiorstwa. Na przykład w bankowości spółdzielczej przyjmuje się, że zadłużenie z tytułu: kredytów, pożyczek i leasingów nie powinno przekroczyć pięciokrotności zysku netto wykazanego w ostatnim roku obrotowym. W innym podejściu, stosowanym np. przez PKO BP S.A. oraz Bank Gospodarstwa Krajowego (BGK), poziom zadłużenia długoterminowego jest analizowany za pomocą modelu finansowego, obrazującego sytuację finansową firmy z uwzględnieniem: wartości wnioskowanego kredytu, kredytów już posiadanych, przyszłych przychodów i kosztów, w tym tych, które są efektem realizacji inwestycji. Stąd maksymalny poziom kredytu, jaki można udzielić podmiotowi, wynika z projekcji przyszłej sytuacji finansowej.

W praktyce bankowej bardzo często są badane wskaźniki, które odnoszą się do relacji zysku EBITDA (tj. zysku netto powiększonego o amortyzację, podatki i koszty finansowe) oraz łącznej wartości rat kapitałowo-odsetkowych (kredytów, pożyczek, leasingów).

Wskaźnik DSCR (*Debt Service Coverage Ratio*) jest jednym z najczęściej badanych wskaźników odnoszących się do zadłużenia przedsiębiorstwa. Definicja wskaźnika jest następująca¹⁹:

¹⁹ <https://www.nbportal.pl/slownik/pozycje-slownika/ebitda>[dostęp: 08.05.2018].

$$DSCR = \frac{EBITDA}{\text{wartość spłaty rat kredytowych, pożyczek, leasingów wraz z odsetkami}} \quad (1.15)$$

Wskaźnik 1.15. wylicza się dla wybranego okresu, najczęściej roku, a w okresie realizacji inwestycji oraz okresach karencji banki wyliczają ten wskaźnik w większej częstotliwości, np. co kwartał. Mierzy on zdolność do regulowania zobowiązań: kredytowych, pożyczkowych, leasingów w stosunku do generowanego zysku. Punktem granicznym jest wartość wskaźnika równa 1,0. Kształtowanie się wskaźnika poniżej tego poziomu wskazuje na brak zdolności do regulowania zobowiązań kredytowych.

Wskaźnik zadłużenia (DR) jest kolejnym wskaźnikiem, często weryfikowanym na etapie oceny aplikacji kredytowej. Wskaźnik ten jest relacją wartości całkowitego zadłużenia z tytułu kredytów, pożyczek, leasingów do zysku EBITDA.

Podsumowanie

W rozdziale tym przedstawiono pojęcie ryzyka i niepewności, dokonano przeglądu portfela kredytowego w Polsce, przede wszystkim z uwzględnieniem kredytów udzielonych dla przedsiębiorstw. Przedstawiono problem ryzyka kredytowego oraz związane z nim problem oceny zdolności kredytowej. Dokonano przeglądu stosowanych obecnie metod oceny ryzyka finansowania firm oraz omówiono najważniejsze wskaźniki finansowe stosowane w ocenie ryzyka kredytowego przedsiębiorstw.

OCENA RYZYKA FINANSOWANIA PRZEDSIĘBIORSTWA JAKO ZAGADNIENIE WIELOKRYTERIALNEGO PODEJMOWANIA DECYZJI

Wprowadzenie

W tym rozdziale na wstępie zaprezentowano podstawowe zagadnienia z zakresu analizy wielokryterialnej. Dokonano przeglądu metod wielokryterialnych funkcjonujących w literaturze przedmiotu. Na podstawie tego przeglądu wybrano metody wielokryterialne do dalszej analizy. W podrozdziale 2.2. opisano zasadnicze uwarunkowania budowy wielokryterialnego modelu decyzyjnego oceny wniosku kredytowego. Na tej podstawie opracowano zapis formalny elementów modelu, który wykorzystano w kolejnych rozdziałach pracy.

Następnie w podrozdziale 2.3. omówiono trzy problemy decyzyjne, dotyczące oceny zdolności kredytowej przedsiębiorstw, które różnią się: typem wnioskodawcy, celem przeznaczenia finansowania oraz sytuacją ekonomiczną finansowanego podmiotu. Problemy te pokazują złożoność podejmowania decyzji o finansowaniu przedsiębiorstw, a tym samym obrazują skomplikowanie procesu oceny ryzyka finansowania przedsiębiorstw. Przedstawiono opis werbalny problemów decyzyjnych, charakterystykę grupy badawczej, dokonano analizy statystycznej danych empirycznych oraz strukturyzacji problemu decyzyjnego oceny wniosku w zakresie identyfikacji kryteriów decyzyjnych. Pozyskane dane bankowe o przedsiębiorstwach spłacających kredyty inwestycyjne posłużyły wyodrębnieniu zbioru kryteriów i podkryteriów, które zostały wykorzystane w następnych rozdziałach pracy do weryfikacji empirycznej użyteczności rozważanych w pracy metod wielokryterialnego podejmowania decyzji oraz metod opartych na pojęciu zbioru rozmytego w ocenie wniosków kredytowych.

W przypadku doboru zmiennych w klasycznych modelach statystycznych dąży się do wyboru zmiennych, które w najlepszy sposób reprezentują badany problem badawczy, a także nie są jednocześnie powiązane między sobą. Doboru zmiennych w tych modelach dokonuje się dzięki analizie statystycznej,

poszukując zmiennych mocno skorelowanych ze zmienną objaśniającą oraz słabo skorelowanych między sobą. W przypadku zmiennych mierzonych na skali nominalnej lub porządkowej, w celu wyłonienia zmiennych, które w kolejnym kroku będą wykorzystywane jako kryteria decyzyjne, należy posłużyć się innymi metodami. W proponowanym podejściu do wyboru zmiennych, przyjętych jako kryteria decyzyjne, wykorzystano (oprócz wiedzy eksperckiej), analizę korespondencji oraz test niezależności chi-kwadrat.

Zgodnie z uwagami poczynionymi we wstępie pracy (schemat 1), do analizy rozważanych problemów decyzyjnych można zastosować różne podejścia, stąd z każdym zagadnieniem decyzyjnym powiązано wybrane metody, które w dalszej części pracy użyto do budowy modeli decyzyjnych.

2.1. Podstawy wielokryterialnej analizy decyzyjnej

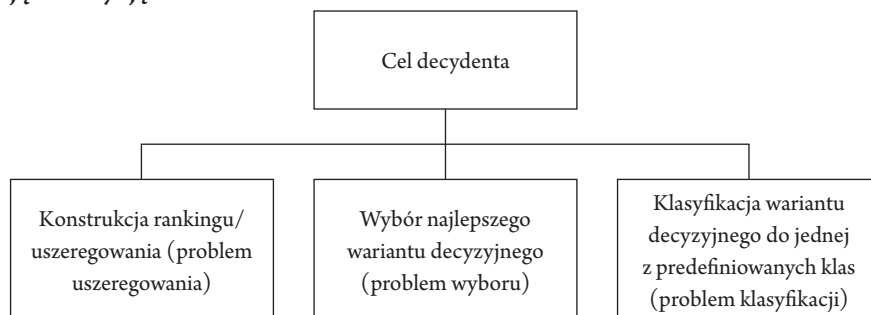
Podjęcie decyzji jest nierozłącznym elementem codziennej egzystencji człowieka. Wykorzystując posiadaną wiedzę i doświadczenia ludzie starają się podejmować decyzje racjonalne. Robiąc codzienne zakupy, wybierając najlepszą trasę dojazdu samochodem do określonego miejsca pracy, wybierając szkołę/przedszkole dla dziecka, kupując samochód, zmieniając miejsce pracy, podejmuje się decyzje, które w różnym stopniu wpływają na dalsze życie. Mnogość sytuacji, w których należy podjąć decyzję, jak również duże znaczenie wielu problemów decyzyjnych przyczyniły się do powstania metod, których celem jest **wspomaganie podejmowania decyzji**. Podejmując decyzję, realizuje się pewne cele, które są powiązane z określonymi kryteriami decyzyjnymi. Kupując samochód, poszukujemy auta, które najlepiej odpowiada naszym potrzebom, np. oczekiwania co do wyboru samochodu przez ojca rodziny składającej się z dwojga osób dorosłych oraz dwojga dzieci będą prawdopodobnie inne, aniżeli osoby nieposiadającej rodziny. Podejmując decyzję, stawia się pewne wymagania dotyczące jej przedmiotu. Nawiązując do podanego wcześniej przykładu kupna samochodu, ojciec rodziny prawdopodobnie będzie oczekiwał, że nowe auto będzie: pojemne, bezpieczne, tanie w zakupie i eksploatacji, mało usterkowe, z niewielkim przebiegiem. Formułując powyższe wymagania, w naturalny sposób określa się pewne **kryteria**, na których będzie oparta decyzja. Przytoczony przykład, choć prosty, daje wyobrażenie sytuacji decyzyjnej, która, co do zasady, będzie wymagała uwzględnienia wielu kryteriów, co więcej, kryteriów, które mogą mieć konfliktowy charakter. W powyższym przykładzie konfliktowymi są kryteria nawiązujące do bezpieczeństwa oraz ceny zakupu auta. Zazwyczaj zaawansowane systemy bezpieczeństwa wpływają na wzrost kosztów produkcji, a w konsekwencji także wzrost ceny auta. W analizie tego typu problemów decyzyjnych są użyteczne

metody wielokryterialnej analizy decyzyjnej (*multi criteria decision analysis* – MCDA).

Wielokryterialne wspomaganie podejmowania decyzji jest dziedziną nauki wywodzącą się z badań operacyjnych i służy rozwiązywaniu złożonych problemów decyzyjnych, w których bierze się pod uwagę wiele, często przeciwnych, punktów widzenia. Gruntowne opracowania książkowe, dotyczące wielokryterialnego wspomaganie decyzji, przedstawili: Chen i Hwang [1992], Zopounidis i Doumpos [2002], Triantaphyllou [2000], Kahraman [2008], Figureira, Greco [2005] i w literaturze polskojęzycznej Trzaskalik [2014] oraz Goodwin, Wright [2011].

Metody wielokryterialne, ze względu na cel, jaki chce się uzyskać, można podzielić na trzy podstawowe grupy. Podział ten przedstawiono na schemacie 2.1.

Schemat 2.1. Założenie dotyczące celu, jaki chce osiągnąć osoba podejmująca decyzję



Źródło: opracowanie własne na podstawie: [Roy, 1990; Figureira, 2005; Trzaskalik, 2014, s. 39].

Problem wyboru polega na wyborze wariantu decyzyjnego najlepiej odpowiadającego preferencjom decydenta. Problem klasyfikacji polega na przyporządkowaniu rozpatrywanych wariantów decyzyjnych do jednej z góry predefiniowanych klas. Problem szeregowania polega na uszeregowaniu wariantów decyzyjnych od najlepszego do najgorszego [Trzaskalik, 2014 s. 39].

Metody wielokryterialne, ze względu na wykorzystany w ich budowie algorytm postępowania, można podzielić na [Tzeng, Huang, 2011; Trzaskalik, 2016]:

- metody wykorzystujące funkcję użyteczności;
- metody porównywania parami;
- metody oparte na relacji przewyższania;
- metody wykorzystujące punkty referencyjne i zbiory punktów referencyjnych,

- metody (procedury) interaktywne,
- metody uwzględniające zależności między kryteriami oraz między kryteriami a wariantami decyzyjnymi,
- metody werbalne.

W przypadku metod, wykorzystujących pojęcie **funkcji użyteczności**, zakłada się, że preferencje decydenta mogą być wyrażone za pomocą globalnej funkcji użyteczności [Keeney, Raiffa, 1976]. Podstawowym problemem jest tu wyznaczenie postaci globalnej funkcji użyteczności, która pozwala na uzyskanie pełnego uporządkowania wariantów decyzyjnych oraz na wyznaczenie wariantu najbardziej preferowanego. Najprostszym przykładem funkcji użyteczności globalnej jest funkcja addytywna. Należy przy tym podkreślić, że musi być tu spełniony warunek preferencyjnej niezależności kryteriów decyzyjnych. Jedną z metod, wykorzystującą addytywną funkcję użyteczności, jest metoda SAW (*Simple Additive Weigthing Method*), [Churchman, Ackoff, 1954]. W podejściu tym każdemu wariantowi decyzyjnemu przyporządkowuje się użyteczność cząstkową ze względu na przyjęte kryteria. Ocena globalna jest sumą ważoną uzyskanych użyteczności cząstkowych. Wariant decyzyjny jest tym bardziej preferowany, im większa jest jego ocena globalna.

Innymi metodami, wykorzystującymi addytywną funkcję użyteczności, są metody SMART (*Simple Multi – Attribute Ranking Technique*) oraz SMARTER (*SMART Exploiting Ranks*), [Edwards, Barron, 1994; Goodwin, Wright, 2011]. Metoda SMARTER jest jedną z najwcześniej opracowanych oraz najszerzej używanych metod wielokryterialnego podejmowania decyzji. Metoda ta jest uproszczoną wersją metody SMART. Zakłada się tu, że funkcje wartości mają charakter liniowy.

Najbardziej znaną metodą **porównywania parami** jest metoda AHP (*Analytic Hierarchy Process*), [Saaty, 1980]. Dokonuje się tu werbalnych porównań parami kryteriów decyzyjnych oraz wariantów decyzyjnych ze względu na kolejne kryteria. Do porównań stosuje się dziewięciostopniową skalę, zwaną skalą Saaty'ego (patrz: tabela 2.4). Problemy decyzyjne, analizowane za pomocą metody AHP, mają strukturę hierarchiczną, przez co rozumie się cel ogólny będący na najwyższym poziomie hierarchii, który zamierza osiągnąć decydent. Hierarchia może być wielopoziomowa, natomiast kryteria dzielą się na podkryteria, wśród których z kolei można wyróżnić kolejne podkryteria. Na najniższym poziomie hierarchii znajdują się warianty decyzyjne. W metodzie AHP zakłada się niezależność kryteriów decyzyjnych. Niedoskonałością tej metody jest możliwość pojawienia się zmian w rankingu, w wyniku dodania nowego wariantu decyzyjnego. Przykładem wykorzystania metody AHP może być wybór umiejscowienia nadzoru nad rynkiem finansowym [Adamus, 2010].

Rozwinięciem metody AHP jest także metoda REMBRANDT (*Ratio Estimation in Magnitudes or decibells to Rate Alternatives which are Non-DominaTed*)

[Lootsma, Mensch, Vos, 1990]. Skala Saaty'ego jest tu zastąpiona skalą logarymiczną, a w przypadku powtórzenia wariantu decyzyjnego zjawisko odwrócenia rankingu nie ma tu miejsca. Idea porównywania parami jest również wykorzystywana w metodzie MACBETH (*Measuring Attractiveness by a Categorical Based Evaluation Technique*) [Bana e Costa, Vansnick, 1993]. Metoda jest podobna do metody AHP w tym sensie, że każdorazowo dokonuje się porównania jednej pary wariantów decyzyjnych lub kryteriów oceny oraz preferencje decydenta są wyrażane w formie werbalnej. W konsekwencji powstaje macierz porównań parami, która jest podstawą weryfikacji spójności dokonanych porównań. Metody te różnią się m.in. sposobem wyrażania preferencji w stosunku do wariantów decyzyjnych bądź kryteriów. Metoda AHP pozwala na otrzymanie stosunków relatywnych wag albo preferencji pomiędzy elementami hierarchii, a w metodzie MACBETH decydent określa różnice w ich atrakcyjności. Dla metody MACBETH jest dostępny dedykowany program komputerowy o nazwie M-MACBETH¹. Ułatwia on stosowanie metody w praktyce. Metoda była wykorzystywana do analizy wielu rzeczywistych problemów decyzyjnych, a mianowicie: przetargów międzynarodowych, lokowania inwestycji, zarządzania personelem czy też planowania strategii miasta [Bana e Costa, Vansnick, 2005].

Inną klasą metod są metody oparte na **relacji przewyższania**. Teoria podejmowania decyzji w podejściu klasycznym opiera się na założeniu, że preferencje decydenta są wyrażone w sposób jednoznaczny i na tej podstawie z wykorzystaniem określonych kryteriów decydent jest w stanie uporządkować rozpatrywane warianty decyzyjne. Ponadto, w tym podejściu zakłada się istnienie funkcji użyteczności *a priori* umożliwiającej wyznaczenie porządku zupełnego na zbiorze wariantów decyzyjnych. Stąd rozwiązanie problemu decyzyjnego było związane z wyznaczeniem postaci analitycznej funkcji użyteczności, a następnie zbadaniem, który z wariantów decyzyjnych przyjmuje wartość maksymalną. Podejście to jest krytykowane przez badaczy należących do tzw. europejskiej szkoły podejmowania decyzji [Roy, 1990]. Zgodnie z podejściem klasycznym, porównując dwa warianty decyzyjne A i B, mamy do czynienia z jedną z trzech sytuacji, tj.: warianty A i B są równoważne, wariant A jest bardziej preferowany w stosunku do wariantu B lub wariant B jest bardziej preferowany w stosunku do wariantu A. Z podejściem tym nie zgadzał się Roy oraz inni badacze związani ze szkołą europejską, wskazując, że w większości sytuacji decyzyjnych mamy do czynienia ze zmiennością i nieprecyzyjnością ocen, a także ze zmiennością preferencji decydenta. Wskazywali równocześnie, że dane, na podstawie których jest podejmowana decyzja, są często obciążone niepewnością, niedokładnością lub całkiem nieokreślonością. Zaproponowane przez Roya podejście

¹ <http://m-macbeth.com/> [dostęp: 22.07.2018].

polegało na rozszerzeniu podstawowych sytuacji preferencyjnych w ten sposób, by obejmowały sytuacje: równoważności, preferencji słabej, preferencji silnej oraz nieporównywalności. Powyższe założenia teoretyczne leżą u podstaw metod z rodziny ELECTRE (*ELimination and Choice Expressing the REality*) [Roy, Bouyssou, 1993].

Metoda ELECTRE I i metody pokrewne, tj. metody ELECTRE Iv oraz ELECTRE Is, zostały zaprezentowane jako metody wyboru. Jednak procedury te dają możliwość otrzymania rankingu wariantów decyzyjnych [Trzaskalik, 2016]. W każdej z metod w pierwszym kroku jest weryfikowana hipoteza o przewyższaniu, są tu sprawdzane warunki zgodności i braku niezgodności. Warunek zgodności polega na weryfikacji hipotezy o przewyższaniu, tj. bada się, czy siła kryteriów koalicji wspierających daną hipotezę jest wystarczająco duża. Warunek braku niezgodności polega na sprawdzeniu, czy ze względu na którekolwiek kryterium, przewaga wariantu B nad wariantem A nie jest tak duża, by fakt ten mógł stanowić *veto* dla twierdzenia o przewyższaniu A nad B [Trzaskalik, 2014 s. 94]. Metody ELECTRE I, ELECTRE Iv oraz ELECTRE Is różnią się założeniami dotyczącymi typu wykorzystywanych kryteriów, a także sposobu, w jaki jest przeprowadzana analiza niezgodności. W metodach ELECTRE I i ELECTRE Iv zakłada się, że każde kryterium jest tzw. kryterium prawdziwym, zaś metoda ELECTRE Is dopuszcza wykorzystanie pseudo kryterium [Trzaskalik, 2014, s. 93]. Kolejną, często stosowaną metodą z rodziny ELECTRE, jest metoda ELECTRE III. Metoda pozwala na uporządkowanie wariantów, natomiast w procedurach obliczeniowych metody wykorzystywane jest pseudo kryterium. Proces wyznaczania rankingu jest dwustopniowy. W pierwszym kroku dla każdej pary wariantów decyzyjnych obliczane są wartości współczynników zgodności i wiarygodności. W drugim kroku wyznaczonych współczynników używa się w procedurach destylacji zstępującej i wstępującej [Trzaskalik, 2014, s. 99]. Metoda ELECTRE TRI stosowana jest w problemach sortowania [Mousseau, Słowiński, Zieniewicz, 1999]. W procedurze tej warianty decyzyjne są przyporządkowywane do uprzednio predefiniowanych kategorii jakości, na których decydent określa relację preporządku. Granice pomiędzy poszczególnymi klasami są wyznaczane za pomocą tzw. profili granicznych. Przypisanie wariantu decyzyjnego do danej kategorii odbywa się przez porównanie go z profilami granicznymi wyznaczającymi poszczególne kategorie. Metody z rodziny ELECTRE znalazły zastosowanie w analizie różnych problemów decyzyjnych: klasyfikacji kontraktów outsourcingowych [de Almeida, 2007], w planowaniu inwestycji z zakresu odnawialnych źródeł energii [Beccali i in., 2003], do wyboru dostawców w firmach produkcyjnych [Sevklı, 2010] a także w ocenie ryzyka kredytowego (ELECTRE TRI) [Khalil i in., 2000].

Metody PROMETHEE (*Preference Ranking Organisation Method for Enrichment Evaluations*), [Brans, 1982] to grupa metod należąca do klasy

metod przewyższania. Metody te są oparte na założeniach teoretycznych, które zaproponował Roy. W 1988 roku Brans i Mareschal [Brans, Mareschal, 1994, s. 297-310] zaprezentowali interaktywny moduł GAIA, który posłużył wizualizacji graficznej obliczeń dokonywanych metodami PROMETHEE. W metodach PROMETHEE I oraz PROMETHEE II dwa pierwsze kroki obliczeniowe są takie same. Dla każdej pary wariantów decyzyjnych wyznaczany jest zregulowany indeks preferencji. W kolejnym kroku dla każdego wariantu decyzyjnego ustala się przepływ przewyższania – dodatni i ujemny [Trzaskalik, 2014, s. 114]. Dodatni przepływ przewyższania ilustruje siłę wariantu decyzyjnego, tj. stopień, w jakim ten wariant przewyższa inne warianty decyzyjne. Ujemny przepływ przewyższania pokazuje siłę, z jaką inne warianty decyzyjne przewyższają wariant, dla którego wyznaczono wartość przepływu. W konsekwencji stosowania procedur PROMETHEE I i PROMETHEE II otrzymuje się ranking wariantów decyzyjnych. Metodę tę wykorzystwała Mirosława Lasek w badaniach dotyczących oceny kondycji ekonomicznej firm – klientów banku [Lasek, 1996]. Metoda znalazła także zastosowanie m. in. w wyborze projektów [Brans i in., 1986], wyborze lokalizacji inwestycji [Athawale i in., 2010] oraz w procesie rankingowania wniosków aplikacyjnych o dotacje z UE [Górecka i in., 2012].

Szeroką grupę metod wielokryterialnych stanowią **metody wykorzystujące ce punkty referencyjne i zbiory punktów referencyjnych**. Punktami referencyjnymi mogą być punkty rozwiązań idealnych i antyidealnych, a także punkty referencyjne wskazane przez decydenta. W 1968 roku profesor Zdzisław Hellwig przedstawił procedurę obliczeniową, którą zastosował do typologicznego podziału krajów ze względu na poziom rozwoju oraz zasoby i strukturę wykwalifikowanych kadr [Hellwig, 1968]. Procedura (tzw. metoda Hellwiga) polegała na porządkowaniu liniowym obiektów (wariantów decyzyjnych) na podstawie miernika syntetycznego. Syntetyczne wartości taksonomicznej miary rozwoju dla każdego obiektu, wyznacza się z wykorzystaniem tzw. wzorca rozwoju, który można traktować jako idealne rozwiązanie referencyjne. Każdemu obiektowi przyporządkowuje się jego znormalizowaną ważoną odległość od wzorca rozwoju, a w kolejnym kroku wyznacza się taksonomiczną miarę rozwoju.

Koncepcja budowy rankingu z wykorzystaniem punktów referencyjnych leży u podstaw metody TOPSIS (*Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution*), [Hwang, Yoon, 1981]. Procedura metody TOPSIS polega na wyznaczeniu znormalizowanych, ważonych odległości między każdym wariantem decyzyjnym a dwoma punktami referencyjnymi, tzw. rozwiązaniem idealnym i rozwiązaniem antyidealnym. Najbardziej preferowanym wariantem decyzyjnym jest ten, który cechuje się najmniejszą odległością od rozwiązania idealnego oraz największą odległością od rozwiązania antyidealnego.

Inna metodą, wykorzystującą punkty referencyjne do konstrukcji rankingu, jest metoda VIKOR (serb. *VI*skrzterijumska *Optimizacija i Kompromisno*

Resenje), [Opricovic, 1998]. Dla każdego wariantu decyzyjnego jest obliczana średnia ważona odległość od punktu idealnego oraz maksymalna ważona odległość od punktu idealnego. Podejmując decyzję, jest wykorzystywany tzw. kompleksowy wskaźnik Q , który pozwala na balansowanie między odległością średnią a odległością maksymalną.

Metoda BIPOLAR (*Multiple Criteria Decision Aid Using Bipolar Refernce System*), [Konarzewska-Gubała, 1989] jest wykorzystywana zarówno w problemach sortowania, jak i w problemach porządkowania wariantów. Porównań dokonuje się wykorzystując dwubiegunowy układ referencyjny, zawierający obiekty „dobre” i „złe”. W procedurze wyznaczane są następnie wskaźniki przewyższania oraz określa się strukturę preferencji. W kolejnym kroku wyznacza się pozycję każdego wariantu decyzyjnego w stosunku do bipolarnego systemu referencyjnego. Metodę tę wykorzystano m. in. do budowy rankingu przedsiębiorstw [Konarzewska-Gubała, 2002].

W metodach opartych na punktach referencyjnych problematyczna staje się sytuacja, w której pojawia się obiekt lepszy od obiektów dobrych (czyli wariant *overgood*) oraz gorszy od złych (czyli obiekt *underbad*). Sytuacje tego typu były analizowane w pracach Trzaskalika, Sitarza i Dominiaka [Trzaskalik, Sitarz, Dominiak, 2013]. W przypadku wystąpienia wariantów *overgood* oraz *underbad* w procedurze FTOPSIS, analizę tego typu sytuacji, a także odpowiednie metody postępowania przedstawili Roszkowska i Wachowicz [Roszkowska, Wachowicz, 2015].

Skuteczne wspomaganie decydenta w podejmowaniu decyzji wymaga poznania jego preferencji. Na podstawie tej wiedzy można określić, który z wariantów decyzyjnych jest wariantem najlepszym ze względu na cele, jakie chce osiągnąć decydent. Pozyskanie informacji preferencyjnej można dokonać jednorazowo (np. na początkowym etapie procesu decyzyjnego) lub w sposób stopniowy wraz z postępem analizy problemu decyzyjnego. Drugie podejście jest nazywane podejściem **interaktywnym** i było wykorzystywane w budowie szeregu metod np. STEM-DPR [Nowak, 2008], INSDECM [Nowak, 2006].

Metoda STEM-DPR (*Step Method for Discrete Decision Making Problems under Risk*), [Nowak, 2008] jest oparta na idei metody STEM [Benayoun, de Montgolfier, Tergny, Larichev, 1971]. Metoda polega na powtarzaniu algorytmu iteracyjnego, w którym decydentowi jest prezentowane jedno rozwiązanie próbne. Rozwiązanie to, wraz z rozwiązaniem idealnym, przedstawia się decydentowi. W sytuacji, gdy proponowane rozwiązanie nie jest dla decydenta satysfakcjonujące, jest on proszony o wskazanie kryterium, które przyjęło wartość satysfakcjonującą. Decydent określa też, w jakim stopniu, akceptowanym przez niego, ocena tego kryterium może być pogorszona. W kolejnym kroku wyznacza się zbiór wariantów spełniających warunki ustalone przez decydenta oraz

wybijane jest nowe rozwiązanie próbne. Procedurę powtarza się do momentu uzyskania rozwiązania, które satysfakcjonuje decydenta.

W metodzie INSDECM (*INteractive Stochastic Decision Making Procedure*), [Nowak, 2006], podobnie jak w metodzie STEM-DPR, w fazie dialogowej analizowane są wartości parametrów rozkładów ocen wariantów decyzyjnych. Dane, które otrzymuje decydent, są prezentowane za pomocą tzw. macierzy możliwości. Te zawierają dwa wiersze, tj. najlepsze i najgorsze wartości analizowanych paramentów, ustalone na podstawie rozważanego zbioru wariantów decyzyjnych. Dialog z decydem rozpoczyna się od przedstawienia macierzy możliwości. Jeśli wartości pesymistyczne parametrów są dla decydenta satysfakcjonujące, decydentowi są prezentowane warianty decyzyjne rozważane na tym etapie procedury. Decydent dokonuje wyboru wariantu, który uważa za najatrakcyjniejszy. Jeśli zaprezentowane wartości pesymistyczne nie są uznawane przez decydenta za satysfakcjonujące, formułuje on kolejny warunek, jaki powinny spełniać rozwiązanie końcowe.

Podstawą wielu rozpatrywanych wyżej metod jest założenie o preferencyjnej niezależności kryteriów. W praktyce często spotyka się problemy decyzyjne, w których zachodzi potrzeba uwzględnienia występowania **zależności pomiędzy kryteriami**. Zależności między kryteriami oraz kryteriami a wariantami decyzyjnymi uwzględnia np. metoda ANP (*Analytic Network Process*), DEMATEL (*Decision Making Triall and Evaluation Laboratory*), WINGS (*Weighted Influence Non-linear Gauge System*).

Metoda ANP jest rozwinięciem metody AHP [Saaty, 1996]. W przeciwieństwie do metody AHP, założenie o niezależności kryteriów decyzyjnych nie jest tu wymagane. W metodzie przyjmuje się występowanie zależności pomiędzy kryteriami oraz między kryteriami a wariantami decyzyjnymi. Grupy kryteriów podobnych do siebie w tym sensie, że mogą między nimi zachodzić pewne zależności, są łączone w grupy zwane „komponentami”. Składowymi komponentów mogą być zarówno kryteria, jak i warianty decyzyjne, które na potrzeby metody są nazywane „elementami”. W tego typu sytuacjach stosowana jest także metoda DEMATEL [Gabus, Fontela, 1973].

Użyteczną metodą, która wykazuje się szerokimi możliwościami zastosowania w praktyce, jest metoda WINGS [Michnik, 2013]. Metoda ta pozwala na ujęcie zarówno siły wzajemnych wpływów składników sytemu, jak i ich znaczenia. W podejściu wielokryterialnym składniki systemu są utożsamiane z kryteriami decyzyjnymi. Procedura metody WINGS przewiduje czytelne przedstawienie problemu decyzyjnego za pomocą grafu zależności, co znacząco upraszcza stosowanie metody w praktyce. Metodę tę zastosowano m. in. w analizie problemów negocjacyjnych w przypadku występowania zależności między kwestiami negocjacyjnymi [Michnik, 2016], w wyborze innowacyjnych projektów [Michnik, 2018] oraz dynamicznej miękkiej analizie ofert [Banaś, Michnik, 2019].

Werbalne metody analizy decyzji są wykorzystywane do rozwiązywania nieustrukturyzowanych problemów decyzyjnych. W metodach tych nie wykorzystuje się informacji o charakterze ilościowym do oceny ważności kryteriów, ale są tu stosowane oceny werbalne, na których nie wykonuje się operacji ilościowych. W metodzie ZAPROS (ros. ЗАПРОС – *ЗАмкнутые Процедуры у Опорных Ситуаций*), [Larichev, Moskovich, 1995] używa się werbalnej skali porządkowej do wszystkich rozpatrywanych kryteriów. W metodzie tej, w celu wyznaczenia zupełnego porządku wariantów decyzyjnych, dokonuje się porównywania parami hipotetycznych rozwiązań, w których wszystkie kryteria, z wyjątkiem jednego, przybierają najlepsze wartości. Na podstawie tej koncepcji oraz opisanej wyżej metody MACBETH, Górecka, Roszkowska i Wachowicz skonstruowali metodę MARS [Górecka, Roszkowska, Wachowicz, 2014].

Inną metodą, która uwzględnia **holistyczną** analizę preferencji decydenta, jest metoda UTA [Jacquet-Lagrange, Siskos, 1982]. W procedurze tej zakłada się, że decydent jest w stanie określić preferencje na wybranym zbiorze referencyjnym. W wyniku pozyskanej w ten sposób informacji, konstruowany jest model decyzyjny. Funkcja użyteczności globalnej powstaje tu pośrednio dzięki informacji preferencyjnej i jest zgodna z posiadaną wiedzą eksperta. Metoda w kolejnych latach była rozwijana w rodzinach metody UTA [Siskos, Grigoroudis, Matsatsinis, 2005] czy GRIP [Figueira, Greco, Słowiński, 2009; Greco, Mousseau, Słowiński, 2008; Greco, Słowiński, Figueira, Mousseau, 2010].

Ze względu na rodzaj posiadanej informacji metody wielokryterialne możemy podzielić na metody klasyczne oraz metody rozmyte. W sytuacji dysponowania wiedzą niepełną, niepewną, wyrażoną zgrubnie, procedury obliczeniowe wykonywane są w dziedzinie liczb rozmytych. Przegląd rozmytych wielokryterialnych metod podejmowania decyzji przedstawili m. in. Kahraman [2008] oraz Hwang i Yoon [2012].

Do najczęściej stosowanych rozmytych metod wielokryterialnych należy rozmyta metoda SAW tj. metoda FSAW (*Fuzzy Simple Additive Weigthing Method*), [Tzeng, Huang, 2011]. Jest ona rozwinięciem klasycznej metody SAW. Metoda ta umożliwia uwzględnienie nieprecyzyjności zarówno w opisie kryteriów, jak i ocenach ekspertów dzięki zastosowaniu trójkątnych liczb rozmytych. Podejście takie pozwala na budowę modelu decyzyjnego w sytuacji dysponowania informacją różnego typu w przypadku, gdy problem decyzyjny jest słabo zdefiniowany, np. w sytuacji dysponowania danymi różnego typu. W tego typu problemach decyzyjnych zastosowanie znaleźć może także rozmyta wersja metody TOPSIS tj. metoda FTOPSIS (*Fuzzy TOPSIS*) [Jahanshloo, Hosseinzadeh Lotfi, Izadikhah, 2006].

W tabeli 2.1. zestawiono opisane wyżej metody wielokryterialnego podejmowania decyzji oraz przypisano im możliwy do otrzymania cel, tj.: konstrukcję rankingu lub/i wybór najlepszego wariantu lub/i klasyfikację wariantu do

jednej predefiniowanych klas. Należy podkreślić, że metody, różniące się procedurą postępowania, mogą należeć do tej samej grupy z racji celu, jaki chce osiągnąć decydujący.

Tabela 2.1. Podział metod ze względu na cel decydującego

Cel decydującego Metoda	Konstrukcja rankingu/ /uszeregowania	Wybór najlepszego wariantu decyzyjnego	Klasyfikacja wariantu decyzyjnego do jednej z predefiniowanych klas
SAW	×	×	–
FSAW	×	×	–
SMART	×	×	–
SMARTER	×	×	–
AHP	×	×	–
REMBRANDT	×	×	–
Fuzzy AHP	×	×	–
ANP	×	×	–
Fuzzy ANP	×	×	–
MACBETH	×	×	–
ZAPROS	*	×	–
ELECTRE I	*	×	–
ELECTRE Iv	*	×	–
ELECTRE Is	*	×	–
ELECTRE III	×	–	–
ELECTRE TRI	–	–	×
PROMETHEE I	×	–	–
PROMETHEE II	×	–	–
Metoda Hellwiga	×	×	–
TOPSIS	×	×	–
Fuzzy TOPSIS	×	×	–
VIKTOR	×	–	–
BIPOLAR	×	–	×
STEM-DPR	–	×	–
INSDECM	–	×	–
DEMATEL	×	×	–
WINGS	×	×	–

Cel decydenta Metoda	Konstrukcja rankingu / uszeregowania	Wybór najlepszego wariantu decyzyjnego	Klasyfikacja wariantu decyzyjnego do jednej z predefiniowanych klas
MARS	×	×	–
UTA	×	×	–

* Autorzy wskazują, że tych metod można użyć do konstrukcji uszeregowania wariantów, por. [Trzaskalik, 2014, s. 94].

Źródło: opracowanie własne na podstawie [Trzaskalik, 2014].

Powyższy przegląd metod wielokryterialnego podejmowania decyzji wskazuje na istnienie bogactwa metod, które można zastosować do rozwiązania problemów decyzyjnych różnego typu. Przegląd ten stanowi zestawienie metod najczęściej wykorzystywanych i spotykanych w literaturze przedmiotu. Ta część pracy miała charakter przeglądowy, a jej celem było zwrócenie uwagi na istnienie różnych sposobów modelowania preferencji decydenta, stąd nie podano matematycznego opisu przytaczanych metod.

We wstępie pracy zostały nakreślone warunki jakie powinna spełniać metoda wielokryterialna, którą można zastosować w ocenie ryzyka finansowania przedsiębiorstw. Opierając się na tych warunkach wyodrębniono kryteria wyboru metod wykorzystanych w pracy. Są to:

- Kryterium I – wyrażenie ryzyka za pomocą kryterium syntetycznego (metoda powinna pozwolić na wyrażenie ryzyka finansowania przedsiębiorstwa i tym samym zdolności kredytowej za pomocą kryterium syntetycznego).
- Kryterium II – ocena punktowa (ocena wniosku aplikacyjnego przedsiębiorstwa powinna być oceną punktową).
- Kryterium III – utworzenie rankingu (wynikiem stosowania metody jest ranking wniosków przedsiębiorstw).
- Kryterium IV – łatwość algorytmu (algorytm metody jest łatwy w implementacji i przyjazny dla decydenta m.in. nie zakłada porównywania parami wniosków, co może być problematyczne w problemach dużej skali, oraz nie zakłada wyznaczania progów przewyższania).

Na podstawie niniejszego przeglądu metod oraz ustalonych kryteriów uwzględniając uwarunkowania problematyki ryzyka finansowania przedsiębiorstw do dalszej analizy wybrano następujące metody: SAW, FSAW, Hellwiga, TOPSIS, FTOPSIS, WINGS. Na etapie wyznaczenia stopnia ważności kryteriów decyzyjnych wykorzystano metody: AHP, metodę opartą na wskaźniku zmienności i współczynniku korelacji oraz autorską metodę opartą na wskaźniku V Cramera. Metody te pozwolą na dokonanie oceny punktowej wniosków

aplikacyjnych i ich uporządkowanie. Wykorzystując oceny punktowe możemy budować klasy ryzyka. Na uwagę zasługują metody oparte na punktach referencyjnych, tj. metoda Hellwiga, TOPSIS, które pozwalają ocenić pozycję wniosku w odniesieniu do wnioskodawcy idealnego oraz antyidealnego.

Ze względu na problematykę problemu decyzyjnego i dostępnej informacji, uwzględnione będą kryteria ilościowe (np. wskaźniki finansowe) i kryteria jakościowe. Stąd zastosowanie znajdują metody lingwistyczne LSAW i LTOPSIS oraz rozmyte metody wielokryterialne, tj. FSAW, FTOPSIS. Biorąc pod uwagę niezależność preferencyjną kryteriów, oprócz metod bazujących na założeniu niezależności preferencyjnej kryteriów (SAW, Hellwiga, TOPSIS), zbadano użyteczność metody WINGS. W celu uwzględnienia wiedzy eksperckiej, wykorzystano metody różniące się sposobem analizy preferencji. W przypadku gdy dane reprezentowane są przez wielość liczbowe lub ekwiwalenty liczbowe, zastosowano klasyczne metody wielokryterialnego podejmowania decyzji. W przypadku danych określonych zgrubnie lub danych różnego typu posłużono się rozmytymi metodami wielokryterialnymi. Ze względu na skomplikowanie obliczeniowe z dalszych analiz wykluczono metody szkoły francuskiej tj. ELECTRE, PROMETHE. Algorytmy metod, które ostatecznie wykorzystano na potrzeby badań, podano w podrozdziałach poświęconym budowie konkretnych modeli decyzyjnych.

Należy podkreślić, że metody porządkowania liniowego należące do metod wielowymiarowej analizy porównawczej, są w znacznym stopniu dorobkiem polskich statystyków i ekonometryków [Bąk, 2016 s. 25]. Pierwszą propozycję metody porządkowania liniowego w obszarze badań taksonomicznych, pod nazwą „*miara rozwoju gospodarczego*”, przedstawił prof. Zdzisław Hellwig [Hellwig, 1968]. Dało to początek intensywnym badaniom w tym zakresie, czego efektem były inne propozycje metod porządkowania liniowego [Bartosiwewicz, 1976; Borys, 1978; Cieślak, 1974; Nowak, 1984; Pluta, 1976; Strahl, 1978; Walesiak, 1993].

2.2. Formalizacja wielokryterialnego modelu oceny wniosku aplikacyjnego

W poprzednim rozdziale pokazano, że ocena wniosku kredytowego jest problemem złożonym, wymagającym uwzględnienia wielu, często konfliktowych, kryteriów. W pracy jako jedno z narzędzi badawczych, wspomagających proces podejmowania decyzji dotyczących finansowania przedsiębiorstw, zaproponowano model wielokryterialny, który powinien uwzględniać specyfikę analizowanego problemu decyzyjnego i umożliwić przeprowadzanie eksperymentów badawczych, pozwolić operować danymi różnego typu oraz uwzględniać różne

sposoby analizy preferencji decydena. Ogólna konstrukcja modelu wielokryterialnego oceny finansowania przedsiębiorstw zaproponowana w pracy składa się z poniższych etapów.

ETAP 1. Określenie struktury problemu decyzyjnego.

Pierwszym etapem budowy modelu wielokryterialnej oceny ryzyka finansowania przedsiębiorstwa jest jego strukturyzacja. Polega ona na określeniu rodzaju i zakresu informacji związanych z oceną wniosku, a następnie wyodrębnieniu na ich podstawie: kryteriów, specyfikacji możliwych wartości przyjmowanych przez kryteria, konstrukcji przestrzeni oceny wniosku kredytowego wraz z warunkami brzegowymi oraz zbioru potencjalnych wariantów decyzyjnych, w tym, jeśli tego wymaga struktura problemu, określeniu zbioru referencyjnych przykładowych wariantów decyzyjnych.

ETAP 2. Wybór modelu preferencji decydena.

W proponowanym podejściu do budowy modeli oceny ryzyka finansowania przedsiębiorstw wykorzystane zostaną metody tzw. szkoły amerykańskiej, gdzie model preferencji decydena jest oparty na wieloatrybutowej teorii użyteczności. Zakłada ona tworzenie kryterium syntetycznego, które jest podstawą do oceny rangowania wariantów decyzyjnych. Podejście to opiera się na koncepcji agregacji ocen cząstkowych kryteriów decyzyjnych (np. SAW, Hellwiga, TOPSIS, FSAW, FTOPSIS). Na wybór modelu preferencji decydena wpływ mają rodzaj posiadanych informacji (danych), struktura problemu, poziom wiedzy oraz możliwości poznawcze decydena. Na etapie tym podejmuje się także decyzję dotyczącą określenia wektora wag.

ETAP 3. Wybór metody wykorzystanej do rozwiązania problemu decyzyjnego.

Wybór metody, która będzie wykorzystana do budowy modelu decyzyjnego, opiera się na: analizie struktury kryteriów decyzyjnych (struktura hierarchiczna lub sieciowa), analizie danych, za pomocą których są opisane kryteria decyzyjne (opis: liczbowy, słowny, rozmyty), możliwości wyznaczenia wag kryteriów decyzyjnych, preferencji decydena związanych z dokonywaniem porównań wariantów decyzyjnych oraz możliwości wyodrębnienia podzbiorów (tzw. wariantów referencyjnych) ze zbioru wariantów decyzyjnych. Metoda ta powinna uwzględniać ponadto model preferencji decydena, na który zdecydował się on na etapie 2.

ETAP 4. Ocena wniosków aplikacyjnych z wykorzystaniem przyjętej metody.

Polega na ocenie wniosków aplikacyjnych z wykorzystaniem wybranej uprzednio metody oraz utworzeniu rankingu ocenianych wniosków kredytowych.

ETAP 5. Klasyfikacja wniosków aplikacyjnych ze względu na poziom ryzyka finansowania przedsiębiorstwa.

Wynikiem etapu poprzedniego jest uzyskanie rankingu wariantów decyzyjnych. Na tym etapie proponowana procedura przewiduje ustalenie wartości syntetycznej, która pozwoliłaby dokonać podziału wniosków aplikacyjnych na dwie grupy (lub większą ilość grup), ze względu na poziom ryzyka. Wartość ta nazywana punktem odcięcia, może być określona dzięki wykorzystaniu wiedzy eksperta lub/i narzędzia analitycznego. W przedstawionym modelu wykorzystano oba podejścia, przy czym jako narzędzie analityczne do wyboru punktu odcięcia wykorzystano analizę krzywej ROC [Hanley, McNeil, 1982].

Zarówno struktura problemu decyzyjnego (**ETAP 1**), jak i rodzaj dostępnych informacji narzucają pewien schemat organizacyjno-techniczny budowy modelu decyzyjnego. Kryteria oceny wniosku kredytowego mogą być reprezentowane w formie wartości liczbowych, przedziałowych, rozmytych, etykiet lingwistycznych bądź kategorii opisowych. Na potrzeby pracy dokonano podziału i wyboru metod oceny wniosku z uwzględnieniem charakteru informacji przesyłanych przez kryterium (por. schemat 2.2). Wyróżniono sytuacje, gdy kryteria są reprezentowane przez wartości rzeczywiste, przedziałowe, lingwistyczne oraz rozmyte. Wieloaspektowość oceny wniosku kredytowego determinuje operowanie danymi z różnych źródeł i o różnym charakterze, wymaga uwzględnienia nieprecyzyjności i niepewności danych, częściowej informacji czy wyrażen werbalnych. W takich przypadkach dokonuje się transformacji danych na zmienne rozmyte i stosuje się odpowiednie procedury obliczeniowe rozmytych metod wielokryterialnych.

W opisie matematycznym aplikację o udzielenie finansowania (np. wniosek kredytowy/pożyczkowy, wniosek o udzielenie dofinansowania) danego przedsiębiorstwa utożsamia się z **wariantem decyzyjnym**. W modelach wielokryterialnego wspomaganie podejmowania decyzji kredytowych przyjmuje się, że decydent określił **skończony zbiór wariantów decyzyjnych** oraz zdefiniował **zbiór kryteriów oceny tych wariantów**.

Dla każdego kryterium wyznacza się następnie skończone zbiory wartości ich ocen. Niech $X_j = \{x_{1j}, x_{2j}, \dots, x_{n_j}\}$ oznacza zbiór możliwych wartości oceny wniosku kredytowego ze względu na j -te kryterium, gdzie $j = 1, 2, \dots, n$. Liczbę wartości j -tego kryterium oznacza się przez n_j .

Niech $X = \prod_{j=1}^n X_j$ dalej oznacza zbiór możliwych wektorów przestrzeni n kryteriów, które reprezentują jednocześnie wszystkie możliwe wnioski kredytowe. Niech $Y \subseteq X$ będzie zbiorem dostępnych wniosków kredytowych.

Dowolny wniosek jest reprezentowany przez wektor gdzie $W = [x_1, x_2, \dots, x_n] \in X$, gdzie $x_j \in X_j$ jest wartością liczbową, lingwistyczną lub rozmytą wniosku kredytowego w ramach j -tego kryterium $j = 1, 2, \dots, n$.

W sposób bardzo ogólny, **wielokryterialny problem decyzyjny** oceny wniosku można przedstawić za pomocą macierzy, tak jak to ujęto w tabeli 2.2.

Tabela 2.2. Macierz decyzyjna

	K_1	K_2	...	K_n
W_1	x_{11}	x_{12}	...	x_{1n}
W_2	x_{21}	x_{22}	...	x_{2n}
...
W_m	x_{m1}	x_{m2}	...	x_{mn}

gdzie:

$W = \{W_1, W_2, \dots, W_m\}$ – zbiór rozpatrywanych wniosków aplikacyjnych;

$K = \{K_1, K_2, \dots, K_n\}$ – zbiór kryteriów oceny wniosku kredytowego, $K = S \cup D$,

gdzie S – zbiór kryteriów typu zysk „im więcej, tym lepiej”, D – zbiór kryteriów typu koszt – „im mniej, tym lepiej”;

x_{ij} – oznacza ocenę (wartość liczbową, etykietę lingwistyczną, przedział liczbowy lub wartość rozmytą) wniosku aplikacyjnego W_i względem kryterium K_j .

Zbiór kryteriów, odpowiadający całościowej ocenie ryzyka finansowania przedsiębiorstwa, powinien być [Roy, 1990]:

- kompletny, czyli w pełni odzwierciedlać problem oceny wniosku;
- operacyjny, czyli kryteria mogą być użyte w sposób zrozumiały w procesach analizy;
- dekomponowalny, czyli umożliwia uproszczenie analizy problemu przez jego dezagregację;
- nieredundantny, czyli żaden aspekt problemu decyzyjnego nie jest wyrażany przez kryteria więcej niż jeden raz;
- minimalny, czyli nie ma innego kompletnego zestawu kryteriów reprezentujących ten sam problem o mniejszej liczbie elementów.

Preferencje decydena (**ETAP 2**) zależą od wielu czynników, w tym od charakteru posiadanej informacji, struktury kryteriów decyzyjnych, poziomu wiedzy eksperta i jego schematu myślowego. W podejściu klasycznym zakłada się, że preferencje decydena można wyrazić jako sumę ocen cząstkowych rozważanych kryteriów decyzyjnych. Informacja preferencyjna może być wyrażona w sposób bezpośredni lub pośredni. W pierwszym przypadku przyjmuje się, że decydena jest w stanie dokonać oceny opcji kryteriów decyzyjnych ze względu na każde kryterium oraz wyznaczyć wektor wag kryteriów. W drugim przypadku decydena może wyrazić swoje preferencje pośrednio w postaci przykładów decyzji na wybranym przez niego lub przypisanym przez procedurę

zbiorze referencyjnym. Modelowanie preferencji decydenta może uwzględnić porównanie wariantów decyzyjnych z wariantem lub wariantami wyróżnionymi (np. wariant idealny, antyidealny).

Jeżeli zbiór kryteriów, które będą wykorzystane w ocenie wniosku jest wyodrębniony, w przypadku niektórych metod wielokryterialnych niezbędne jest określenie stopnia ich **ważności**, tj. przypisanie wag kryteriom decyzyjnych, przy czym:

$$w_1 + w_2 + \dots + w_n = 1 \quad (2.1)$$

gdzie:

$w_i \geq 0$ jest wagą i -tego kryterium, $i = 1, \dots, n$.

Metody szacowania wag kryteriów decyzyjnych można podzielić na [Tzeng, 1998; Belton, Steward, 2002; Hwang, Yoon, 1981]:

- **metody subiektywne** oparte na preferencjach osoby podejmującej decyzję;
- **metody obiektywne** wykorzystujące macierz decyzyjną;
- **metody mieszane** uwzględniające oba powyższe podejścia.

W najprostszym przypadku, gdy decydent nie posiada informacji, na podstawie której mógłby zróżnicować istotność rozpatrywanych kryteriów, można uznać, że kryteria są jednakowo ważne, tzn.:

$$w_j = \frac{1}{n} \quad (2.2)$$

gdzie:

$$w_1 + w_2 + \dots + w_n = 1,$$

$$j = 1, 2, \dots, n.$$

W przypadku **metod subiektywnych** szacowania wag kryteriów, ich wartość jest wyznaczana na podstawie preferencji decydenta lub decydentów. Na wstępie zakłada się, że osoba podejmująca decyzję jest w stanie uporządkować kryteria decyzyjne ze względu na ich ważność oraz przyporządkować im rangę r , gdzie $r \in \{1, 2, \dots, n\}$, przy czym rangę o wartości 1 przypisuje się dla najważniejszego kryterium. Następnie dokonuje się wyznaczania wag z uwzględnieniem otrzymanego rankingu w oparciu o procedurę (np. SWING, SMART), przydziału punktów lub funkcje rangujące.

Metoda SWING (*Simple Multiattribute Weighting Method*), [Winterfeldt, Edwards, 1986; Jia, 1998; Bottomely, 2000] jest zaliczana do grupy **metod punktowych**. Decydent przypisuje 100 punktów kryterium o randze 1, mniej niż 100 punktów kryterium randze 2 itd. W metodzie **SMART** (*Simple Multiattribute Rating Technique*) [Edwards, 1977] osoba podejmująca decyzję

przypisuje 10 punktów dla kryterium najmniej ważnego, tj. dla kryterium o randze n , więcej niż 10 punktów kryterium o randze $n-1$ itd. Górny limit punktów nie jest w tym przypadku narzucony. **Metoda przydziału punktów** polega na tym, iż osoba podejmująca decyzję dokonuje podziału 100 punktów pomiędzy kryteria w taki sposób, że najwięcej punktów przydziela się kryterium o randze 1, a najmniej kryterium o randze n . Iloraz punktów przyznanych dla poszczególnych kryteriów wskazuje, ile razy jedno kryterium jest ważniejsze od drugiego. W przypadku każdej z tych metod po przypisaniu punktów dokonuje się normalizacji wektora wag.

Wartości współczynników wagowych można szacować także za pomocą tzw. **funkcji rangujących** na podstawie rang przypisanych kryteriom decyzyjnym. Wybrane funkcje rangujące prezentuje tabela 2.3. Wykorzystanie tego typu metod do oszacowania współczynników wagowych wymaga od decydenta umiejętnego wyboru funkcji rangującej [Roszkowska, 2016].

Tabela 2.3. Wybrane funkcje rangujące wykorzystane do oszacowania wag kryteriów decyzyjnych

Metoda	Postać funkcji rangującej
Suma rang [Stillwell, 1981]	$w_j = \frac{n-j+1}{\sum_{k=1}^n n-k+1} = \frac{2(n+1-j)}{n(n+1)}$
Odwrotność rang [Stillwell, 1981]	$w_j = \frac{1/j}{\sum_{k=1}^n 1/k}$
Metoda centroidu [Solymosi, Dompi, 1985]	$w_j = \frac{1}{n} \sum_{k=j}^n \frac{1}{k}$
$w_1 \geq w_2 \geq \dots \geq w_n \geq 0, j=1, \dots, n$	

Źródło: opracowano na podstawie [Roszkowska, 2016].

Wartość wag, przy określonym poziomie rang, zależy od postaci funkcji rangującej. Metoda sumy rang charakteryzuje się liniową funkcją rangującą, metody odwrotności rang oraz metoda centroidu charakteryzują się wypukłymi funkcjami rangującymi.

Kolejną metodą subiektywną szacowania istotności kryteriów decyzyjnych jest metoda **AHP** (*Analytical Hierarchy Process*), której twórcą jest T. Saaty [1980, 1986]. Metoda ta polega na porównywaniu parami wariantów decyzyjnych lub kryteriów decyzyjnych. W konsekwencji pozwala na uzyskanie

uporządkowania wariantów decyzyjnych lub wektora wag. Porównań dokonuje się zgodnie z 9-stopniową skalą ocen, zwaną skalą Saatyego. Skalę tę przedstawia tabela 2.4.

Tabela 2.4. Skala Saatyego

Ocena liczbowa	Ocena werbalna
1	Kryteria jednakowo ważne: decydent uważa obydwa kryteria za jednakowo ważne.
3	Słaba przewaga: decydent uważa, że jedno z kryteriów jest niewiele ważniejsze od drugiego.
5	Umiarkowana przewaga: decydent uważa, że jedno z kryteriów jest dużo ważniejsze od drugiego.
7	Silna przewaga: decydent uważa, że jedno z kryteriów jest bardzo dużo ważniejsze od drugiego.
9	Bardzo silna przewaga: decydent uważa, że jedno z kryteriów jest ekstremalnie ważniejsze od drugiego.
2,4,6,8	Oceny pośrednie.
Odwrotności powyższych liczb	Jeżeli i -temu kryterium porównywanemu z j -tym kryterium zostaje przyporządkowana jedna z wymienionych wyżej niezerowych ocen liczbowych, to j -temu kryterium, porównywanemu z i -tym, jest przyporządkowana odwrotność tej liczby.

Źródło: opracowano na podstawie: [Saaty, 1980, 1986].

Uproszczona procedura AHP [Saaty, 2005] szacowania wag rozpoczyna się od wyznaczenia względnej istotności kryterium k_i względem kryterium k_j . Wielkość ta jest liczbą:

$$x_{ij} = \frac{w_i}{w_j} \quad (2.3)$$

gdzie:

w_i – waga kryterium k_i ,

w_j – waga kryterium k_j .

Współczynnik x_{ij} dla $i, j = 1, 2, \dots, n$ określa ważność kryterium k_i w stosunku do kryterium k_j przy zastosowaniu skali Saaty'ego. Rezultatem porównań jest macierz:

$$A = [x_{ij}]_{n \times n} \quad (2.4)$$

gdzie:

$$x_{ji} = \frac{1}{x_{ij}} \quad (2.5)$$

Kolejnym krokiem w procedurze jest wyznaczenie znormalizowanej macierzy porównań parami. Istotność poszczególnych kryteriów decyzyjnych wyznacza się następująco:

$$y_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sum_{j=1}^n x_j} \quad (2.6)$$

gdzie:

y_{ij} – wartość znormalizowana oceny x_{ij} ,

$\sum_{j=1}^n x_j$ – suma ocen w kolumnie j .

Po dokonaniu normalizacji, wagi kryteriów decyzyjnych przyjmują postać:

$$w_i = \frac{\sum_{j=1}^n y_{ij}}{n} \quad (2.7)$$

gdzie:

w_i – waga i -tego kryterium decyzyjnego,

$i = 1, 2, \dots, n$,

$\sum_{j=1}^n y_{ij}$ – suma ocen w j -tym wierszu.

Ostatnim etapem w procedurze AHP jest sprawdzenie, w jakim stopniu wzajemne porównywania ważności kryteriów są zgodne. W tym celu, wyznacza się indeks zgodności CI i wskaźnik zgodności CR :

$$CI = \frac{\lambda_{\max} - n}{n - 1} \quad (2.8)$$

$$CR = \frac{CI}{RI} 100\% \quad (2.9)$$

gdzie:

λ_{\max} jest maksymalną lub główną wartością własną macierzy A , n oznacza liczbę kryteriów, RI jest średnim losowym indeksem zgodności (por. tabela 2.5).

Porównania są uznawane za konsekwentne (spójne), gdy wskaźnik CR nie przekracza 10%.

Tabela 2.5. Wartości indeksu zgodności (według Saatyego)

<i>n</i>	2	3	4	5	6	7	8
<i>RI</i>	0	0,58	0,9	1,12	1,24	1,32	1,41

Źródło: opracowano na podstawie: [Saaty, 1980, 1986].

W podejściu **obiektywnym szacowania stopni istotności kryteriów** do wyznaczenia wektora wagowego wykorzystuje się operacje statystyczne bądź algebraiczne, przeprowadzane na macierzy danych. Stąd metody te mogą mieć zastosowanie w sytuacji rozpatrywania kryteriów, które są mierzalne i opisane w postaci liczb rzeczywistych. Można tu wyróżnić metody oparte na analizie stopnia zmienności lub korelacji zmiennych przyjętych jako kryteria decyzyjne [Diakoulaki i in., 1995; Wysocki, 2010]. Niech $Z = [z_{ij}]_{maxn}$ będzie znormalizowaną macierzą decyzyjną, wyznaczoną na podstawie macierzy zawartej w tabeli 2.2., gdzie:

$$z_{ij} = \begin{cases} \frac{x_{ij} - \min_i x_{ij}}{\max_i x_{ij} - \min_i x_{ij}} & \text{dla kryteriów typu „zysk”} \\ 1 - \frac{x_{ij} - \min_i x_{ij}}{\max_i x_{ij} - \min_i x_{ij}} & \text{dla kryteriów typu „strata”} \end{cases} \quad (2.10)$$

Wykorzystując **analizę stopnia zmienności** wartości kryteriów decyzyjnych, współczynniki wagowe wyznacza się następująco:

$$w_j = \frac{|v_j|}{\sum_{i=1}^n |v_i|} \quad (2.11)$$

gdzie:

$$v_j = \frac{s_j(z)}{\bar{z}_j} - \text{współczynnik zmienności ze względu na kryterium } j,$$

$$\bar{z}_j = \frac{\sum_{i=1}^n z_{ij}}{n} - \text{średnia arytmetyczna wartości } j\text{-tego kryterium,}$$

$$s_j(z) = \frac{\sum_{i=1}^n (z_{ij} - \bar{z}_{ij})^2}{n} - \text{odchylenie wartości } j\text{-tego kryterium.}$$

Wykorzystując **współczynniki korelacji między zmiennymi**, współczynniki wagowe można wyznaczyć w następujący sposób [Diakoulaki, Mavrotas, Papayannakis, 1995]:

$$w_j = \frac{\sum_{k=1}^n |r_{kj}|}{\sum_{k=1}^n \sum_{j=1}^n |r_{kj}|} \quad (2.12)$$

gdzie:

r_{kj} – element macierzy korelacji pomiędzy wartościami zmiennych poszczególnych kryteriów,

$j = 1, 2, \dots, n$.

Metoda CRITIC (*Criteria Importance Through Intercriteria*) [Diakoulaki, Mavrotas, Papayannakis, 1995] wykorzystuje współczynniki korelacji r_{kj} oraz odchylenie standardowe $s_j(z)$. Współczynniki wagowe są wyznaczone tu zgodnie z następującym wzorem:

$$w_j = \frac{c_j}{\sum_{j=1}^n c_j} \quad (2.13)$$

gdzie:

$$c_i = s_j(z) \sum_{k=1}^n (1 - r_{kj}).$$

W pracy zastosowano także autorską metodę szacowania współczynników wagowych w sytuacji dysponowania danymi o charakterze nominalnym lub porządkowym [Konopka, 2018]. Metoda ta jest oparta na **współczynniku V Cramera**, przy czym współczynniki wagowe są wyznaczone zgodnie z następującym wzorem:

$$w_j = \frac{v_j}{\sum_{i=1}^n v_i} \quad (2.14)$$

gdzie:

$$v_j = \sqrt{\frac{\chi^2}{m(w-1)}} - \text{jest współczynnikiem V Cramera wyznaczonym pomiędzy}$$

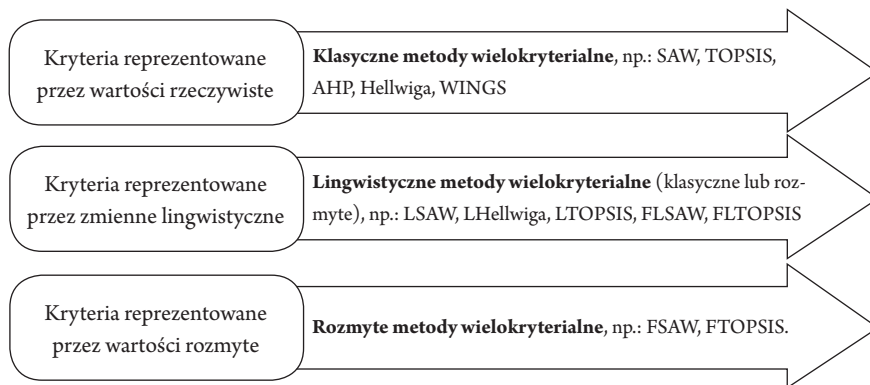
j -tym kryterium a rozpatrywaną zmienną zależną (np. zmienną dychotomiczną, przyjmującą dwie wartości, np. „pożyczkobiorca solidny”, „pożyczkobiorca niesolidny”), $w = \min \{r, c\}$, gdzie r, c są wymiarami tabeli kontyngencji, m – całkowitą liczbą przypadków w tabeli kontyngencji, χ^2 jest statystyką χ^2 .

Należy zaznaczyć, że nie każda metoda wielokryterialnego podejmowania decyzji wymaga wyznaczania wag kryteriów decyzyjnych. W przypadku metody WINGS [Michnik, 2013] wagi kryteriów decyzyjnych zastępuje pośrednio operacja określania wartości znaczenia i wpływu zmiennych wybranych jako kryteria decyzyjne.

Wybór rozważanych w pracy metod wielokryterialnych z uwzględnieniem rodzaju kryteriów oceny wniosku przedstawiono na schemacie 2.2. Własności

kryteriów decyzyjnych nie są jedynym czynnikiem decydującym o wyborze metody wspomagającej ocenę wniosku kredytowego. Wśród pozostałych czynników można wyróżnić: rodzaj i skomplikowanie procesu decyzyjnego, sposób analizy preferencji decydenta, charakter informacji preferencyjnej, zakres wiedzy osoby tworzącej model.

Schemat 2.2. Klasyfikacja metod wielokryterialnych rozważanych w pracy ze względu na własności kryteriów oceny wniosku kredytowego



Źródło: opracowanie własne.

Na **ETAPIE 3** dokonuje się wyboru metody, przy udziale której będzie budowany model oceny aplikacji o udzielenie finansowania. Prezentowane w pracy metody: SAW, LSAW, FSAW, Hellwiga, LHellwiga, TOPSIS, LTOPSIS, FTOPSIS, WINGS są oparte na paradygmacie agregacji. W przypadku dysponowania dokładnymi danymi liczbowymi w budowie modelu decyzyjnego wykorzystywane będą metody: SAW, LSAW, Hellwiga, LHellwiga, TOPSIS lub LTOPSIS, a w przypadku dysponowania danymi przybliżonymi FSAW oraz FTOPSIS. Procedura może uwzględniać (np.: SAW, LSAW, TOPSIS, LTOPSIS) bądź nie (np. WINGS) istotności kryteriów decyzyjnych. Struktura kryteriów oceny wniosku kredytowego może być prosta, czyli zadana w postaci wektora kryteriów (np.: SAW, TOPSIS), lub złożona, gdzie zależności między kryteriami mają charakter hierarchiczny bądź sieciowy (np. WINGS).

Do analizy historycznych wyników finansowych przedsiębiorstw stosowane będą klasyczne metody wielokryterialne (np.: SAW, Hellwiga, TOPSIS), a do analizy prognoz finansowych, obrazujących przyszłą sytuację finansową, metody wielokryterialne oparte na danych przedziałowych lub rozmytych (np.: rozmyta TOPSIS, rozmyta SAW).

Należy podkreślić, iż zmienne oparte na wskaźnikach finansowych mogą być wyznaczone z wykorzystaniem danych obciążonych różnym stopniem

niepewności. Stąd, w celu minimalizacji ryzyka finansowania przedsiębiorstwa, stosowane będą metody odpowiednie do posiadanego zasobu informacji.

W kolejnym etapie (**ETAP 4**) tworzony jest ranking wniosków aplikacyjnych. Zakłada się, że ocena wniosku dokonywana jest za pomocą funkcji oceny wniosku aplikacyjnego, tzw. funkcji scoringowej, $V:W \rightarrow R$ która wnioskowi aplikacyjnemu ze zbioru W z przestrzeni X przypisuje oceny punktowe $V(W) \in R$. Bazując na przyjętych algorytmie funkcja oceny wniosku zwraca wartość liczbową, która określa miejsce w rankingu wniosku aplikacyjnego. Funkcja oceny wniosku pozwala decydentowi w szybki sposób ustalić względną pozycję wnioskodawcy (ze względu na przyjęte kryteria oceny), np. w grupie przedsiębiorstw traktowanych jako grupa referencyjna.

Ostatnim etapem budowy modelu (**ETAP 5**) jest klasyfikacja wniosków kredytowych ze względu na poziom ryzyka finansowania przedsiębiorstwa. Etap ten jest bardzo ważnym elementem budowy omawianego modelu decyzyjnego i może być problematyczny. Głównym celem jest wybór punktu odcięcia, tj. punktu, który podzieli wynikowy zbiór na dwie klasy ryzyka różniące klientów solidnych (terminowo spłacających zobowiązania kredytowe) i niesolidnych (mających problem z terminową regulacją zobowiązań kredytowych).

Do rozwiązania tego problemu można wykorzystać analizę krzywej **ROC** (*Receiver Operating Characteristic*). Celem stosowania modelu jest prawidłowa klasyfikacja dobrych pożyczkobiorców (TP – *true positive*) oraz właściwe niewskazywanie drugiej klasy (TN – *true negative*). W przypadku ogólnym macierz klasyfikacji przedstawiono w tabeli 2.6.

Tabela 2.6. Macierz klasyfikacji – stan faktyczny i wskazania modelu

	Zaobserwowano stan wyróżniony	Nie zaobserwowano stanu wyróżnionego
Przewidziano stan wyróżniony	TP	FP
Nie przewidziano stanu wyróżnionego	FN	TN

Źródło: opracowano na podstawie: [Harańczyk, 2008].

Błędy popełnia się w sytuacji, gdy niepoprawnie wskazuje się wyróżnioną klasę (FP – *false positive*) lub nie wskazuje się klasy wyróżnionej, gdy powinno się ją wskazać (FN – *false negative*). W tabeli 2.6. TP , FP , FN i TN są liczbami obserwacji, które trafiły do danej komórki, zgodnie z klasyfikacją modelu. Najlepsza klasyfikacja ma zapewnić najlepsze wyniki, tj. jak najmniejszą ilość błędów. Aby móc stwierdzić, czy model daje satysfakcjonujące rezultaty klasyfikacji, definiuje się dwie miary, tj.: specyficzność i czułość:

$$\text{Czułość (TPR - True Positive Rate)} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2.15)$$

$$\text{Swoistość} = \frac{TN}{TN + FP} \quad (2.16)$$

$$1 - \text{Swoistość} = \frac{FP}{TN + FP} \quad (2.17)$$

Krzywa **ROC**, będąc funkcją punktu odcięcia, przedstawia zmienność czułości w zależności od wartości równej $1 - \text{Swoistość}$. Dąży się do osiągnięcia kompromisu, tzn. dobierając punkt odcięcia (tzw. *cut-off*), zmierza się do maksymalizowania TPR, utrzymując na jak najniższym poziomie błąd:

$$FPR = \frac{FP}{TN + FP} \quad (2.18)$$

Ze stanem wyróżnionym w proponowanym schemacie powiązano klientów o statusie spłaty „normalny”. Niezaobserwowanie stanu wyróżnionego będzie oznaczać, że mamy do czynienia z klientem o statusie spłaty: „pod obserwacją”, „wątpliwy” lub „stracony”. Stan wyróżniony utożsamiamy z tzw. dobrymi klientami, w przeciwnym razie powiemy o tzw. złych klientach. Ustalenie konkretnego punktu odcięcia dokonuje się w oparciu o współrzędne krzywej ROC i jego wartość będzie indywidualnie dobierana do konkretnego modelu. Zaletą proponowanej procedury jest możliwość uwzględnienia stopnia akceptowalnego ryzyka przy wyborze punktu odcięcia. Należy podkreślić, że ostateczna decyzja ustalająca punkt odcięcia, zależy od prowadzonej polityki kredytowej banku, a proponowana procedura dzięki ustaleniu punktu odcięcia, daje możliwość modelowania preferencji decydenta w stosunku do akceptowalnego ryzyka.

Punkt odcięcia może być także wskazany arbitralnie przez decydenta. Można tego dokonać wskazując profile wnioskodawców, których analityk kredytowy uzna za klientów nie rokujących na przyszłość. Ocena ta, jak i wybór wartości punktu odcięcia, uzależnione są od wiedzy i doświadczenia decydenta, co może stanowić o słabości tego podejścia. Powyższy subiektywizm może mieć jednakowoż wiele zalet, np. w przypadku oceny ryzyka finansowania nowych podmiotów gospodarczych. Innym podejściem do wyboru punktu odcięcia jest jego wybór w oparciu o ocenę wartości funkcji skoringowej z wykorzystaniem miar statystycznych (np. decyle, kwartyle).

2.3. Prezentacja problemów decyzyjnych oceny ryzyka finansowania przedsiębiorstw oraz związanych z nimi danych empirycznych

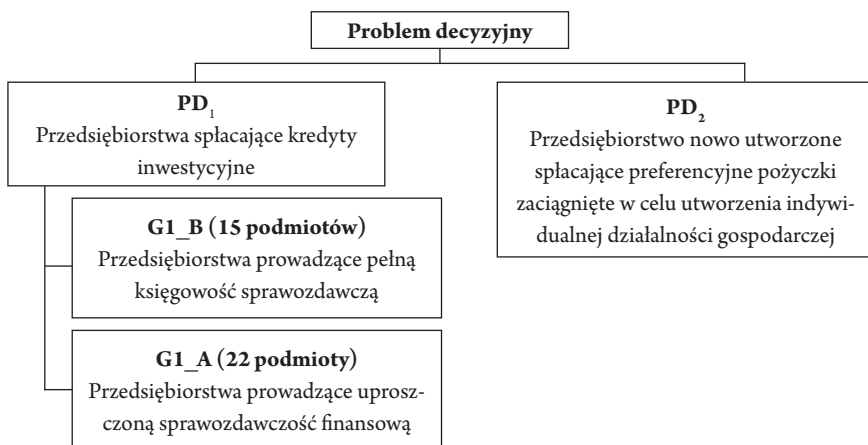
W tej części pracy przedstawiono dwa problemy decyzyjne, które różnią się od siebie, mimo że dotyczą finansowania przedsiębiorstw.

W **pierwszym zagadnieniu decyzyjnym** istnieje możliwość wyboru zmiennych, które następnie traktuje się jako kryteria decyzyjne. Można w tym przypadku wykorzystać różne zestawy wskaźników finansowych, wykorzystując w tym celu wiedzę ekspercką i preferencje analityka kredytowego. Zmienne, opisujące zdolność kredytową, w tym przypadku są przede wszystkim zmiennymi liczbowymi, mierzonymi na skali ilorazowej.

W przypadku **drugiego problemu decyzyjnego** dysponujemy danymi różnego typu, mierzonymi na skali: nominalnej (np. stan cywilny, rodzaj źródła uzyskiwanych dochodów), porządkowej (np. wykształcenie), przedziałowej (np. staż pracy w latach) oraz ilorazowej (np. wartość procentowa środków wniesionych do inwestycji). Z uwagi na powyższe, problem decyzyjny komplikuje się, a zakres możliwych metod, które można wykorzystać, znacznie się zmniejsza. Model może wymagać ujęcia danych różnego typu, stąd powstaje konieczność transformacji danych. Ważną rolę odgrywa więc wiedza ekspercka osoby analizującej problem.

Wykorzystane w badaniach dane zostały zawarte w aneksie pracy. Zestawienie rozważanych problemów decyzyjnych oraz powiązanych z nimi danych empirycznych przedstawiono łącznie na schemacie 2.3.

Schemat 2.3. Schemat opisujący rozważane problemy decyzyjne oraz powiązane z nimi dane empiryczne



Źródło: opracowanie własne.

Pierwszy problem decyzyjny – opis werbalny, charakterystyka grupy badawczej, identyfikacja kryteriów decyzyjnych

Pierwszy problem decyzyjny (PD₁) dotyczy sytuacji, w której jest podejmowana decyzja o udzieleniu finansowania przedsiębiorstwu, które posiada co najmniej roczną historię działalności operacyjnej.

Na etapie procedowania aplikacji kredytowej przedsiębiorstwo przedstawia dokumenty finansowe. W przypadku firm, prowadzących pełną księgowość, jest to roczne sprawozdanie finansowe zawierające: rachunek zysków i strat, bilans, rachunek przepływów pieniężnych oraz opis tych dokumentów. Firmy, rozliczające się z urzędem skarbowym w postaci uproszczonej księgowości dołączają do wniosku aplikacyjnego dokumenty finansowe zgodne z prowadzoną księgowością. Osoby, prowadzące księgę przychodów i rozchodów, dostarczają: ewidencję prowadzonych kosztów i przychodów (KPiR), ewidencję środków trwałych, wyciągi z kont bankowych, oświadczenia o posiadanych należnościach i zobowiązaniach. Osoby, rozliczające się na zasadzie ryczałtu ewidencjonowanego, dostarczają: księgę zawierającą ewidencję przychodów, ewidencję środków oraz inne wymagane dokumenty, zgodnie z wymaganiami banku. Wskazana wyżej lista nie wyczerpuje ilości dokumentów, które może zażądać bank od wnioskodawcy. Standardem jest załączanie do aplikacji kredytowej zaświadczeń z urzędu skarbowego oraz zakładu ubezpieczeń społecznych o niezaleganiu w płaceniu należnych zobowiązań podatkowych i składek ZUS. Bank może prosić o opinię na temat wnioskodawcy od innych podmiotów finansowych. Podsumowując, aplikacja kredytowa może zawierać dużą ilość dokumentów obrazujących sytuację przedsiębiorstwa.

Na potrzeby pierwszego problemu decyzyjnego zgromadzono dane bankowe o przedsiębiorstwach spłacających kredyty inwestycyjne. Można tutaj wyróżnić dwie grupy przedsiębiorstw (kredytobiorców) w zależności od prowadzonej sprawozdawczości podatkowej. W przypadku pierwszej grupy jest to 37 przedsiębiorstw, które w chwili zaciągania zobowiązania kredytowego posiadały kilkuletnią historię prowadzenia działalności gospodarczej. W grupie tej są przedsiębiorstwa, które prowadzą pełną sprawozdawczość rachunkową (oznaczenie G1 – B) w liczbie 15 przedsiębiorstw oraz 22 przedsiębiorstwa prowadzące księgowość w formie uproszczonej (oznaczenie G1 – A). Przedsiębiorstwa, prowadzące pełną sprawozdawczość finansową, dostarczają większej ilości informacji dotyczących swojej sytuacji finansowej, stąd grupę tę można opisać za pomocą większej liczby wskaźników finansowych. Firmy, prowadzące uproszczoną księgowość przedstawiają mniejszą ilość informacji, stąd grupę tę można opisać mniejszą liczbą wskaźników. Spośród 37 przedsiębiorstw 6 przedsiębiorstw bank zakwalifikował jako „złych klientów”. Zmienne opisujące tę grupę klientów prezentuje tabela 2.7.

Tabela 2.7. Zmienne opisujące posiadane dane empiryczne dla PD₁

Oznaczenie zmiennej	Nazwa i opis zmiennej	Dziedzina zmiennej
X ₁	Przychód z działalności operacyjnej	Liczba rzeczywista, dodatnia
X ₂	Koszty działalności operacyjnej	Liczba rzeczywista, dodatnia
X ₃	Amortyzacja	Liczba rzeczywista, dodatnia
X ₄	Przychody finansowe	Liczba rzeczywista, dodatnia
X ₅	Koszty finansowe	Liczba rzeczywista, dodatnia
X ₆	Zysk netto	Liczba rzeczywista
X ₇	Aktywa trwałe	Liczba rzeczywista, dodatnia
X ₈	Aktywa obrotowe	Liczba rzeczywista, dodatnia
X ₉	Należności ogółem	Liczba rzeczywista, dodatnia
X ₁₀	Zapasy ogółem	Liczba rzeczywista, dodatnia
X ₁₁	Pieniądze w kasie i na rachunkach	Liczba rzeczywista, dodatnia
X ₁₂	Kapitał własny	Liczba rzeczywista, dodatnia
X ₁₃	Kredyty ogółem	Liczba rzeczywista, dodatnia
X ₁₄	Zobowiązania krótkoterminowe	Liczba rzeczywista, dodatnia
X ₁₅	Zobowiązania ogółem	Liczba rzeczywista, dodatnia
X ₁₆	Liczba pracowników	Liczba całkowita, nieujemna
X ₁₇	Liczba lat prowadzenia działalności	Liczba całkowita, nieujemna
X ₁₈	Wartość spłacanego (wnioskowanego) kredytu	Liczba rzeczywista, dodatnia
X ₁₉	Okres spłaty kredytu w miesiącach	Liczba całkowita, dodatnia
X ₂₀	Wiek właściciela firmy	Liczba całkowita, dodatnia
X ₂₁	Stan cywilny właściciela firmy	{„zameężna/żonaty”, „wdowa/wdowiec”, „panna/kawaler”, „rozwidziona/y”, „separacja”}
X ₂₂	Wykształcenie właściciela firmy	{„podstawowe”, „gimnazjalne”, „ponadgimnazjalne”, „pomaturalne”, „wyższe”}
X ₂₃	Status spłaty	{„normalny”, „pod obserwacją”, „wątpliwy”, „stracony”}

Źródło: opracowanie własne na podstawie analizy wzoru wniosku kredytowego.

W tabeli 2.8. przedstawiono wybrane statystyki opisowe dla zmiennych opisujących grupę kredytobiorców w problemie PD₁.

Tabela 2.8. Statystyki opisowe zmiennych opisujących kredytobiorców w PD₁

Zmienna	Średnia	Mediana	Minimum	Maksimum	Odchylenie standardowe
Przychód ogółem [PLN]	3 587 255	1 527 660	66 320	23 181 253	4 939 965
Koszty ogółem [PLN]	3 604 770	1 428 431	28 325	24 239 143	5 122 238
Amortyzacja [PLN]	186 777	102 370	0	839 638	232 921
Przychody finansowe [PLN]	12 735	313	0	53 916	20 650
Koszty finansowe [PLN]	66 740	38 285	123	242 050	73 641
Zysk netto [PLN]	66 163	31 811	-1 243 737	902 284	287 933
Aktywa trwałe [PLN]	1 104 853	590 000	42 340	3 443 112	1 103 603
Aktywa obrotowe [PLN]	1 582 780	1 168 305	201 774	5 093 927	1 511 360
Należności [PLN]	816 678	632 669	0	3 149 289	892 828
Zapasy [PLN]	461 040	180 271	0	2 622 175	698 509
Środki pieniężne w kasie i na rachunkach [PLN]	290 576	146 808	20 924	1 079 551	331 703
Kapitał własny [PLN]	1 172 737	658 280	-1 292 219	5 178 589	1 885 785
Zobowiązania kredytowe ogółem [PLN]	328 853	150 000	29 000	2 749 125	493 221
Zobowiązania krótkoterminowe [PLN]	1 210 143	603 924	0	5 463 360	1 610 408

Zmienna	Średnia	Mediana	Minimum	Maksimum	Odchylenie standardowe
Zobowiązania ogółem [PLN]	1 467 062	779 510	0	5 463 360	1 714 422
Liczba pracowników	14	7	0	69	16
Okres prowadzenia działalności gospodarczej [lata]	13	11	4	24	6
Wartość kredytu [PLN]	317 740	150 000	29 000	2 749 125	487 957
Okres spłaty kredytu [PLN]	54	36	12	180	54
Wiek właściciela firmy [lata]	47	51	28	60	9

Źródło: opracowanie własne.

Analizując powyższe dane, należy stwierdzić, że dotyczą one firm zaliczanych do sektora mikro- oraz małych przedsiębiorstw. Mediana przychodów wyniosła około 1,5 mln zł, natomiast średnia 3,5 mln zł. Wartości te klasyfikują rozpatrywane przedsiębiorstwa do sektora mikroprzedsiębiorstw (przychód do 2 mln euro, tj. około 8,5 mln zł). Mediana liczby zatrudnianych pracowników wyniosła 7 osób, co także kwalifikuje przedmiotową grupę do sektora mikroprzedsiębiorstw. Średnia wartość posiadanych kredytów wyniosła około 330 tys. zł, natomiast mediana 150 tys. zł.

Wyboru zmiennych, uznanych następnie jako kryteria decyzyjne, dokonano na podstawie weryfikacji statystycznej posiadanych danych. Przedsiębiorstwa te można podzielić na dwie grupy. Do pierwszej grupy (oznaczenie GI – B) zaliczono przedsiębiorstwa prowadzące pełną sprawozdawczość rachunkową. Wykorzystując analizę statystyczną, dokonano wyboru zmiennych o odpowiedniej zmienności (przyjęto tu próg 10% współczynnika zmienności), które były istotnie skorelowane ze zmienną dychotomiczną *status spłaty* oraz słabo skorelowane między sobą. Ostatecznie, w przypadku danych dotyczących grupy GI – B, w budowie modeli wykorzystano następujące wskaźniki, które przyjęto jako kryteria decyzyjne:

- rentowność aktywów (ROA);
- rotację zobowiązań (RZ);
- wskaźnik relacji zysku netto do wartości zaciągniętego kredytu (ZN/WK).

W przypadku danych finansowych, dotyczących grupy przedsiębiorstw GI – A, do wyboru zmiennych zastosowano podobne podejście jak w przypadku grupy przedsiębiorstw GI – B. Jako kryteria decyzyjne przyjęto w tym przypadku dwie zmienne:

- rentowność kapitałów własnych (ROE);
- wskaźnik relacji zysku netto do wartości zaciągniętego kredytu (ZN/WK);

Listę wybranych na potrzebę budowy modeli wskaźników ujęto w tabeli 2.9.

Tabela 2.9. Wskaźniki finansowe, spośród których wybrano kryteria decyzyjne w problemie decyzyjnym PD₁

Wskaźnik	Grupa przedsiębiorstw, w której wykorzystano wskaźnik
ROA (rentowność aktywów)	Grupa G1 – A, Grupa G1 – B
ROS (rentowność sprzedaży)	Grupa G1 – A, Grupa G1 – B
ROE (rentowność kapitałów własnych)	Grupa G1 – B
Rotacja należności	Grupa G1 – A, Grupa G1 – B
Liczba pracowników firmy	Grupa G1 – B
Liczba lat prowadzenia działalności gospodarczej	Grupa G1 – B
Wskaźnik zadłużenia	Grupa G1 – A, Grupa G1 – B
Okres spłaty	Grupa G1 – A, Grupa G1 – B
Rotacja zobowiązań	Grupa G1 – A, Grupa G1 – B
Rotacja zapasów	Grupa G1 – A, Grupa G1 – B
Udział zysku netto w wartości wnioskowanego kredytu	Grupa G1 – B

Źródło: opracowanie własne.

Ze względu na charakter wskaźników finansowych, wykorzystywanych jako kryteria decyzyjne, można podzielić je na: kryteria typu zysk, kryteria typu strata (alternatywnie „korzyść”, „niekorzyść”) oraz na kryteria, którymi w pewnych zakresach (lub do pewnej ustalonej wartości) są np. kryterium typu zysk, a poniżej ustalonej wartości, kryterium typu strata. Wskaźniki te nie wyczerpują liczby wskaźników finansowych (którymi może być opisane przedsiębiorstwo), wykorzystywanych w analizie zdolności kredytowej firmy.

Klasyfikację wskaźników finansowych ze względu na wpływ na ocenę zdolności kredytowej prezentuje tabela 2.10.

Tabela 2.10. Klasyfikacja wskaźników finansowych przedsiębiorstwa ze względu na ich wpływ na zdolność kredytową

Wskaźnik	Typ kryterium
Wskaźniki płynności	
Wskaźnik płynności bieżącej	Do pewnej ustalonej wartości kryterium typu zysk, poniżej ustalonej wartości kryterium typu strata
Wskaźnik wysokiej płynności	Do pewnej ustalonej wartości kryterium typu zysk, poniżej ustalonej wartości kryterium typu strata
Wskaźniki rentowności	
Wskaźnik rentowności sprzedaży	Kryterium typu zysk
Wskaźnik rentowności aktywów	Kryterium typu zysk
Wskaźnik rentowności kapitału własnego	Kryterium typu zysk
Wskaźniki sprawności	
Wskaźnik obrotu zapasami	Kryterium typu zysk
Wskaźnik obrotu należnościami	Kryterium typu zysk
Wskaźnik obrotu zobowiązaniami	Kryterium typu strata
Wskaźniki zadłużenia	
Wskaźnik ogólnego zadłużenia	Kryterium typu strata
Wskaźnik zadłużenia kapitału własnego	Kryterium typu strata
Wskaźnik pokrycia zobowiązań nadwyżką finansową	Kryterium typu zysk
Wskaźnik zadłużenia krótko- i długoterminowego	Kryterium typu strata

Źródło: opracowano na podstawie: [Hadasiuk, 1998].

Jak wskazano w rozdziale 1, czynniki finansowe są jednymi z wielu czynników, które mogą mieć wpływ na zdolność kredytową firmy. Stąd na potrzeby rozwiązania analizowanego problemu decyzyjnego skonstruowano model, w którym ujęto większy zestaw wskaźników, dotyczących: płynności finansowej, rentowności firmy i zadłużenia. Do budowy kolejnego modelu decyzyjnego (model PD₁ agregacyjny²) włączono następujące wskaźniki finansowe:

² Przez agregację rozumie się w tym przypadku ujęcie w jednym modelu zarówno kryteriów ilościowych (obiektywnych), jak i kryteriów odnoszących się do subiektywnej oceny decydena.

- ROS – rentowność sprzedaży;
- ROA – rentowność aktywów;
- PB – wskaźnik płynności bieżącej;
- RN – rotację należności;
- WZ – wskaźnik zadłużenia aktywów;
- KW/AT – wskaźnik udziału kapitału własnego w aktywach trwałych;
- RZ – rotację zobowiązań;
- ZN/WK – udział zysku netto w wartości wnioskowanego kredytu.

Główne kryteria decyzyjne oraz powiązane z nim podkryteria w modelu PD_1 agregacyjnym ujęto w tabeli 2.11.

Tabela 2.11. Rozpatrywane kryteria decyzyjne w przypadku modelu PD_1 agregującego

Oznaczenie kryterium głównego	Nazwa kryterium głównego	Podkryteria powiązane z kryterium głównym, wartość statystyki chi-kwadrat oraz p wartość
K_1	Czynniki ilościowe	<ul style="list-style-type: none"> - ROS – rentowność sprzedaży - ROA – rentowność aktywów - PB – wskaźnik płynności bieżącej - RN – rotacja należności - WZ – wskaźnik zadłużenia aktywów - KW/AT – wskaźnik udziału kapitału własnego w aktywach trwałych - RZ – rotacja zobowiązań - ZN/WK – udział zysku netto w wartości wnioskowanego kredytu
K_2	Czynniki jakościowe	<ul style="list-style-type: none"> - zasięg rynku, na którym działa firma - pozycja firmy na rynku - forma własności - stopień uzależnienia od rynku - jakość zarządzania

Źródło: opracowanie własne.

Oprócz powyższych wskaźników, traktowanych jako kryteria decyzyjne, model zawiera także następujące zmienne lingwistyczne odnoszące się do czynników subiektywnych oceny:

- zasięg rynku, na którym działa firma;
- pozycję firmy na rynku;
- formę własności;
- stopień uzależnienia od rynku;
- jakość zarządzania.

Pierwszy problem decyzyjny (PD_1) dotyczy sytuacji, w której jest podejmowana decyzja o udzieleniu finansowania przedsiębiorstwu, które posiada co najmniej roczną historię działalności operacyjnej. Dane empiryczne, związane z przedmiotowym problemem, są reprezentowane przez zmienne liczbowe, w przeważającej części mierzone na skali ilorazowej [Walesiak, 2012]. Do budowy modeli można wykorzystać klasyczne i rozmyte metody wielokryterialnego podejmowania decyzji oraz metody wnioskowania rozmytego.

Na podstawie określonych kryteriów zbudowano następujące modele:

- **model $M(PD_1, SAW)$** – model oparty na metodzie SAW (rozdział 3);
- **model $M(PD_1, Hellwig)$** – model oparty na metodzie Hellwiga (rozdział 3);
- **model $M(PD_1, TOPSIS)$** – model oparty na metodzie TOPSIS (rozdział 3);
- **model $M(PD_1, \text{agregacyjny})$, $M(PD_1, \text{ilościowy})$, $M(PD_1, \text{jakościowy})$** – modele oparte na rozmytej metodzie TOPSIS (rozdział 4).

Drugi problem decyzyjny – opis werbalny, charakterystyka grupy badawczej, identyfikacja kryteriów decyzyjnych

Drugi problem decyzyjny (PD_2) dotyczy wnioskodawców (osób indywidualnych), którzy planują zaciągnięcie preferencyjnej pożyczki na sfinansowanie startu indywidualnej działalności gospodarczej.

Trudność i złożoność tego problemu decyzyjnego polega na tym, że ocenie podlega dokumentacja aplikacyjna składana przez indywidualnego wnioskodawcę, a podejmowana decyzja dotyczy udzielenia finansowania dla osoby prowadzącej nowo utworzoną, indywidualną działalność gospodarczą. W tym przypadku brak jest danych historycznych na temat wyników finansowych, które mogłyby stanowić podstawę podejmowania decyzji, jak to ma miejsce w przypadku PD_1 . Decyzja jest podejmowana na podstawie dostępnych danych, a są to dane opisujące wnioskodawcę (jako osobę indywidualną) oraz biznes plan przedsięwzięcia.

Do weryfikacji empirycznej modeli wielokryterialnych związanych z PD_2 użyto danych bankowych dotyczących 160 wniosków pożyczkowych, przy czym 80 z tych wniosków bank ocenił pozytywnie. Wszystkie powstałe przedsiębiorstwa miały formę indywidualnej działalności gospodarczej. Budowane modele mogą różnić się w tym przypadku ilością przedsiębiorstw. Wynika to z faktu, iż preferencyjne pożyczki na start działalności były udzielane w sposób ciągły, tym samym zwiększała się liczba pożyczkobiorców, których dane wykorzystano w badaniach. Pożyczki te były udzielane od czerwca 2013 roku, maksymalna kwota pożyczki to 50,0 tys. zł, okres kredytowania wynosił maksymalnie 60 miesięcy, oprocentowanie było stałe i wynosiło w skali roku 4,00%,

pożyczkobiorcy mogli skorzystać z 12-miesięcznej karencji w spłacie kapitału. Bank, udzielając preferencyjnej pożyczki nie wprowadził ogólnie kryteriów, które muszą spełniać wnioskodawcy, np. co do wieku przyszłych pożyczkobiorców, ich miejsca zamieszkania, statusu na rynku pracy (bezrobotny, zatrudniony) czy płci. Pożyczkobiorcą w tym przypadku, mogła zostać każda pełnoletnia osoba zamieszkująca województwo podlaskie, która w przeciągu ostatnich 12 miesięcy nie prowadziła działalności gospodarczej. Podejście takie miało na celu dystrybucję pożyczek możliwie szerokiej grupie przyszłych przedsiębiorców.

Na potrzeby analizy drugiego problemu decyzyjnego zebrano dane pochodzące z biznes planów oraz wniosków pożyczkowych. Dane te dotyczyły przede wszystkim: samego wnioskodawcy, jego sytuacji zawodowej, finansowej i jego profilu osobowego. Pozyskane dane zaprezentowano za pomocą zmiennych zawartych w tabeli 2.12. Zmienna *status spłaty* przybiera tu cztery etykiety linywistyczne, tj.:

- „normalny” – brak opóźnienia w spłacie lub opóźnienie w spłacie zobowiązania do 1 miesiąca;
- „pod obserwacją” – opóźnienie w spłacie zobowiązania od 1 miesiąca do 3 miesięcy;
- „wątpliwy” – opóźnienie w spłacie zobowiązania od 3 miesięcy do 1 roku;
- „stracony” – opóźnienie w spłacie zobowiązania powyżej 1 roku.

Tabela 2.12. Zmienne obrazujące posiadane dane empiryczne dla PD_2

Ozn.	Nazwa i opis zmiennej	Wartości zmiennej
X_1	Płeć pożyczkobiorcy	{„kobieta”, „mężczyzna”}
X_2	Wiek pożyczkobiorcy	Wartość dodatnia, całkowita
X_3	Cel kredytu	{„inwestycyjny”, „obrotowy”, „mieszany”}
X_4	Wartość pożyczki	Liczba rzeczywista z przedziału: [0; 50 tys. zł]
X_5	Okres kredytowania w miesiącach	Liczba całkowita z przedziału: [0, 60]
X_6	Okres karencji w spłacie pożyczki	Liczba całkowita z przedziału: [0, 12]
X_7	Wartość środków własnych wniesionych do inwestycji	Liczba rzeczywista, nieujemna
X_8	Stan cywilny pożyczkobiorcy	{„zameżna/zonaty”, „wdowa/wdowiec”, „panna/kawaler”, „rozwidziona/y”, „separacja”}

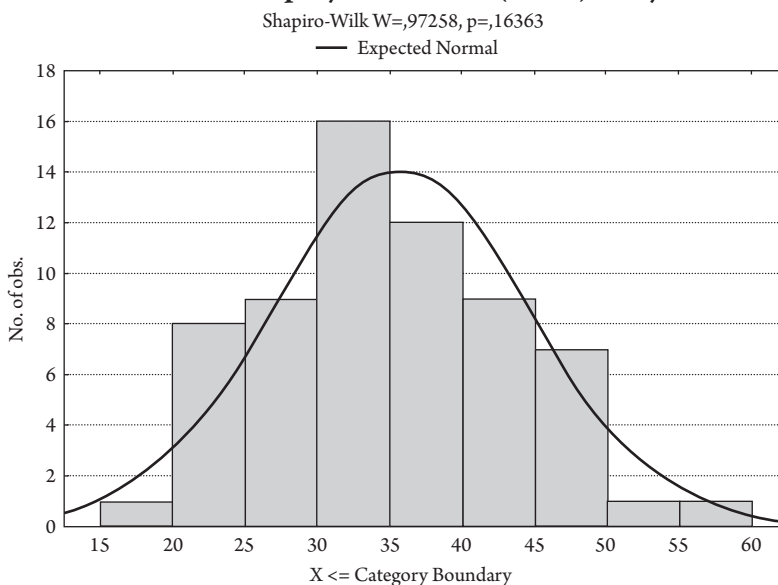
Ozn.	Nazwa i opis zmiennej	Wartości zmiennej
X_9	Małżeńska wspólnota majątkowa (odpowiedź na pytanie, czy wnioskodawca pozostaje we wspólnocie majątkowej z małżonkiem)	{„tak”, „nie”, „nie dotyczy”}
X_{10}	Liczba osób pozostających na utrzymaniu wnioskodawcy	Liczba całkowita dodatnia
X_{11}	Wykształcenie	{„brak”, „podstawowe”, „gimnazjalne”, „ponadgimnazjalne”, „pomaturalne”, „wyższe”}
X_{12}	Staż pracy w latach	Liczba całkowita, nieujemna
X_{13}	Rodzaj źródła uzyskiwania dochodów	{„umowa o pracę”, „umowa o dzieło”, „umowa zlecenie”, „wykonywania wolnego zawodu”, „gospodarstwo rolne”, „bezrobotny”, „inne”, „kilkumów”}
X_{14}	Miesięczny dochód netto	Liczba rzeczywista, nieujemna
X_{15}	Status posiadania nieruchomości	{„właściciel domu/mieszkania”, „posiadacz spółdzielczego prawa do lokalu”, „najemca”, „brak nieruchomości – zamieszkuje z rodzicami”, „brak nieruchomości – zamieszkuje z dziećmi”, „właściciel działki”, „posiadacz kilku rodzajów nieruchomości”}
X_{16}	Status posiadania samochodu	{„własny”, „na kredyt”, „służbowy”, „rodziców”, „nie posiadam”, „inny”}
X_{17}	Oszczędności	Liczba rzeczywista, nieujemna wyrażona w złotych polskich
X_{18}	Papiery wartościowe	Liczba rzeczywista, nieujemna wyrażona w złotych polskich
X_{19}	Zabezpieczenie	{„poręczenie”, „hipoteka”, „przewłaszczenie”, „zastaw rejestrowy”, „blokada środków pieniężnych”, „poręczenie instytucji finansowych”}

Ozn.	Nazwa i opis zmiennej	Wartości zmiennej
X_{20}	Jakość spłaty	Zmienna dychotomiczna zero-jedynkowa, „0” – klient niesolidny (niewywiązujący się z umowy pożyczkowej w zakresie terminowej spłaty zobowiązania), „1” – klient solidny, terminowo regulujący posiadane zobowiązanie,
X_{21}	Status spłaty	{„normalny”, „pod obserwacją”, „wątpliwy”, „stracony”}

Źródło: dane liczbowe dotyczące zaciągniętych pożyczek na sfinansowanie startu indywidualnej działalności gospodarczej w jednym z banków spółdzielczych, działającym na terenie województwa podlaskiego.

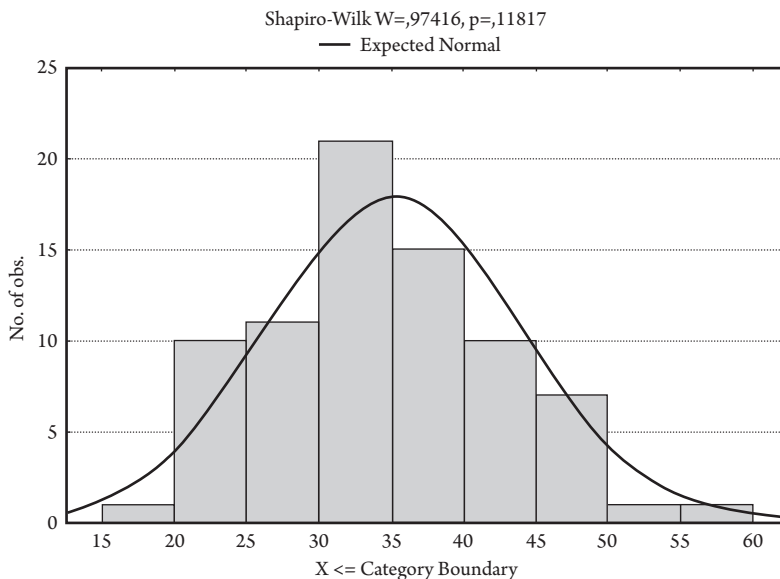
Rozkłady wieku pożyczkobiorców na luty 2015 roku, październik 2015 roku i luty 2017 roku przedstawiają wykresy: wykres 2.1., wykres 2.2. i wykres 2.3.

Wykres 2.1. Rozkład wieku pożyczkobiorców (n = 64) – luty 2015 roku



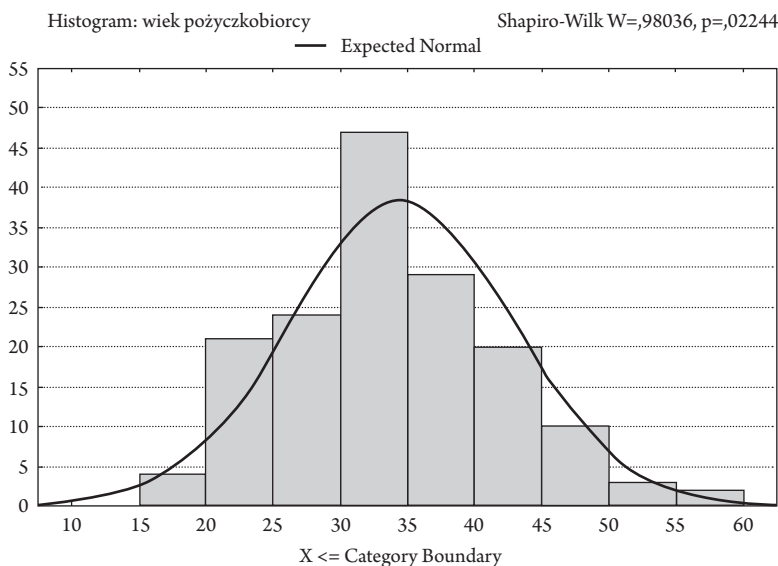
Źródło: opracowanie własne na podstawie pozyskanych danych przy wykorzystaniu programu Statistica w wersji próbnej.

Wykres 2.2. Rozkład wieku pożyczkoborców (n = 77) – październik 2015 roku



Źródło: opracowanie własne na podstawie pozyskanych danych przy wykorzystaniu programu Statistica w wersji próbnej.

Wykres 2.3. Rozkład wieku wnioskodawców (n = 160) – luty 2017 roku (dane z uwzględnieniem wniosków odrzuconych)



Źródło: opracowanie własne na podstawie pozyskanych danych przy wykorzystaniu programu Statistica w wersji próbnej.

W przypadku dwóch pierwszych wykresów, które dotyczyły pożyczek udzielonych, rozkład wieku pożyczkobiorcy posiadał rozkład zbliżony do rozkładu normalnego. Łączny rozkład wieku pożyczkobiorców, tj. z uwzględnieniem wniosków odrzuconych zawarto na wykresie 2.3.

W przypadku rozkładu wieku wszystkich wnioskodawców ($n = 160$), tj. z uwzględnieniem wnioskodawców, których wnioski odrzucono, rozkład wieku nie był już zgodny z rozkładem normalnym. Można zauważyć, że wnioskodawców w wieku powyżej 55. roku życia było niewielu, co może potwierdzać popularny pogląd, iż osoby starsze charakteryzują się większą awersją do ryzyka (np. wybierają pracę na zasadzie umowy o pracę lub nie chcą zakładać własnej firmy). Najliczniejszą grupę wnioskodawców stanowiły osoby w wieku 30-35 lat.

Na potrzeby analizy drugiego problemu decyzyjnego zebrano dane pochodzące z biznes planów i wniosków kredytowych. Dane te przede wszystkim dotyczyły: samego wnioskodawcy, jego sytuacji zawodowej, finansowej oraz jego profilu osobowego.

Poniżej dokonano prezentacji statystycznej wybranych zmiennych, wykorzystywanych na potrzeby analizy drugiego problemu decyzyjnego. Dane zawarte w tabeli 3.13. wskazują, że o preferencyjną pożyczkę najczęściej starały się osoby w wieku około 34 lat. Osoby te wnioskowały przeważnie o maksymalną wartość pożyczki, wykorzystywały możliwość uzyskania karencji w spłacie kapitału pożyczki i najczęściej aplikowały o maksymalny jej okres, tj. 12 miesięcy. Pomimo dość dużego stażu pracy, deklarowany dochód miesięczny netto wnioskodawców był względnie niski i wynosił około 2 tys. zł netto. Wnioskodawcy na ogół deklarowali posiadanie oszczędności, które wynosiły średnio około 10 tys. zł.

Tabela 2.13. Opis statystyczny wybranych zmiennych w drugim problemie decyzyjnym (pożyczki udzielone $n = 80$)

Zmienna	Średnia	Mediana	Dominanta	Częstość dominanty	Minimum	Maximum	Od. St.
Wiek [lata]	34	34	34	13	18	58	8
Wartość pożyczki [PLN]	42 997	50 000	50 000	50	10 770	50 000	10 959
Okres kredytowania [miesiące]	60	60	60	77	60	60	0
Okres karencji [miesiące]	11	12	12	70	0	12	3
Liczba osób na utrzymaniu	1	1	0	49	0	4	1

Zmienna	Średnia	Mediana	Dominanta	Częstość dominanty	Minimum	Maximum	Od. St.
Staż pracy [lata]	9	9	–	13	0	51	7
Dochód miesięczny netto [PLN]	2023	2000	0,00	34	0,00	9130	1702
Oszczędności [PLN]	9588	5000	0,00	32	0,00	100 000	15 538

Źródło: opracowanie własne.

W kolejnym kroku dokonano analizy danych, której celem było określenie zmiennych istotnie powiązanych ze zmienną dychotomiczną, opisującą jakość spłaty preferencyjnej pożyczki. W tym celu, skonstruowano tabele krzyżowe dla badanych zmiennych oraz dla zmiennej opisującej jakość spłaty pożyczki, co dało podstawę do obliczenia wartości statystyki chi-kwadrat. Przedstawiono wyniki analizy dla wybranych zmiennych. Testowaną hipotezą roboczą była hipoteza H_0 , mówiąca o braku zależności pomiędzy zmiennymi (przyjęto poziom $\alpha = 0,05$). Poniżej zaprezentowano tabele krzyżowe dla zmiennych: *wiek* oraz *wartość środków własnych* [%].

Tabela 2.14. Tabela krzyżowa dla zmiennych *wiek* i *status spłaty*

<i>Wiek</i> \ <i>Status spłaty</i>	„Normalny”	„Pod obserwacją”, „wątpliwy”, „stracony”	Ogółem
Od 18 do 30	12	19	31
Od 31 do 40	31	5	36
Powyżej 40	13	6	19
Ogółem	56	30	86

Źródło: opracowanie własne, $\chi^2=16,59$, $p < 0,001$.

Tabela 2.15. Tabela krzyżowa dla zmiennej *wartość środków własnych* [%] i *status spłaty*

<i>Środki własne</i> \ <i>Status spłaty</i>	„Normalny”	„Pod obserwacją”, „wątpliwy”, „stracony”	Ogółem
Od 0 do 5%	15	20	35
Od 5 do 20%	16	7	23
Powyżej 20%	25	3	28
Ogółem	30	56	86

Źródło: opracowanie własne $\chi^2=16,04$, $p < 0,001$.

Istotną statystycznie ($p < 0,05$) zależność ze zmienną *status spłaty* wykazały ponadto następujące zmienne:

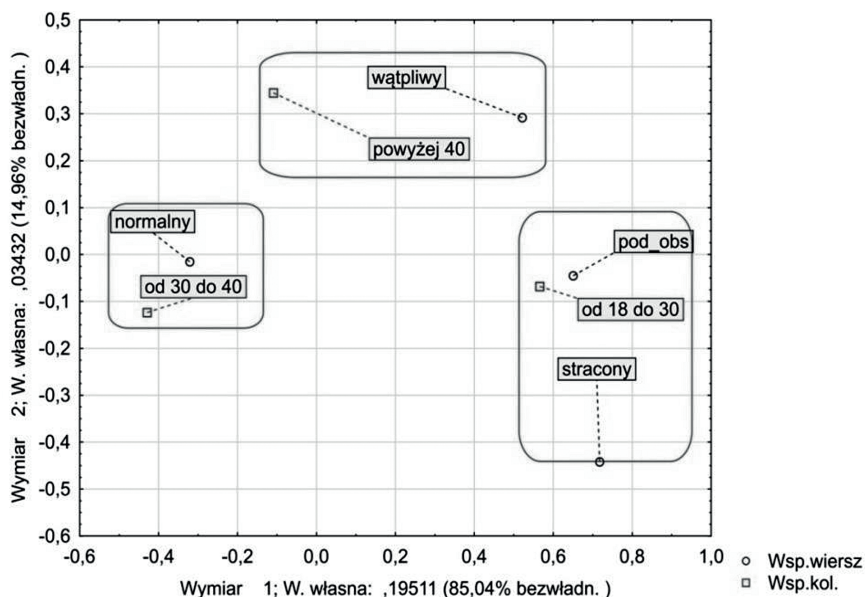
- *wiek pożyczkobiorcy*, $\chi^2 = 16,59$, $p < 0,001$;
- *stan cywilny pożyczkobiorcy*, $\chi^2 = 18,81$, $p = 0,027$;
- *małżeńska wspólnota majątkowa* (odpowiedź na pytanie, czy wnioskodawca pozostaje we wspólnocie majątkowej z małżonkiem), $\chi^2 = 14,15$, $p = 0,025$;
- *liczba osób pozostających na utrzymaniu wnioskodawcy*, $\chi^2 = 17,161$, $p = 0,046$;
- *wykształcenie*, $\chi^2 = 24,58$, $p = 0,017$;
- *staż pracy w latach*, $\chi^2 = 24,49$, $p < 0,001$;
- *rodzaj źródła uzyskiwania dochodów*, $\chi^2 = 31,16$, $p = 0,005$;
- *status posiadania nieruchomości*, $\chi^2 = 11,72$, $p = 0,008$;
- *wartość środków własnych wniesionych do inwestycji [%]*, $\chi^2 = 15,04$, $p = 0,001$;
- *zabezpieczenie pożyczki*, $\chi^2 = 17,4$, $p = 0,043$.

W kolejnym kroku, w celu zbadania współwystępowania kategorii poszczególnych zmiennych, wykorzystano analizę korespondencji [Goodman, 1968; Benzecri, 1992]. W Polsce, analizę korespondencji w badaniach zastosowano m. in. w pracy A. Stanimir [Stanimir, 2005].

Analiza korespondencji [Goodman, 1968; Benzecri, 1992; Górniak, 2000; Stanimir, 2005] należy do grupy wielowymiarowych metod badania współwystępowania zmiennych lub obiektów. Celem badania jest określenie relacji zachodzących między zmiennymi lub obiektami, w szczególności zmiennymi i obiektami zmierzonymi na skali nominalnej. Jeżeli wiersze i kolumny w tablicy kontyngencji są całkowicie niezależne, to wartości w komórkach tej tablicy (rozkład masy) można wyznaczyć na podstawie wyłącznie sum wierszy i kolumn, które to sumy w terminologii analizy korespondencji są nazywane profilami. Zgodnie ze wzorem na obliczanie statystyki chi kwadrat, częstości oczekiwane oblicza się jako iloczyn liczebności brzegowych podzielone przez liczebność ogólną, przy założeniu niezależności cech reprezentowanych przez wiersze i kolumny. Każde odstępstwo od wartości oczekiwanych (przy prawdziwości hipotezy o niezależności) wpływa na ogólną wartość statystyki chi kwadrat. Stąd analizę korespondencji można potraktować jako metodę dekompozycji ogólnej statystyki chi kwadrat (bezwładność = chi kwadrat/N) dzięki zdefiniowaniu układu o małej liczbie wymiarów, w którym prezentuje się odchylenia od wartości oczekiwanych. Zaletą analizy korespondencji jest możliwość czytelnej, graficznej prezentacji współwystępowania zmiennych.

Zależność między zmienną *status spłaty* a zmienną *wiek pożyczkobiorcy* przedstawia wykres 2.4.

Wykres 2.4. Prezentacja wyników powiązań zmiennych *wiek pożyczkobiorcy i status spłaty*

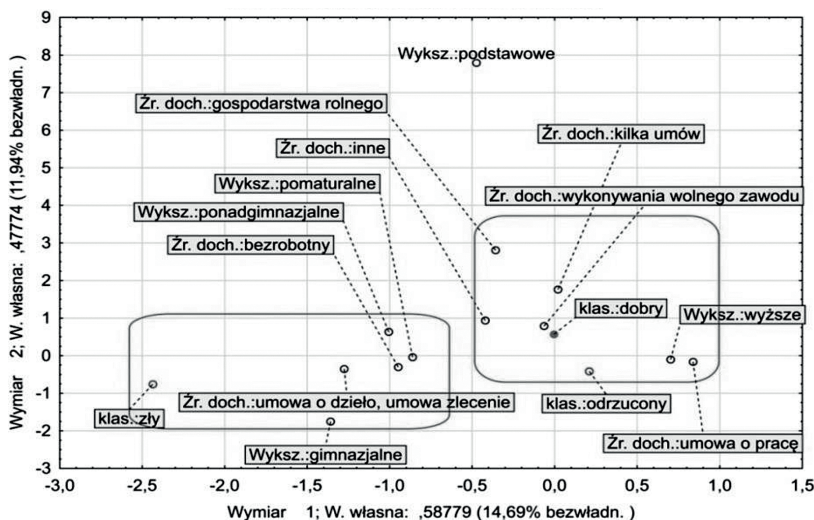


Źródło: opracowanie własne na podstawie posiadanych danych z wykorzystaniem programu STATISTICA.

Analiza powiązań zmiennej *wiek pożyczkobiorcy* ze zmienną *status spłaty* dowodzi, iż najlepszymi pożyczkobiorcami okazały się osoby w przedziale wiekowym od 30 do 40 lat. W grupie osób młodych, tj. od 18. do 30. roku życia, zaobserwowano najwięcej pożyczek straconych. Położenie tych punktów potwierdza, iż brak doświadczenia zawodowego oraz młody wiek pożyczkobiorcy są istotnym czynnikiem ryzyka. Fakt ten stanowi także potwierdzenie posiadanej wiedzy eksperckiej analityków kredytowych, którzy często wskazują, że osoby młode są grupą pożyczkobiorców wysokiego ryzyka.

Analizę korespondencji zastosowano również do badania występowania współzależności więcej aniżeli jednej zmiennej. Na wykresie 2.5. przedstawiono wynik współwystępowania wartości zmiennych: *wykształcenie pożyczkobiorcy*, *rodzaj źródła uzyskiwania dochodów* i zmiennych klasyfikacyjnych: „*dobry klient*”, „*zły klient*”, „*odrzucony*” (tj. wniosek oceniony negatywnie, wniosek odrzucony). Wykres 2.5. wskazuje, że klienci, solidnie spłacający zobowiązanie pożyczkowe („*klas.: dobry*”), najczęściej posiadali wykształcenie wyższe, uzyskiwali swoje dochody z tytułu umowy o pracę, wykonywali wolny zawód lub posiadali kilka umów, na podstawie których uzyskiwali swoje dochody.

Wykres 2.5. Prezentacja wyników współwystępowania wartości zmiennych: wykształcenie, źródło uzyskiwanych dochodów oraz zmiennej jakości spłaty („dobry klient”, „zły klient”, „odrzucony”)



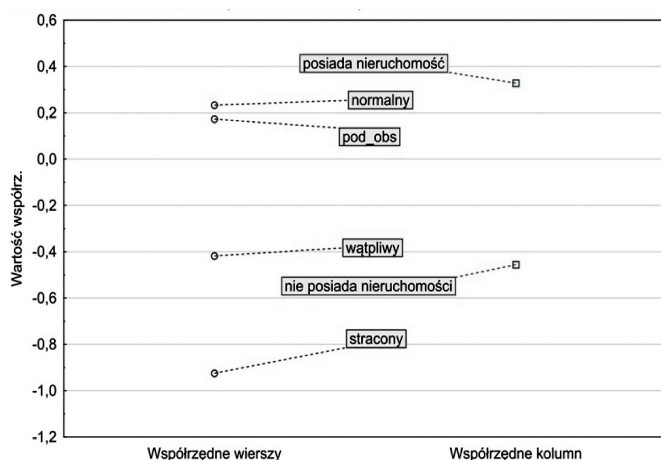
Źródło: opracowanie własne na podstawie posiadanych danych z wykorzystaniem programu STATISTICA.

Klientów niesolidnych („klas.: zły”) charakteryzowało wykształcenie gimnazjalne oraz ponadgimnazjalne. Osoby te najczęściej uzyskiwały swoje dochody pracując na zasadzie umowy zlecenia lub umowy o dzieło. Współwystępowanie poszczególnych profili jest zgodne z wiedzą ekspercką analityków kredytowych na temat ryzyka finansowania indywidualnych działalności gospodarczych. Zauważają oni, że osoby młode, nieposiadające doświadczenia zawodowego, stałego źródła dochodu oraz o niskich kwalifikacjach zawodowych stanowią grupę pożyczkobiorców wysokiego ryzyka.

Według wiedzy ekspertów (co często odzwierciedlają same wnioski kredytowe), osoby posiadające aktywa trwałe są, co do zasady, lepszymi kredytobiorcami. Najczęściej wnioski kredytowe zawierają prośbę (poła do wypełnienia) o podanie informacji na temat posiadanych nieruchomości czy też informacji o posiadanych samochodach. Analizę powiązań, między statusem posiadania nieruchomości a statusem spłaty, ujęto na wykresie 2.6.

Zachodzi tu wyraźna zależność mówiąca, iż osoby posiadające nieruchomości są lepszymi pożyczkobiorcami (status spłaty „normalny” lub „pod obserwacją”), przy czym status „normalny” bardziej odpowiada pożyczkobiorcom deklarującym posiadanie nieruchomości. Na wykresie 2.7. przedstawiono analizę współwystępowania zmiennej *status spłaty* i zmiennej *status posiadania samochodu*.

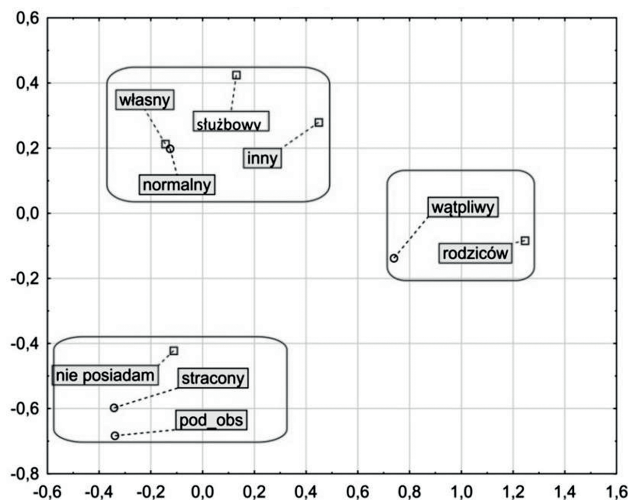
Wykres 2.6. Prezentacja wyników powiązań zmiennych status posiadania nieruchomości i status spłaty



Źródło: opracowanie własne na podstawie posiadanych danych z wykorzystaniem programu STATISTICA.

Na podstawie powyższych danych można wnioskować, iż posiadanie samochodu jest zmienną typu *im więcej, tym lepiej*. Zależność ta może wydawać się zaskakująca, bowiem posiadanie samochodu (lub samochodów) generuje dość istotne koszty. Jednak osoby, które zadeklarowały, iż są posiadaczami samochodu, najbardziej odpowiadały statusowi spłaty „normalny”. Osoby, które zadeklarowały, że nie posiadają samochodu bądź, że korzystają z samochodu rodziców, charakteryzowały się statusem spłaty „stracony” lub „wątpliwy”. Osobom, korzystającym z samochodu służbowego albo „innego” (w praktyce najczęściej pożyczonego), bardziej odpowiadał status spłaty normalny. W dystrybucji środków z UE na podjęcie indywidualnej działalności gospodarczej, często są preferowane pewne grupy beneficjentów ostatecznych. Na przykład, w przypadku wdrażania programu „Kapitał Ludzki” oraz programu operacyjnego „Wiedza Edukacja Rozwój”, przy realizacji działań, w ramach których dystrybuowane były lub są środki na podjęcie indywidualnej działalności gospodarczej, preferowano np. osoby bezrobotne (w tym długotrwale), osoby młode, pochodzące z terenów wiejskich. Inną, istotną zasadą, którą należy przestrzegać przy wdrażaniu projektów współfinansowanych z UE, jest zasada równości płci mówiąca, że: „wyrównywanie szans kobiet i mężczyzn i przeciwdziałania dyskryminacji na rynku pracy, jest dla funduszy unijnych jedną z naczelnych i podstawowych zasad horyzontalnych, obowiązujących w całej Unii Europejskiej. Ma ona swoją podstawę prawną w artykule 3 Traktatu o Unii Europejskiej, który wskazuje, że w swoich działaniach Unia zwalcza wykluczenie społeczne i dyskryminację

Wykres 2.7. Prezentacja wyników powiązań zmiennych status posiadania samochodu i status spłaty



Źródło: opracowanie własne na podstawie posiadanych danych z wykorzystaniem programu STATISTICA.

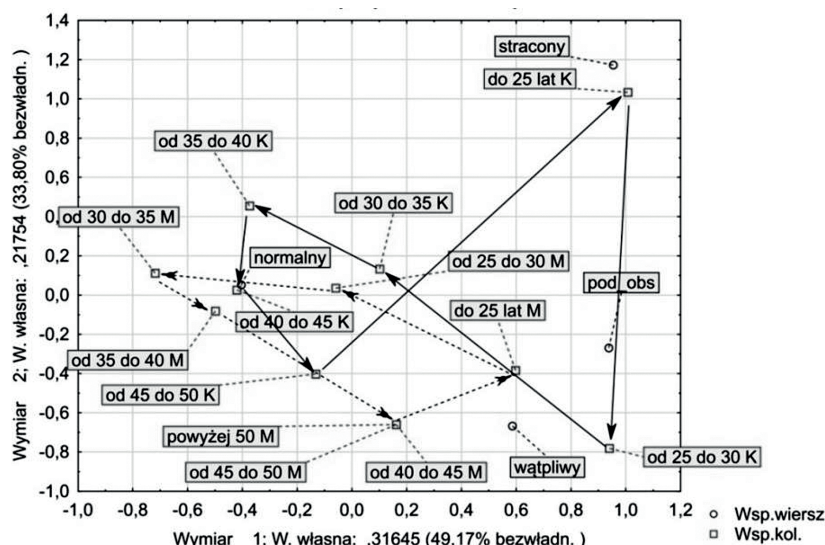
oraz wspiera sprawiedliwość społeczną i ochronę socjalną, równość szans kobiet i mężczyzn, solidarność międzypokoleniową oraz ochronę praw dziecka”³.

Analizę statusu spłaty, ze względu na wiek i płeć pożyczkobiorców, przedstawia wykres 2.8.

Analizując wykres 2.8., można stwierdzić, iż osoby młode (zarówno kobiety, jak i mężczyźni) należą do grupy wysokiego ryzyka kredytowego. Najwięcej straconych pożyczek było w grupie kobiet do 25 roku życia, zaś w przypadku mężczyzn w tym wieku odpowiadał im status „wątpliwy”. Wśród osób w wieku: od 30 do 40 lat nie było różnic co do jakości spłaty – podobnie kobiety, jak i mężczyźni byli klasyfikowani jako dobrzy pożyczkobiorcy (status spłaty „normalny”). W przedziale wiekowym: od 40 do 45 roku życia, lepszymi pożyczkobiorcami okazały się kobiety, natomiast mężczyznom bliżej było do statusu spłaty „wątpliwy”. Podsumowując analizę tego wykresu, należy stwierdzić, iż nie ma znaczących różnic pomiędzy jakością spłaty pożyczki przez kobiety i mężczyzn. Warto podkreślić, że analiza ta ma charakter poglądowy i zmienna *płeć pożyczkobiorcy* nie została w późniejszych rozważaniach włączona do żadnego modelu decyzyjnego.

³ https://www.pois.gov.pl/media/21342/Podrecznik_rownosc_szans_kobiet_i_mezczyzn_2014_2020.pdf[dostęp: 29.01.2018].

Wykres 2.8. Prezentacja wyników powiązań zmiennych: wiek, płeć i status spłaty



Źródło: opracowanie własne na podstawie posiadanych danych z wykorzystaniem programu STATISTICA.

Na wykresach przestrzennych (wykres 2.9, wykres 2.10, wykres 2.11), w celu dalszych analiz, dodatkowo zaprezentowano posiadane dane w formie nieprzetworzonej. Ośie ilustrują wybrane zmienne, a punkty pełne oznaczają tzw. złych klientów, pozostałe punkty – tzw. dobrych klientów.

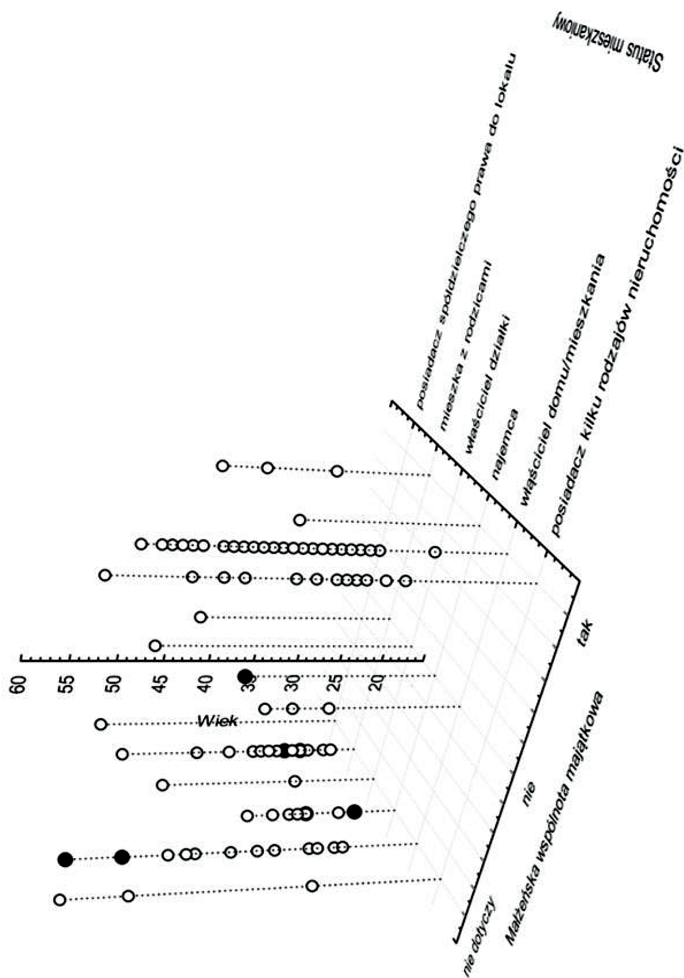
Na uwagę zasługują kredytobiorcy, którzy, zaciągając preferencyjną pożyczkę, pozostawali we wspólnocie małżeńskiej oraz jednocześnie byli posiadaczami co najmniej jednej nieruchomości. Grupa ta była stosunkowo liczna i składa się wyłącznie z pożyczkobiorców solidnie wywiązujących się ze spłaty zobowiązania kredytowego. W przypadku grupy osób posiadających co najmniej jedną nieruchomość (niezależnie od wieku i statusu wspólnoty majątkowej), niesolidnymi klientami okazały się zaledwie dwie osoby.

W przypadku danych, które przedstawia wykres 2.10., należy odnotować, iż w grupie niesolidnych klientów nie było osób z wyższym wykształceniem. W grupie niesolidnych klientów znalazły się osoby w stanie cywilnym: panna/kawaler, rozwiedziona/y.

Analizując wykres 2.11., uwagę zwraca fakt, iż osoby, posiadające trzy lub cztery osoby na utrzymaniu, należały do grupy klientów solidnych (niezależnie od wieku i środków wniesionych do inwestycji).

Znaczna grupa klientów niesolidnych nie miała osób na swoim utrzymaniu. Wyjątek stanowiła tu grupa klientów posiadająca dwie osoby na utrzymaniu,

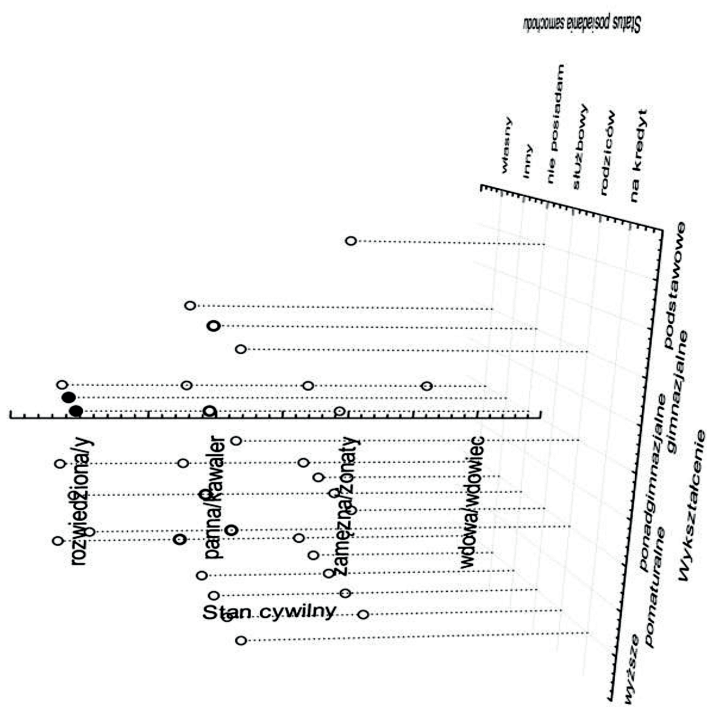
Wykres 2.9. Powiązania zmiennych status mieszkaniowy, małżeńska wspólnota mieszkaniowa, wiek pożyczkobiorcy, status spłaty



Os X – zmienna status mieszkaniowy, os Y – zmienna małżeńska wspólnota mieszkaniowa, os Z – zmienna wiek pożyczkobiorcy; punkty pełne oznaczają tzw. złych klientów, pozostałe punkty – tzw. dobrych klientów

Źródło: opracowanie własne.

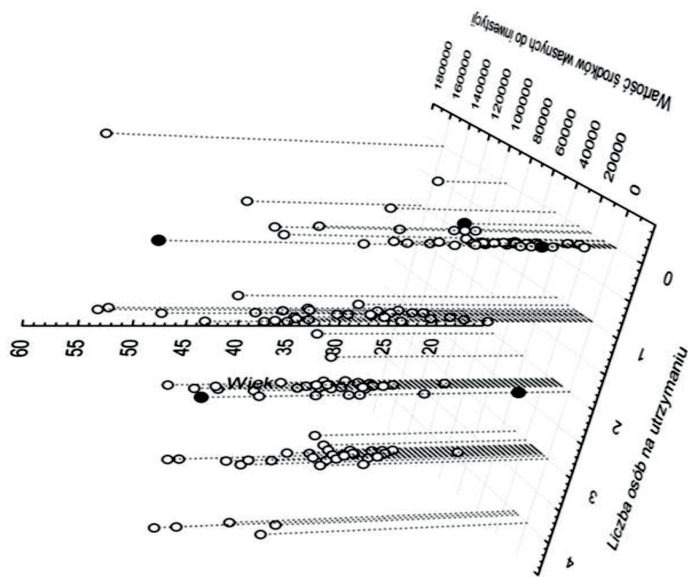
Wykres 2.10. Powiązania zmiennych status posiadania samochodu, wykształcenie, stan cywilny, status spłaty



Os X – zmienna status posiadania samochodu, os Y – zmienna wykształcenie, os Z – zmienna stan cywilny, punkty pełne oznaczają tzw. zły klient, pozostałe punkty – tzw. dobrych klientów

Źródło: opracowanie własne.

Wykres 2.11. Powiązania zmiennej wartości środków własnych wniesiona do inwestycji, liczba osób na utrzymaniu, wiek, status



Oś X – zmienna wartość środków własnych wniesiona do inwestycji, oś Y – zmienna liczba osób na utrzymaniu, oś Z – zmienna wiek, punkty pełne oznaczają tzw. złych klientów, pozostałe punkty – tzw. dobrych klientów

Źródło: opracowanie własne

jednakże w tym przypadku niesolidni klienci okazali się osobami stosunkowo młodymi (około 20 roku życia) lub osobami po 45 roku życia.

W ocenie wniosku o przyznanie preferencyjnej pożyczki wyodrębniono cztery kryteria główne, tj.: opisujące profil osobowy wnioskodawcy, określającą sytuację finansową wnioskodawcy, dotyczące wnioskowanego kredytu i inwestycji oraz zabezpieczeń spłaty zobowiązania. Kryteria, a także powiązane z nimi zmienne prezentuje tabela 2.16.

Tabela 2.16. Rozpatrywane kryteria decyzyjne w przypadku problemu PD₂

Oznaczenie kryterium głównego	Nazwa kryterium głównego	Podkryteria powiązane z kryterium głównym
K_1	Profil osobowy wnioskodawcy	<ul style="list-style-type: none"> – płeć pożyczkobiorcy – wiek pożyczkobiorcy – stan cywilny pożyczkobiorcy – małżeńska wspólnota – liczba osób pozostających na utrzymaniu wnioskodawcy – wykształcenie – staż pracy w latach
K_2	Sytuacja finansowa wnioskodawcy	<ul style="list-style-type: none"> – rodzaj źródła uzyskiwania dochodów – miesięczny dochód netto – status posiadania nieruchomości – status posiadania samochodu – oszczędności – papiery wartościowe
K_3	Wnioskowany kredyt oraz rodzaj inwestycji	<ul style="list-style-type: none"> – cel kredytu – wartość pożyczki – okres kredytowania w miesiącach – okres karencji w spłacie pożyczki – wartość środków własnych wniesionych do inwestycji
K_4	Zabezpieczenie spłaty zobowiązania	<ul style="list-style-type: none"> – zabezpieczenie pożyczki

Pogrubioną czcionką zaznaczono podkryteria, dla których stwierdzono istotną zależność statystyczną ze zmienną status spłaty.

Źródło: opracowanie własne.

Istotną statystycznie ($p < 0,05$) zależność ze zmienną *status spłaty* wykazały następujące zmienne:

- *wiek pożyczkobiorcy*, $\chi^2 = 18,73$; $p = 0,005$;
- *stan cywilny pożyczkobiorcy*, $\chi^2 = 18,81$; $p = 0,027$;
- *małżeńska wspólnota majątkowa (odpowiedź na pytanie, czy wnioskodawca pozostaje we wspólnocie majątkowej z małżonkiem)*, $\chi^2 = 14,15$; $p = 0,025$;
- *liczba osób pozostających na utrzymaniu wnioskodawcy*, $\chi^2 = 17,161$; $p = 0,046$;
- *wykształcenie*, $\chi^2 = 24,58$; $p = 0,017$;
- *staż pracy w latach*, $\chi^2 = 24,49$; $p < 0,001$;
- *rodzaj źródła uzyskiwania dochodów*, $\chi^2 = 31,16$; $p = 0,005$;
- *status posiadania nieruchomości*, $\chi^2 = 11,72$; $p = 0,008$;
- *wartość środków własnych wniesionych do inwestycji*, $\chi^2 = 31,528$; $p = 0,025$;
- *zabezpieczenie pożyczki*, $\chi^2 = 17,4$; $p = 0,043$.

W wyniku przeprowadzonych analiz statystycznych oraz weryfikacji merytorycznej problemu decyzyjnego wyodrębniono następujące zmienne, które przyjęto jako kryteria decyzyjne w budowanych modelach:

- wiek pożyczkobiorcy;
- stan cywilny pożyczkobiorcy;
- liczba osób pozostających na utrzymaniu wnioskodawcy;
- wykształcenie;
- staż pracy w latach;
- rodzaj źródła uzyskiwania dochodów;
- status posiadania nieruchomości;
- wartość środków własnych wniesionych do inwestycji [%];
- zabezpieczenie pożyczki.

W tabeli 2.16. zawarto kryteria rozpatrywane w ramach problemu PD_2 .

W ramach rozważanego problemu decyzyjnego skonstruowano następujące modele decyzyjne, które przedstawiono w 3 rozdziale pracy:

- **model $M(PD_2, LSAW)$** – model oparty na lingwistycznej metodzie SAW,
- **model $M(PD_2, LHellwig)$** – model oparty na metodzie Hellwiga,
- **model $M(PD_2, LTOPSIS)$** – model oparty na klasycznej metodzie TOPSIS,
- **model $M(PD_2, WINGS)$** – model oparty na metodzie WINGS,
- **model $M(PD_2, Agregacyjny)$** .

Do rozwiązania problemu decyzyjnego zastosowano także metody wykorzystujące pojęcie zbioru rozmytego. Skonstruowano następujące modele zawarte w rozdziale 4:

- **model $M(PD_2, FSAW)$** – model oparty na rozmytej metodzie SAW;

- **model M(PD₂, FTOPSIS, agregacyjny)** – model oparty na rozmytej metodzie TOPSIS;
- **model M(PD₂, FTOPSIS)** – model oparty na rozmytej metodzie TOPSIS.

3

WSPOMAGANIE PODEJMOWANIA DECYZJI DOTYCZĄCYCH FINANSOWANIA PRZEDSIĘBIORSTW ZA POMOCĄ KLASYCZNYCH METOD WIELOKRYTERIALNYCH

Wprowadzenie

W tym rozdziale pokazano możliwości wykorzystania wybranych klasycznych metod wielokryterialnych do wspomagania podejmowania decyzji dotyczących finansowania przedsiębiorstw. Kolejne podrozdziały 3.2.-3.5. poświęcono zastosowaniom metod SAW, Hellwiga, TOPSIS oraz WINGS do oceny ryzyka finansowania przedsiębiorstw. Przedstawiono algorytmy metod wielokryterialnych w oparciu, o które dokonano następnie oceny i uporządkowania wniosków aplikacyjnych dla trzech problemów decyzyjnych opisanych w poprzednim rozdziale. Empiryczna weryfikacja użyteczności rozważanych metod do oceny ryzyka finansowania przedsiębiorstw obejmowała specyfikę problemu decyzyjnego, informację zawartą we wniosku aplikacyjnym, sposób analizy preferencji osoby podejmującej decyzję i jej wiedzę ekspercką. Stąd do analizy pierwszego problemu decyzyjnego wykorzystano trzy metody: klasyczną metodę SAW opartą na danych liczbowych, lingwistyczną metodę LSAW oraz metodę Hellwiga. Z drugim problemem decyzyjnym związane metody SAW, Hellwiga, TOPSIS dla kryteriów ilościowych oraz metodę WINGS. Zbudowano także model agregacyjny oceny wniosku aplikacyjnego, w którym uwzględniono kryteria ilościowe oraz jakościowe. W każdym przypadku dokonano oceny skuteczności rozpoznawania „dobrych” i „złych” klientów. Zwrócono także uwagę na zalety proponowanych algorytmów, w tym ich prostotę czy możliwość implementacji dodatkowych narzędzi wsparcia.

Pokazano także praktyczne możliwości wykorzystania metody AHP opartej na porównywaniu parami kryteriów, autorskiej metody V Cramera, metod obiektywnych opartych na współczynniku zmienności czy korelacji do wyznaczenia wag kryteriów w rozważanych problemach decyzyjnych. Otrzymane wyniki pozwalają stwierdzić, że: klasyczne metody wielokryterialnego

podejmowania decyzji są przydatne w ocenie ryzyka finansowania przedsiębiorstw w sytuacji, gdy kryteria decyzyjne opisane są przez dokładne dane liczbowe oraz ekwiwalenty numeryczne zmiennych lingwistycznych.

W dalszej części rozdziału do opisu algorytmów stosowane będą następujące oznaczenia (por. rozdział 2):

- $K = \{K_1, K_2, \dots, K_n\}$ – zbiór kryteriów oceny wniosku aplikacyjnego, $K = S \cup D$, gdzie S – zbiór kryteriów typu zysk „im więcej, tym lepiej”, D – zbiór kryteriów typu koszt – „im mniej, tym lepiej”;
- $X_j = \{x_{1j}, x_{2j}, \dots, x_{nj}\}$ – zbiór możliwych wartości oceny wniosku aplikacyjnego ze względu na j -te kryterium, gdzie $j = 1, 2, \dots, n$;
- $X = \prod_{j=1}^n X_j$ – zbiór możliwych wektorów przestrzeni n kryteriów, które reprezentują jednocześnie wszystkie możliwe wnioski kredytowe;
- $W = [x_1, x_2, \dots, x_n] \in X$ – reprezentacja wniosku kredytowego, gdzie $x_j \in X_j$ jest wartością liczbową lub lingwistyczną wniosku kredytowego w ramach j -tego kryterium $j = 1, 2, \dots, n$.

3.1. Zastosowanie metody SAW do oceny ryzyka finansowania przedsiębiorstw

3.1.1. Algorytmy metody SAW

Metoda sumy ważonej SAW, zaproponowana przez Churchmana i Ackoffa [Churchmana, Ackoffa, 1954; Trzaskalik, 2014], jest jedną z prostszych i najczęściej stosowanych metod wielokryterialnego podejmowania decyzji. Metoda SAW jest popularna w analizach różnych problemów decyzyjnych, takich jak kwestia wyboru lokalizacji budowy nowej infrastruktury [Şener, Süzen, Doyuran, 2006], w zagadnieniach negocjacyjnych [Roszkowska, Wachowicz, 2015], w zagadnieniach selekcji i klasyfikacji [Deni, Sudana, Sasmita, 2013], w wyborze projektów inwestycyjnych objętych dofinansowaniem [Trzaskalik, 2014].

Algorytm **klasycznej metody SAW** przedstawiono poniżej [Hwang, Yoon, 1981].

Krok 1. Określenie kryteriów decyzyjnych, zbiorów ocen wartości kryteriów oraz skończonego zbioru ocenianych wniosków aplikacyjnych.

Niech $W_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}] \in X$ – reprezentacja wniosku aplikacyjnego, gdzie x_{ij} ocena numeryczna i -tego wniosku ze względu na j -te kryterium.

Krok 2. Wyznaczenie dodatnich wag w_j dla kryteriów decyzyjnych ($j = 1, 2, \dots, n$) tak, aby:

$$w_1 + w_2 + \dots + w_n = 1$$

Krok 3. Wyznaczenie znormalizowanych ocen wartości kryteriów decyzyjnych.

Celem normalizacji jest sprowadzenie danych do postaci, w której możliwe jest porównanie ich wartości. W literaturze przedmiotu można spotkać wiele formuł normalizacyjnych [Hwang, Yoon, 1981; Trzaskalik, 2014; Brzostowski, Roszkowska 2014]. Do najczęściej stosowanych należą:

- normalizacja wektorowa:

$$z_{ij} = \begin{cases} \frac{x_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^m (x_{ij})^2}} & \text{dla kryteriów typu „zysk”} \\ 1 - \frac{x_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^m (x_{ij})^2}} & \text{dla kryteriów typu „strata”} \end{cases} \quad (3.1)$$

- normalizacja liniowa I typu:

$$z_{ij} = \begin{cases} \frac{x_{ij} - \min_i x_{ij}}{\max_i a_{ij} - \min_i a_{ij}} & \text{dla kryteriów typu „zysk”} \\ 1 - \frac{x_{ij} - \min_i x_{ij}}{\max_i x_{ij} - \min_i x_{ij}} & \text{dla kryteriów typu „strata”} \end{cases} \quad (3.2)$$

- normalizacja liniowa II typu:

$$z_{ij} = \begin{cases} \frac{x_{ij}}{\max_i x_{ij}} & \text{dla kryteriów typu „zysk”} \\ 1 - \frac{x_{ij}}{\max_i x_{ij}} & \text{dla kryteriów typu „strata”} \end{cases} \quad (3.3)$$

- normalizacja liniowa III typu:

$$z_{ij} = \begin{cases} \frac{x_{ij}}{\sum_{i=1}^m x_{ij}} & \text{dla kryteriów typu „zysk”} \\ 1 - \frac{x_{ij}}{\sum_{i=1}^m x_{ij}} & \text{dla kryteriów typu „strata”} \end{cases} \quad (3.4)$$

dla $i = 1, 2, \dots, m, j = 1, 2, \dots, n$.

Krok 4. Wyznaczenie znormalizowanych ważonych ocen wartości kryteriów decyzyjnych.

Znormalizowany i -ty wariant decyzyjny z uwzględnieniem wektora wag ma postać $\tilde{W}_i = [\tilde{x}_{i1}, \tilde{x}_{i2}, \dots, \tilde{x}_{in}]$, gdzie:

$$\tilde{x}_{ij} = z_{ij} w_j \quad (3.5)$$

Krok 5. Wyznaczenie znormalizowanych ocen globalnych wniosków aplikacyjnych oraz ich liniowe uporządkowanie ze względu na wyznaczoną syntetyczną wartość oceny. Ocena globalna i -tego wniosku W_i jest wyznaczana następująco:

$$V_{SAW}(W_i) = \sum_{j=1}^n \tilde{x}_{ij} = \sum_{j=1}^n z_{ij} w_j \quad (3.6)$$

W przypadku metody SAW w wersji lingwistycznej (LSAW), poszczególne kroki obliczeniowe są następujące:

Krok 1. Określenie kryteriów decyzyjnych, zbiorów ekwiwalentów numerycznych (ocen punktowych) przypisanych kryteriom oraz skończonego zbioru ocenianych wniosków aplikacyjnych.

Niech $W_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}] \in X$ – reprezentacja wniosku aplikacyjnego, gdzie x_{ij} ocena punktowa i -tego wniosku ze względu na j -te kryterium.

Zakłada się tu, że kryterium decyzyjne wyrażone jest za pomocą określeń słownych. Oceny zmiennej, przyjętej jako kryterium decyzyjne, są reprezentowane przez ich ekwiwalenty numeryczne (oceny punktowe) z wykorzystaniem odpowiedniej skali. Przykład dziewięciostopniowej skali ocen wartości kryteriów decyzyjnych zawarto w tabeli 3.1. Najczęściej stosowane są skale trzy-, pięcio- siedmio- oraz dziewięciostopniowa.

Tabela 3.1. Nadawanie rang wyrażeniom lingwistycznym

Ocena słowna	Ocena punktowa (ranga)
Odpowiednie (OD)	1
Dostateczne (DST)	3
Dobre (DB)	5
Bardzo dobre (BDB)	7
Wyróżniające (W)	9
Wartości pośrednie pomiędzy ocenami	2,4,6,8

Źródło: opracowano na podstawie: [Jadidi, 2008, s. 764].

Krok 2. Wyznaczenie dodatnich wag w_j dla kryteriów decyzyjnych ($j = 1, 2, \dots, n$) tak aby:

$$w_1 + w_2 + \dots + w_n = 1$$

Z uwagi na fakt, że nadawanie rang wyrażeniom lingwistycznym (por. tabela 3.1) odbywa się według tej samej skali, w przypadku lingwistycznej metody SAW, etap normalizacji pomijamy.

Krok 3. Wyznaczenie ważonych ocen wartości kryteriów decyzyjnych.

Wariant decyzyjny z uwzględnieniem wektora wag ma postać $\tilde{W}_i = [\tilde{x}_{i1}, \tilde{x}_{i2}, \dots, \tilde{x}_{in}]$, gdzie:

$$\tilde{x}_{ij} = x_{ij} w_j \quad (3.7)$$

Krok 4. Wyznaczenie ocen globalnych wariantów decyzyjnych oraz ich liniowe uporządkowanie ze względu na wyznaczoną globalną wartość oceny. Ocena globalna i -tego wniosku W_i jest wyznaczana następująco:

$$V_{LSAW}(W_i) = \sum_{j=1}^n \tilde{x}_{ij} = \sum_{j=1}^n x_{ij} w_j \quad (3.8)$$

Zauważmy, że istotną zaletą metody SAW jest prostota obliczeniowa. W obu wersjach metody SAW zadaniem analityka jest ustalenie wektora wag. W przypadku klasycznej metody SAW także wybór formuły normalizacyjnej, a w przypadku metody LSAW, skali lingwistycznej i przypisanie zmiennym wyrażonym słownie ocen punktowych. Algorytm obu wersji metody SAW jest łatwy i przyjazny dla użytkownika, prosty do zaimplementowania np. w programie Excel. Metoda może być z powodzeniem stosowana dla dowolnej liczby kryteriów czy wariantów decyzyjnych. Trzeba jednak pamiętać, że metoda SAW wymaga niezależności preferencyjnej kryteriów. Ponadto klasyczne metody normalizacyjne, oparte na analizie macierzy decyzyjnej, mogą prowadzić do uzyskania niestabilnego systemu oceny. Włączenie lub wyłączenie danego wariantu decyzyjnego może przyczynić się do zmiany powstałego ranking. Do wad metody SAW można zaliczyć zależność końcowego ranking wariantów decyzyjnych od przyjętej metody normalizacji danych oraz tzw. *rank reversal* (zmiana ostatecznego ranking spowodowana usunięciem bądź dołączeniem wariantu decyzyjnego [García-Cascales, Lamata, 2012]). W procesie oceny mogą także wystąpić wartości kryteriów spoza zakładanego odgórnie zakresu wartości, tzw. wartości *overgood* i *underbad*.

3.1.2. Model oceny wniosku aplikacyjnego oparty na metodzie SAW wykorzystujący wskaźniki finansowe

Metodę SAW zastosowano do oceny wniosków kredytowych w pierwszym problemie decyzyjnym (PD_1). Ponieważ w budowie modelu zastosowano zmienne w postaci wskaźników finansowych, stąd do budowy modelu $M(PD_1, SAW)$ zastosowano metodę SAW w wersji klasycznej. Stosując metody statystyczne, wyłoniono wskaźniki finansowe, które są w najwyższym stopniu skorelowane ze zmienną obrazującą jakość spłaty kredytu oraz nieskorelowane między sobą (patrz: rozdział 2, opis problemu decyzyjnego PD_1). Do wspomaganie oceny wniosku aplikacyjnego w obszarze oceny kondycji finansowej przedsiębiorstwa przyjęto dwa wskaźniki jako kryteria decyzyjne:

- *rentowność sprzedaży* (ROS);
- *wskaźnik relacji zysku netto do wartości zaciągniętego kredytu* (ZN/WK).

Oba kryteria są kryteriami typu zysk, co wynika wprost z definicji wskaźników. Z uwagi na charakter danych (dokładne dane liczbowe mierzone na skali ilorazowej), wektor wagowy oszacowano wykorzystując metodę obiektywną, opartą na wskaźniku zmienności. Oznacza to, że bardziej istotnym jest kryterium powiązane ze zmienną o większym poziomie zmienności (takie podejście jest również uzasadnione merytorycznie). Współczynniki wagowe wyliczono zgodnie z następującym wzorem [Diakoulaki, 1995]:

$$w_j = \frac{|v_j|}{\sum_{j=1}^n |v_j|} \quad (3.9)$$

gdzie:

v_j – współczynnik zmienności wartości zmiennej ze względu na kryterium j .

Wyliczenia, dotyczące współczynników wagowych kryteriów ROS i ZN/WK, przedstawiono w tabeli 3.2.

Tabela 3.2. Oszacowanie współczynników wagowych kryteriów decyzyjnych

Kryterium	Współczynnik zmienności	Wagi
ROS	2,09	0,5037
ZN/WK	2,06	0,4963
Suma	4,27	1,0000

Źródło: opracowanie własne.

Ponieważ kryteria decyzyjne są kryteriami typu zysk a wskaźniki finansowe mogą przyjmować wartość ujemną, w celu normalizacji danych, przyjęto metodę liniową opisaną wzorem 3.2. W tym przypadku włączenie nowego lub usunięcie istniejącego wniosku ze zbioru wniosków na podstawie którego budowany jest model, może skutkować zmianą uzyskanego rankingu¹ stąd, zauważamy że ranking dotyczy zadanego zbioru wniosków aplikacyjnych. Funkcja oceny globalnej wniosków kredytowych przyjęła postać:

$$V_{SAW PD_1}(W_i) = \tilde{x}_{iROS} + \tilde{x}_{iZN/WK} \quad (3.10)$$

gdzie:

\tilde{x}_{iROS} , $\tilde{x}_{iZN/WK}$ są znormalizowanymi ważonymi wartościami zmiennych przyjętych jako kryteria decyzyjne, $i = 1, \dots, 37$.

Można zauważyć (por. tabela 3.3), że $V_{SAW PD_1}(W_i) \in [0,001; 0,752]$, gdzie wartość 0,001 oznacza wniosek o najgorszych wartościach wskaźników, natomiast wartość 0,752 wniosek o wartościach najlepszych.

Tabela 3.3. Ocena globalna wniosków pożyczkowych otrzymana metodą SAW z wykorzystaniem wektora wagowego wyznaczonego metodą opartą na współczynniku zmienności – model M(PD₁, SAW)

Wniosek	Kryterium (wartość normalizowana ważona)		Ocena globalna	Pozycja	Wniosek	Kryterium (wartość znormalizowana ważona)		Ocena globalna	Pozycja
	\tilde{x}_{iROS}	$\tilde{x}_{iZN/WK}$				\tilde{x}_{iROS}	$\tilde{x}_{iZN/WK}$		
W28	1,00	0,50	0,752	1.	W23	0,12	0,43	0,272	20.
W13	0,39	1,00	0,695	2.	W30	0,08	0,46	0,270	21.
W20	0,60	0,55	0,575	3.	W18	0,07	0,47	0,269	22.
W10	0,09	0,99	0,536	4.	W12	0,10	0,43	0,262	23.
W19	0,34	0,60	0,469	5.	W16	0,10	0,43	0,260	24.
W21	0,15	0,71	0,430	6.	W1	0,08	0,43	0,255	25.
W15	0,14	0,72	0,427	7.	W24	0,06	0,44	0,249	26.
W29	0,11	0,72	0,409	8.	W3	0,06	0,44	0,245	27.
W31	0,21	0,59	0,395	9.	W9	0,06	0,43	0,243	28.
W26	0,12	0,59	0,352	10.	W2	0,06	0,42	0,237	29.

¹ Należy podkreślić, że budując model na podstawie wybranego zbioru wniosków, należy uwzględnić możliwie szeroki zakres wartości wskaźników, można to osiągnąć np. przyjmując z góry ustalony zakres wartości wskaźników, które uwzględniałyby potencjalne wartości wskaźników finansowych.

Wniosek	Kryterium (wartość normalizowana ważona)		Ocena globalna	Pozycja	Wniosek	Kryterium (wartość znormalizowana ważona)		Ocena globalna	Pozycja
	\tilde{x}_{iROS}	$\tilde{x}_{iZN/WK}$				\tilde{x}_{iROS}	$\tilde{x}_{iZN/WK}$		
W14	0,09	0,60	0,342	11.	W27	0,05	0,41	0,229	30.
W8	0,10	0,56	0,330	12.	W5	0,05	0,41	0,228	31.
W37	0,22	0,44	0,328	13.	W34	0,05	0,40	0,223	32.
W11	0,09	0,55	0,320	14.	W17	0,01	0,40	0,203	33.
W32	0,15	0,50	0,320	15.	W4	0,04	0,34	0,193	34.
W33	0,10	0,53	0,316	16.	W36	0,00	0,35	0,172	35.
W25	0,14	0,47	0,306	17.	W7	0,05	0,27	0,160	36.
W35	0,09	0,50	0,293	18.	W6	0,00	0,00	0,001	37.
W22	0,09	0,50	0,291	19.					

Pogrubioną czcionką zaznaczono tzw. „złych klientów”. Dane surowe wnioskodawców dla problemu decyzyjnego PD₁ zawarto w aneksie do pracy (tabela A-1)

Źródło: opracowanie własne.

Najwyższą ocenę punktową 0,752 otrzymał wniosek W28. Wnioskodawca ten charakteryzował się największym co do wartości wskaźnikiem rentowności sprzedaży. Najniższą 0,001 uzyskał wniosek W6, który charakteryzował się ujemnym wskaźnikiem rentowności sprzedaży oraz ujemnym wskaźnikiem wartości zysku netto do wartości kredytu.

Wynik otrzymanej klasyfikacji wniosków, w zależności od punktu odcięcia przedstawia tabela 3.4., która zawiera współrzędne krzywej ROC.

Tabela 3.4. Współrzędne krzywej ROC dla modelu M(PD₁, SAW), w zależności od przyjętego punktu odcięcia

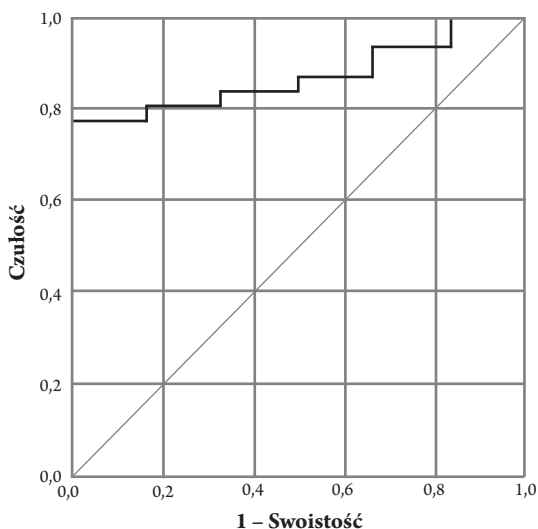
Punkt odcięcia	Czułość	1 – Swoistość	Punkt odcięcia	Czułość	1 – Swoistość
0,000	1,000	1,000	0,3087	0,581	0,000
0,090	1,000	0,833	0,3137	0,516	0,000
0,197	0,968	0,833	0,3202	0,484	0,000
0,167	0,935	0,833	0,3255	0,452	0,000
0,328	0,935	0,667	0,3329	0,419	0,000
0,493	0,903	0,667	0,3393	0,387	0,000
0,533	0,871	0,667	0,3492	0,355	0,000
0,561	0,839	0,667	0,3579	0,323	0,000

Punkt odcięcia	Czułość	1 - Swoistość	Punkt odcięcia	Czułość	1 - Swoistość
0,600	0,839	0,500	0,3727	0,90	0,000
0,664	0,839	0,333	0,3989	0,58	0,000
0,703	0,806	0,333	0,4166	0,26	0,000
0,715	0,806	0,167	0,4220	0,194	0,000
0,728	0,774	0,167	0,4443	0,161	0,000
0,735	0,774	0,000	0,4813	0,129	0,000
0,749	0,742	0,000	0,5627	0,097	0,000
0,772	0,710	0,000	0,6530	0,065	0,000
0,829	0,677	0,000	0,7042	0,032	0,000
0,885	0,645	0,000	1,000	0,000	0,000
0,990	0,613	0,000			

Źródło: opracowanie własne z wykorzystaniem pakietu SPSS.

Wykres krzywej ROC dla modelu $M(PD_1, SAW)$ zaprezentowano na wykresie 3.1.

Wykres 3.1. Wykresy krzywej ROC dla modelu $M(PD_1, SAW)$



Źródło: opracowanie własne z wykorzystaniem pakietu SPSS.

Na podstawie analizy danych, zawartych w tabeli 3.4., a także na podstawie krzywej ROC z wykresu 3.1., ostateczny punkt odcięcia ustalono na poziomie

0,245. Niemniej jednak przyjęcie określonego punktu odcięcia może zależeć od rodzaju instrumentu finansowego, w ramach którego jest udzielane finansowanie, jak również od prowadzonej polityki kredytowej.

Pole pod wykresem krzywej ROC wyniosło $AUC = 0,871$, co świadczy o dużej mocy dyskryminacyjnej modelu. Wielkość pola AUC jest istotnie różna od wartości 0,5 ($p = 0,004$), co dowodzi tego, że wyniki klasyfikacji nie są wynikami przypadkowymi. Wyniki ogólnej klasyfikacji zawarto w tabeli 3.5.

Tabela 3.5. Wyniki klasyfikacji pożyczkobiorców – model $M(PD_1, SAW)$

Metoda szacowana wag	Jakość klasyfikacji	Tak zwani źli pożyczkobiorcy	Tak zwani dobrzy pożyczkobiorcy	Ogólna jakość klasyfikacji (pożyczkobiorcy dobrze/źle sklasyfikowani/ liczba pożyczkobiorców)	
Metoda oparta na wskaźniku zmienności	Dobrze sklasyfikowani	5 (83,33%)	25 (80,64%)	29	81,01%
	Błędnie sklasyfikowani	1	6	7	18,91%

Wartość w nawiasie oznacza procent dobrze sklasyfikowanych pożyczkobiorców we wskazanych klasach

Źródło: opracowanie własne na podstawie posiadanych danych.

Przedstawiony model, przy określonym wyżej punkcie odcięcia wskazał poprawnie 5 na 6 tzw. złych pożyczkobiorców oraz 25 na 31 tzw. dobrych pożyczkobiorców. Z punktu widzenia ryzyka kredytowego, można stwierdzić, że model przy wartości punktu odcięcia na poziomie 0,245 jest modelem ostrożnymi w ogólnym zastosowaniu wystąpią sytuacje rekomendowania decyzji odmownych w przypadku klientów, którzy w rzeczywistości mogą okazać się klientami solidnymi.

3.1.3. Model oceny wniosku kredytowego oparty na lingwistycznej metodzie SAW

Lingwistyczną metodę SAW wykorzystano do wspomaganie oceny ryzyka finansowania startów indywidualnych działalności gospodarczych (problem decyzyjny PD_2) ze względu na profil osobowościowy – (patrz: tabela 2.16). Kryteria odnoszące się do profilu osobowego wnioskodawcy, tj.: staż pracy

w latach, wykształcenie, wiek wnioskodawcy odgrywają w tym przypadku istotną rolę. Ocena tego typu kryteriów nie jest łatwa do przeprowadzenia, szczególnie wówczas, kiedy dany podmiot przeprowadza ją po raz pierwszy i nie posiada danych historycznych na temat tego typu kredytów. Jednym z możliwych rozwiązań w tej sytuacji jest wykorzystanie wiedzy eksperckiej i określenie cech, jakimi powinien charakteryzować się pożądany pożyczkobiorca. W prezentowanym podejściu przy wyborze kryteriów decyzyjnych posłużono się statystyką chi kwadrat, a w kolejnym etapie wykorzystano analizę korespondencji (por. rozdział 2.3). Niemniej jednak, etap wyboru kryteriów decyzyjnych, jak i etap nadawania rang etykietom lingwistycznym można przeprowadzić opierając się jedynie na wiedzy eksperckiej. Jako kryteria decyzyjne przyjęto następujące zmienne jakościowe (por. tabela 2.16):

- X_2 – wiek pożyczkobiorcy,
- X_8 – stan cywilny pożyczkobiorcy,
- X_{10} – liczba osób pozostających na utrzymaniu wnioskodawcy,
- X_{11} – wykształcenie,
- X_{12} – staż pracy w latach.

Wyrażeniom lingwistycznym, będącym realizacją kryteriów jakościowych przypisano oceny punktowe w oparciu o dziewięciostopniową skalę (por. tabela 3.1). Oceny punktowe nadane wyrażeniom lingwistycznym zmiennych zaprezentowano w tabeli 3.6. W procesie rangowania wykorzystano wyniki analizy korespondencji, przeprowadzonej w rozdziale 2 (por. wykresy: 3.4-3.8). Tabela 3.6. przedstawia zastosowaną skalę oraz sposób skalowania zmiennych: *stan cywilny pożyczkobiorcy, wykształcenie i wiek pożyczkobiorcy, liczba osób pozostających na utrzymaniu wnioskodawcy oraz staż pracy w latach.*

Z uwagi na fakt, iż kryteria w wyniku nadawania rang są mierzone według tej samej skali, w metodzie LSAW pominięto etap normalizacji zmiennych.

W kolejnym kroku wyznaczono wagi kryteriów decyzyjnych. Z racji charakteru zmiennych, zastosowano w tym celu dwa metodyczne (podejścia), tj.: metodę AHP i autorską metodę opartą na współczynniku V Cramera (patrz: wzór 2.14). Są to dwa odmienne sposoby szacowania wag. Pierwszy jest sposobem subiektywnym, gdzie współczynniki wagowe szacuje się z wykorzystaniem wiedzy eksperckiej i doświadczenia analityka kredytowego. Drugi sposób przypisuje większą wagę dla tej zmiennej, która ma wyższą wartość współczynnika V Cramera (pomiędzy rozpatrywaną zmienną a zmienną charakteryzującą jakość spłaty). Należy w tym miejscu zaznaczyć, że współczynniki wagowe szacowane metodą V Cramera zostały wyznaczone w oparciu o całość posiadanych danych co może powodować tzw. przeuczenie modelu. Wartości współczynników wagowych, w zależności od metody ich szacowania, przedstawiają table 2.7. oraz 2.8. Na podstawie posiadanej wiedzy przyjęto, iż ogólny porządek współczynników wagowych powinien być następujący: $w_{12} \geq w_2 \geq w_{11} \geq w_{10} \geq w_8$.

Tabela 3.6. Skalowanie wyrażeń lingwistycznych: kryterium – „stan cywilny pożyczkobiorcy”, „wiek pożyczkobiorcy”, „wykształcenie”, „liczba osób pozostających na utrzymaniu”, „staż pracy w latach”

Kryterium					Ocena punktowa
„stan cywilny pożyczkobiorcy”	„wiek pożyczkobiorcy”	„wykształcenie”	„liczba osób pozostających na utrzymaniu”	„staż pracy w latach”	
–	–	–	„powyżej 4 osób”	–	1
„panna/kawaler”	–	„brak”, „podstawowe”, „gimnazjalne”, „ponadgimnazjalne”, „pomaturalne”	–	–	2
„wdowa/wdowiec”, „rozwidziona/y”, „separacja”	–	–	–	„poniżej 2 lat”	3
–	–	–	–	–	4
–	„powyżej 40 lat”	–	„brak osób na utrzymaniu”	„od 2 do 5 lat”	5
–	„poniżej 30 lat”	–	–	–	6
–	–	–	„jedna osoba”	–	7
–	–	–	–	–	8
„zamężna/żonaty”	„od 30 do 40 lat”	„wyższe”	„dwie lub 3 osoby”	„powyżej 5 lat”	9

Źródło: opracowanie własne na podstawie analizy statystycznej danych oraz posiadanej wiedzy.

Poniżej zamieszczono zbiorczą tabelę obliczeniową, która zawiera oszacowanie współczynników wagowych metodą AHP (tabela 3.7).

Tabela 3.7. Macierz porównań parami, macierz unormowana oraz wagi kryteriów decyzyjnych – metoda AHP szacowania współczynników wagowych – model M(PD₂, LSAW)

	Macierz porównań parami					Unormowana macierz porównań parami					Wagi
	Staż pracy	Wiek	Wykształcenie	Stan cywilny	Liczb osób na utrzymaniu	Staż pracy	Wiek	Wykształcenie	Stan cywilny	Liczb osób na utrzymaniu	
Staż pracy	1,0	2,0	1,0	3,0	4,0	0,32	0,44	0,18	0,38	0,40	0,33
Wiek	0,5	1,0	2,0	2,0	2,0	0,16	0,22	0,36	0,25	0,20	0,25
Wykształcenie	1,0	0,5	1,0	1,0	2,0	0,32	0,11	0,18	0,13	0,20	0,19
Stan cywilny	0,3	0,5	1,0	1,0	1,0	0,11	0,11	0,18	0,13	0,10	0,13
Liczb osób na utrzymaniu	0,3	0,5	0,5	1,0	1,0	0,08	0,11	0,09	0,13	0,10	0,10
Suma	3,1	4,5	5,5	8,0	10,0	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,0

Źródło: opracowanie własne na podstawie posiadanych danych.

W procedurze AHP należy sprawdzić, czy otrzymane wyniki nie naruszają zasady stałości preferencji. W tym celu obliczono współczynnik niespójności λ_{\max} , indeks zgodności CI oraz wskaźnik zgodności CR. Otrzymano:

$$\lambda_{\max} = 3,1 \cdot 0,33 + 4,5 \cdot 0,25 + 5,5 \cdot 0,19 + 8 \cdot 0,13 + 10 \cdot 0,1 \approx 5,24$$

Wskaźnik CI wyliczono następująco:

$$CI = \frac{\lambda_{\max} - n}{n - 1} = \frac{5,24 - 5}{4} = 0,059$$

Wskaźnik CR wynosi wówczas:

$$CR = \frac{CI}{RI} \cdot 100\% = \frac{0,059}{1,12} \cdot 100\% = 5,3\%$$

Ponieważ wskaźnik CR przyjął wartość mniejszą od 10%, porównania parami zmiennych przyjętych jako kryteria decyzyjne należy uznać za konsekwentne.

Wagi kryteriów wyznaczone metodą opartą na współczynniku V Cramera przedstawiono w tabeli 3.8.

Tabela 3.8. Wagi kryteriów wyznaczone na podstawie współczynnika V Cramera – model M(PD₂, LSAW)

Kryterium główne	Profil osobowościowy wnioskodawcy (K1)					Suma
	Wiek pożyczkobiorcy	Stan cywilny	Liczba osób na utrzymaniu	Wykształcenie	Staż pracy	
V Cramera	0,3300	0,2700	0,2580	0,3090	0,377	1,5440
Waga podkryterium	0,2137	0,1749	0,1671	0,2001	0,2442	1,0000

Źródło: opracowanie własne.

Należy zaznaczyć, że przy przyjętym jednakowym porządku współczynników wektorów wagowych obie metody dały zbliżone, ale różne oszacowania liczbowe wag kryteriów. Zaletą metody AHP w stosunku do innych technik wyznaczania wag jest to, że nie wymaga ona bezpośredniego przypisania ocen punktowych poszczególnym kryteriom, lecz operuje wyłącznie na ocenach względnych porównań parami kryteriów. Analityk może wykorzystać także odpowiednie oprogramowanie, np. Expert Choice. Wadą tej metody jest czasochłonność, możliwość braku spójności preferencji, szczególnie w sytuacji porównywania parami wielu kryteriów. Metoda oparta na współczynniku V Cramera jest metodą obiektywną bazującą wyłącznie na operacjach liczbowych. Ostateczny wybór metody wyznaczania wag zależy od analityka.

Funkcja oceny wniosku w rozważanym modelu M(PD₂, LSAW), przyjęła postać:

$$V_{LSAW PD_2}(W_i) = \tilde{x}_{i2} + \tilde{x}_{i8} + \tilde{x}_{i10} + \tilde{x}_{i11} + \tilde{x}_{i12} \quad (3.11)$$

gdzie:

$\tilde{x}_{ij} = x_{ij} w_j$ jest ważoną wartością j -tego kryterium dla i -tego wniosku, $i = 1, \dots, 80; j = \{2, 8, 10, 11, 12\}$.

Tabela 3-9. Ocena globalna wniosków pożyczkowych otrzymana metodą LSAW z wykorzystaniem wektora wagowego, wyznaczonego metodą V Cramera

Wniosek	Kryterium (wartość ważona)					Ocena punktowa $V_{LSAWPD_2}(W_i)$	Pozycja
	\tilde{x}_2	\tilde{x}_8	\tilde{x}_{10}	\tilde{x}_{11}	\tilde{x}_{12}		
W10, W23, W25, W27, W37, W44, W45, W47, W65, W66, W68, W74	1,924	1,574	1,504	1,801	2,198	9,00	1.
W75	1,924	1,574	1,170	1,801	2,198	8,67	2.
W21, W39, W61	1,924	1,574	0,835	1,801	2,198	8,33	3.
W29, W76	1,069	1,574	1,504	1,801	2,198	8,15	4.
W67	1,282	1,574	1,170	1,801	2,198	8,02	5.
W38	1,924	0,525	1,504	1,801	2,198	7,95	6.
W6, W56	1,069	1,574	1,170	1,801	2,198	7,81	7.
W7	1,069	1,574	0,835	1,801	2,198	7,48	8.
W2, W5, W31, W49, W52, W71, W73	1,924	1,574	1,504	0,200	2,198	7,40	9.
W9, W28	1,924	0,350	0,835	1,801	2,198	7,11	10.
W41, W53, W72	1,924	1,574	1,170	0,200	2,198	7,06	11.
W8	1,924	1,574	1,504	1,801	0,244	7,05	12.
W18, W69	1,282	0,525	1,170	1,801	2,198	6,98	13.
W70	1,282	1,574	1,504	0,200	2,198	6,76	14.
W51, W54	1,069	1,574	0,000	1,801	2,198	6,64	15.
W34	1,069	1,574	1,504	0,200	2,198	6,54	16.
W11, W15, W33	1,282	0,350	0,835	1,801	2,198	6,47	17.
W59	1,069	0,525	0,835	1,801	2,198	6,43	18.
W35	1,924	0,525	1,504	0,200	2,198	6,35	20.

Wniosek	Kryterium (wartość wazona)						Ocena punktowa $V_{LSAWPD_2}(W_i)$	Pozycja
	\tilde{x}_2	\tilde{x}_8	\tilde{x}_{10}	\tilde{x}_{11}	\tilde{x}_{12}			
W50	1,069	0,350	0,835	1,801	2,198		6,25	21.
W40	1,069	1,574	1,170	0,200	2,198		6,21	22.
W3	1,924	0,350	1,504	0,200	2,198		6,17	23.
W46	1,924	1,574	0,000	0,200	2,198		5,90	24.
W62	1,924	0,350	1,170	0,200	2,198		5,84	25.
W43	1,924	0,525	0,835	0,200	2,198		5,68	26.
W16	1,924	1,574	1,170	0,200	0,733		5,60	27.
W19	1,069	0,525	1,504	0,200	2,198		5,49	28.
W24	1,282	0,350	1,170	1,801	0,733		5,34	29.
W22	1,069	0,350	1,504	0,200	2,198		5,32	30.
W1	1,069	0,525	1,170	0,200	2,198		5,16	31.
W12, W20	1,069	1,574	0,000	0,200	2,198		5,04	32.
W4, W30, W63, W64	1,282	0,350	0,835	1,801	0,733		5,00	33.
W58	1,069	0,350	1,170	0,200	2,198		4,99	34.
W17	1,069	0,525	0,835	0,200	2,198		4,83	35.
W55	1,282	0,350	0,835	1,801	0,244		4,51	36.
W32	1,069	1,574	1,170	0,200	0,244		4,26	37.
W26	1,282	0,350	1,504	0,200	0,244		3,58	38.
W13, W78, W79	1,282	0,350	0,835	0,200	0,733		3,40	39.
W14 , W36, W42, W48, W57, W60, W77, W80	1,282	0,350	0,835	0,200	0,244		2,91	40.

Czcionką pogrubioną wyróżniono klientów o statusie spłaty „stracony”. Surowe dane opisujące profil osobowości wnioskodawców zawiera aneks (tabela A-2)

Źródło: opracowanie własne na podstawie posiadanych danych.

Tabela 3.10. Ocena globalna wniosków porządkowych otrzymana metodą LSAW z wykorzystaniem wektora wagowego, wyznaczonego metodą AHP

Wniosek	Kryterium (wartość ważona)					Ocena punktowa $V_{SAW,PD_2}(W_i)$	Pozycja
	\tilde{x}_2	\tilde{x}_8	\tilde{x}_{10}	\tilde{x}_{11}	\tilde{x}_{12}		
W10, W23, W25, W27, W37, W44, W45, W47, W65, W66, W68, W74	2,97	2,25	1,71	1,17	0,9	9,00	1.
W75	2,97	2,25	1,33	1,17	0,9	8,62	2.
W21, W39, W61	2,97	2,25	0,95	1,17	0,9	8,24	3.
W8	2,97	2,25	1,71	1,17	0,1	8,2	4.
W2, W5, W31, W49, W52, W71, W73	2,97	2,25	1,71	0,13	0,9	7,96	5.
W29, W76	1,65	2,25	1,71	1,17	0,9	7,68	6.
W67	1,98	2,25	1,33	1,17	0,9	7,63	7.
W41, W53, W72	2,97	2,25	1,33	0,13	0,9	7,58	8.
W38	2,97	0,75	1,71	1,17	0,9	7,5	9.
W6, W56	1,65	2,25	1,33	1,17	0,9	7,3	10.
W16	2,97	2,25	1,33	0,13	0,3	6,98	11.
W70	1,98	2,25	1,71	0,13	0,9	6,97	12.
W7	1,65	2,25	0,95	1,17	0,9	6,92	13.
W34	1,65	2,25	1,71	0,13	0,9	6,64	14.
W9, W28	2,97	0,5	0,95	1,17	0,9	6,49	15.
W35	2,97	0,75	1,71	0,13	0,9	6,46	16.
W46	2,97	2,25	0,19	0,13	0,9	6,44	17.
W40	1,65	2,25	1,33	0,13	0,9	6,26	18.
W3	2,97	0,5	1,71	0,13	0,9	6,21	19.

Wniosek	Kryterium (wartość ważona)					Ocena punktowa $V_{SAW,PD_2}(W_i)$	Pozycja
	\tilde{x}_2	\tilde{x}_8	\tilde{x}_{10}	\tilde{x}_{11}	\tilde{x}_{12}		
W51, W54	1,65	2,25	0,19	1,17	0,9	6,16	20.
W18, W69	1,98	0,75	1,33	1,17	0,9	6,13	21.
W62	2,97	0,5	1,33	0,13	0,9	5,83	22.
W43	2,97	0,75	0,95	0,13	0,9	5,7	23.
W11, W15, W33	1,98	0,5	0,95	1,17	0,9	5,5	24.
W32	1,65	2,25	1,33	0,13	0,1	5,46	25.
W59	1,65	0,75	0,95	1,17	0,9	5,42	26.
W24	1,98	0,5	1,33	1,17	0,3	5,28	27.
W50	1,65	0,5	0,95	1,17	0,9	5,17	28.
W19	1,65	0,75	1,71	0,13	0,9	5,14	29.
W12, W20	1,65	2,25	0,19	0,13	0,9	5,12	30.
W4, W30, W63, W64	1,98	0,5	0,95	1,17	0,3	4,9	31.
W22	1,65	0,5	1,71	0,13	0,9	4,89	32.
W1	1,65	0,75	1,33	0,13	0,9	4,76	33.
W55	1,98	0,5	0,95	1,17	0,1	4,7	34.
W58	1,65	0,5	1,33	0,13	0,9	4,51	35.
W26	1,98	0,5	1,71	0,13	0,1	4,42	36.
W17	1,65	0,75	0,95	0,13	0,9	4,38	37.
W13, W78, W79	1,98	0,5	0,95	0,13	0,3	3,86	38.
W14, W36, W42, W48, W57, W60, W77, W80	1,98	0,5	0,95	0,13	0,1	3,66	39.

Czcionką pogrubioną wyróżniono klientów o statusie spłaty „stracony”. Surowe dane opisujące profil osobowości wnioskodawców zawiera aneks (tabela A-2)
 Źródło: opracowanie własne na podstawie posiadanych danych.

Ze względu na przyjętą skalę lingwistyczną $V_{LSAW PD_2}(W_i) \in [1,9]$. Wyższa wartość oceny $V_{LSAW PD_2}(W_i)$ wskazuje na wyższą ocenę wniosku pożyczkowego w odniesieniu do profilu osobowościowego wnioskodawcy.

Tabele 3.9. i 3.10. pokazują wynik otrzymanego uszeregowania wniosków przy wykorzystaniu różnych systemów wag. Czcionką pogrubioną wskazano pożyczkobiorców o statusie spłaty „stracony”. Należy przy tym zaznaczyć, że do grupy „złych klientów”, na potrzebę badań, zaliczono także pożyczkobiorców o statusie spłaty „pod obserwacją” oraz „wątpliwy”.

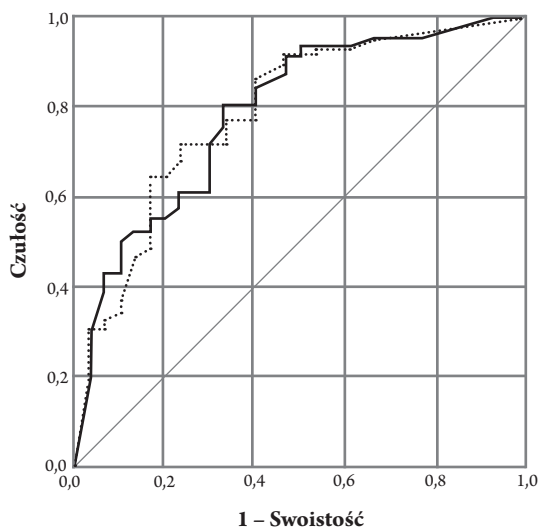
Ocenę globalną wniosków przy użyciu wektora wagowego, wyznaczoną metodą AHP, ujęto w tabeli 3.10.

Wnioskodawcy charakteryzujący się jednakowym profilem osobowościowym, czyli identycznymi ocenami punktowymi wyrażen słownych opisujących kryteria jakościowe, zostali sklasyfikowani na tym samym miejscu w ogólnym rankingu (np. wnioski: W10, W23, W25, W27, W37, W44, W45, W47, W65, W66, W68, W74). Warto zauważyć, że 11 wnioskom przypisano najwyższą ocenę punktową 9, co oznacza, że 13,75% wnioskodawców reprezentowało „idealny” profil osobowościowy. Natomiast najniższą ocenę 2,91 przyjęło 8 wniosków, co oznacza, że 10% wniosków reprezentowało najmniej pożądany profil osobowościowy. Warto odnotować także, że grupy wniosków najlepiej i najgorzej ocenionych były identyczne w obu rankingach. W tabeli 2.5. wyodrębnić można 40 różnych wartości oceny punktowej, a w tabeli 2.6 – 39 wartości. W obu przypadkach najliczniejsze grupy tworzyły wnioski najlepiej i najgorzej ocenione.

Wyniki uporządkowania wniosków aplikacyjnych ze względu na różne systemy wag nieznacznie tylko różniły się między sobą. Współczynnik porządku rang Spearmana dla skonstruowanych rankingów wyniósł 0,964 i był istotny statystycznie ($p < 0,05$). Sytuacja taka może wynikać ze zgodności preferencji decydenta określającej wagi metodą AHP z informacją uzyskaną na podstawie danych, a wyrażoną za pomocą wskaźnika V Cramera.

Krzywe ROC dla rozważanego modelu, w zależności od metody szacowania wag przedstawia wykres 3.2. Analiza krzywej ROC wskazuje na podobną moc klasyfikacyjną w obu podejściach.

Wykres 3.2. Wykresy krzywych ROC dla modelu M(PD₂, LSAW), wagi szacowane metodą AHP (linia ciągła) oraz metodą opartą na współczynniku V Cramera (linia wykropkowana)



Źródło: opracowanie własne z wykorzystaniem pakietu SPSS.

Klasyfikacja jest lepsza niż losowy podział obiektów na dwie klasy (w tym przypadku: „dobry pożyczkobiorca” i „zły pożyczkobiorca”). Pole pod krzywą ROC (oznaczenie AUC) dla obu modeli jest istotnie większe niż pole pod prostą $y = x$, czyli większe niż 0,5. Wartości AUC i poziom istotności dla obu modeli ujęto w tabeli 3.11.

Tabela 3.11. Powierzchnia pod krzywą ROC, model M(PD₂, LSAW)

Metoda szacowania wag	Powierzchnia	Błąd standardowy	Istotność asymptotyczna
V Cramera	0,787	0,053	$p < 0,001$
AHP	0,785	0,052	$p < 0,001$

Źródło: opracowanie własne z wykorzystaniem pakietu SPSS.

W kolejnym kroku dokonano wyboru punktu odcięcia i w tym celu posłużono się tabelą współrzędnych krzywej ROC. W tabeli 3.12. przedstawiono przykład wyboru punktu odcięcia (tekst pogrubiony) dla modelu SAW z wagami szacowanymi metodą V Cramera. Ze względu na to, że krzywe ROC dla obu systemów wag są zbliżone, poniżej zaprezentowano współrzędne krzywej jedynie dla modelu z systemem wag wyznaczonymi V Cramera.

Tabela 3.12. Współrzędne krzywej ROC, w zależności od przyjętego punktu odcięcia, dla modelu SAW, z wagami wyznaczonymi metodą V Cramera

$V_{LSAW PD_2}$	Czułość	1 – Swoistość	$V_{LSAW PD_2}$	Czułość	1 – Swoistość
1,9119	1,000	1,000	6,2312	0,714	0,267
3,1561	0,946	0,700	6,3012	0,714	0,233
3,4106	0,929	0,600	6,3886	0,696	0,233
3,5006	0,929	0,567	6,4469	0,679	0,233
3,9184	0,929	0,533	6,5052	0,643	0,200
4,3847	0,911	0,533	6,5926	0,643	0,167
4,6697*	0,911	0,500	6,6995	0,607	0,167
4,9061	0,911	0,467	6,8666	0,589	0,167
4,9935	0,893	0,467	7,0110	0,554	0,167
5,0207	0,857	0,400	7,0557	0,536	0,167
5,1004	0,821	0,400	7,0861	0,482	0,167
5,2403	0,804	0,400	7,2532	0,464	0,133
5,3277	0,786	0,400	7,4378	0,357	0,100
5,4152	0,768	0,400	7,6438	0,339	0,100
5,5473	0,768	0,367	7,8808	0,321	0,067
5,6405	0,768	0,333	7,9877	0,304	0,067
5,7610	0,750	0,333	8,0848	0,304	0,033
5,8679	0,732	0,333	8,2383	0,268	0,033
6,0350	0,714	0,333	8,4987	0,214	0,033
6,1924	0,714	0,300	8,8329	0,196	0,033

* Proponowany punkt odcięcia.

Źródło: opracowanie własne z wykorzystaniem pakietu SPSS.

Wyniki otrzymanej klasyfikacji zawarto w tabeli 3.13.

Przedstawione wyżej modele służyły ocenie wniosków aplikacyjnych ze względu na kryterium główne KI zdefiniowane w problemie decyzyjnym PD_2 . Użyte w budowie kryteria miały charakter lingwistyczny. Warto zauważyć, że do modelu włączono jedynie zmienne związane z profilem osobowym wnioskodawcy (KI). Podejście takie było celowe. Po pierwsze, należy podkreślić użyteczność metody SAW w budowie powyższych modeli, gdzie kryteriami decyzyjnymi były zmienne mierzone na skali nominalnej i porządkowej. Fakt ten, w znacznym stopniu, ogranicza liczbę metod możliwych do zastosowania. Po drugie, w procesie nadawania rang zmiennym, przyjętym jako kryteria, można posłużyć się analizą korespondencji i tym samym nie mamy tu do

Tabela 3.13. Wyniki klasyfikacji pożyczkobiorców metodą LSAW model M(PD₂, LSAW), w zależności od przyjętej metody szacowania wag kryteriów decyzyjnych

Metoda szacowana wag (punkt odcięcia)	Jakość klasyfikacji	Pożyczki stracone	Pozostali pożyczkobiorcy	Ogólna jakość klasyfikacji (pożyczkobiorcy dobrze/źle sklasyfikowani/liczba pożyczkobiorców)	
AHP (P=5,17)	Dobrze sklasyfikowani	14 (58%)	45 (80,36%)	59	73,75%
	Błędnie sklasyfikowani	10	11	21	26,25%
V Cramera (P=4,6697)	Dobrze sklasyfikowani	12 (50,0%)	51 (91,1%)	63	78,75%
	Błędnie sklasyfikowani	12	5	17	21,25%

Wartość w nawiasie oznacza procent dobrze sklasyfikowanych pożyczkobiorców we wskazanych klasach

Źródło: opracowanie własne na podstawie posiadanych danych.

czynienia z utratą informacji. Dzięki ustaleniu punktu odcięcia, decydent w sposób pośredni może wpływać na jakość portfela kredytowego. Poziom punktu odcięcia może odzwierciedlać poziom awersji decydenta do ryzyka, przyjmując większy co do wartości punkt odcięcia, otrzymana klasyfikacja daje gorsze wyniki w przypadku rozpoznawania solidnych pożyczkobiorców, przy czym może jednocześnie polepszyć jakość klasyfikacji klientów niesolidnych. Przyjmując poziom odcięcia na przykładowym poziomie $R = 4,6697$ (patrz: tabela 3.12), model osiągnie czułość na poziomie 91,1%, tzn. w przypadku „dobrych” pożyczkobiorców osiągnie bardzo wysoki wynik klasyfikacji, natomiast wartość „1 – swoistość” pozostanie na poziomie nie do zaakceptowania. Poprawnie wskazano tylko 50% „złych” klientów. Co oznacza, że przy poziomie odcięcia $R = 4,6697$, aż 50% „złych” pożyczkobiorców zostanie zakwalifikowana do grupy „dobrych” klientów.

3.1.4. Agregacyjny model oceny wniosku aplikacyjnego oparty na metodach SAW i LSAW

Ze względu na różny charakter posiadanych danych, między innymi dysponowania danymi mierzonymi na różnych skalach pomiaru, występuje konieczność ich agregacji. W przypadku danych empirycznych, powiązanych z drugim

problemem decyzyjnym, mamy do czynienia z danymi mierzonymi na skali: nominalnej (np. *stan cywilny*), porządkowej (np. *wykształcenie*), przedziałowej (np. *staż pracy w latach*) oraz ilorazowej (np. *wartość kredytu, dochód netto*). Z tego powodu problem decyzyjny należy zaliczyć do problemów słabo ustrukturyzowanych. W celu pokazania użyteczności metod wielokryterialnego podejmowana decyzji w rozwiązywaniu tego rodzaju problemów, skonstruowano model decyzyjny tj. **model M(PD₂, agregacyjny)** agregujący dane o rozmaitym charakterze, wykorzystując metodę SAW. Postać modelu decyzyjnego określono następująco:

$$V_A(W_i) = w_1 V_{LSK1}(W_i) + w_2 V_{LSK2}(W_i) + w_3 V_{LSK3}(W_i) \quad (3.12)$$

gdzie:

$V_A(W_i)$ – ocena globalna wniosku aplikacyjnego,

$w_1 + \dots + w_3 = 1$ – wektor wagowy kryteriów głównych,

$V_{LSK1}(W_i)$ – ocena wniosku W_i ze względu na kryterium K_1 – „Profil osobowy wnioskodawcy”,

$V_{LSK2}(W_i)$ – ocena wniosku W_i ze względu na kryterium K_2 – „Sytuacja finansowa wnioskodawcy”,

$V_{LSK3}(W_i)$ – ocena wniosku W_i ze względu na kryterium K_3 – „Wnioskowany kredyt oraz rodzaj inwestycji” i „Zabezpieczenie”,

Wartości funkcji $V_{LSK1}(W_i)$, $V_{LSK2}(W_i)$, $V_{LSK3}(W_i)$ wyznaczono metodą SAW, $V_A(W_i) \in [1; 9]$.

Użyte do budowy modelu kryteria i podkryteria decyzyjne prezentuje tabela 3.14.

Tabela 3.14. Kryteria główne i podkryteria decyzyjne, wykorzystane w budowie modelu

Oznaczenie	Nazwa kryterium głównego	Podkryteria powiązane z kryterium głównym
K_1	Profil osobowy wnioskodawcy	k_{11} – wiek pożyczkobiorcy k_{12} – stan cywilny pożyczkobiorcy k_{13} – liczba osób pozostających na utrzymaniu wnioskodawcy k_{14} – wykształcenie k_{15} – staż pracy w latach
K_2	Sytuacja finansowa wnioskodawcy	k_{21} – rodzaj źródła uzyskiwania dochodów k_{22} – status posiadania nieruchomości

Oznaczenie	Nazwa kryterium głównego	Podkryteria powiązane z kryterium głównym
K_3	Wnioskowany kredyt oraz rodzaj inwestycji Zabezpieczenie	k_{31} – wartość procentowa środków własnych wniesionych do inwestycji k_{32} – zabezpieczenie pożyczki

Źródło: opracowanie własne.

Zaletą proponowanego modelu jest prostota budowy funkcji agregującej. W podejściu standardowym analityk kredytowy, wykorzystując posiadaną wiedzę i doświadczenie, przypisuje odpowiednie rangi poszczególnym wyrażeniom lingwistycznym lub przedziałowym. W proponowanym podejściu, do wspomaganie tego procesu, zaproponowano zastosowanie analizy korespondencji, gdyż daje to możliwość odtworzenia preferencji decydenta w stosunku do profilów klientów uznawanych przez niego za „dobrych” oraz „złych” pożyczkobiorców. Badając współwystępowanie etykiet słownych zmiennych decyzyjnych ze zmienną obrazującą jakość spłaty (w tym przypadku zmienną lingwistyczną, przyjmującą etykiety: „normalny”, „pod obserwacją”, „wątpliwy”, „stracony”), proces nadawania rang jest oparty zarówno na wiedzy eksperckiej decydenta, jak i na danych historycznych dotyczących portfela pożyczkowego. Rangowanie podkryteriów powiązanych z kryterium głównym K_1 przedstawia tabela 3.6. W przypadku kryteriów głównych K_2 oraz K_3 wyniki rangowania przedstawia tabela 3.15.

Tabela 3.15. Skalowanie wyrażeń lingwistycznych: kryterium – „stan cywilny pożyczkobiorcy”, „wiek pożyczkobiorcy”, „wykształcenie”, „liczba osób na utrzymaniu”, „staż pracy w latach” – model M(PD₂, agregacyjny)

Kryterium				Ocena punktowa
„rodzaj źródła uzyskiwania dochodów”	„status posiadania nieruchomości”	„wartość procentowa środków własnych wniesionych do inwestycji”	„zabezpieczenie pożyczki”	
„bezrobotny”, umowa o dzieło/ zlecenie”	„posiadacz spółdzielczego prawa do lokalu”, „mieszka z rodzinami”, „najemca”	„poniżej 5%”	„inne”	1
–	–	–	–	2
–	–	–	–	3
–	–	–	–	4
„inne”	–	„od 5 do 20%”	–	5

Kryterium				Ocena punktowa
„rodzaj źródła uzyskiwania dochodów”	„status posiadania nieruchomości”	„wartość procentowa środków własnych wniesionych do inwestycji”	„zabezpieczenie pożyczki”	
–	–	–	–	6
–	–	–	–	7
–	–	–	–	8
„umowa o pracę”, „gospodarstwo rolne”, „kilka umów”	„właściciel domu/mieszkania”, „posiadacz kilku rodzajów nieruchomości”,	„powyżej 20%”	„poręczenie”	9

Źródło: opracowanie własne na podstawie analizy statystycznej danych oraz posiadanej wiedzy.

W celu oszacowania wag podkryteriów i kryteriów głównych, posłużono się metodą obiektywną opartą na współczynniku V Cramera (tabela 3.16). Jako wagi kryteriów głównych przyjęto średnie wartości współczynników w poszczególnych kategoriach, np.: w przypadku kryterium K_1 suma współczynników V Cramera podkryteriów wyniosła $0,33 + 0,27 + 0,258 + 0,309 + 0,377 = 1,544$, średnia $1,544/5 = 0,309$.

Tabela 3.16. Wagi kryteriów głównych i podkryteriów wyliczone na podstawie współczynnika V Cramera – model M(PD₂, agregacyjny)

Kryterium główne	K_1					K_2		K_3		Suma
Podkryterium	k_1	k_{12}	k_{13}	k_{14}	k_{15}	k_{21}	k_{22}	k_{31}	k_{32}	
V Cramera	0,33	0,27	0,26	0,31	0,38	0,30	0,37	0,35	0,26	2,82
Waga podkryterium	0,21	0,17	0,17	0,20	0,24	0,45	0,55	0,57	0,43	3
Średnia wartość współczynnika V Cramera w podkryteriach	0,309					0,334		0,305		0,947
Waga kryterium głównego	0,326					0,352		0,322		1

Źródło: opracowanie własne.

Ostatecznie każdemu wnioskowi pożyczkowemu przyznano ocenę globalną z przedziału $[1,9]$, przy czym im wartość oceny była bliższa dziewięciu, tym ocena pożyczkobiorcy była wyższa (tabela 3.17).

Tabela 3.17. Ocena globalna wniosków pożyczkowych, otrzymana metodą agregacyjną z wykorzystaniem wektora wagowego, wyznaczonego na podstawie współczynnika V Cramera – model $M(PD_2, \text{agregacyjny})$

Wniosek	Ocena kryterium głównego			Ocena punktowa	Wniosek	Ocena kryterium głównego			Ocena punktowa
	K_1	K_2	K_3			$V_A(W_i)$	K_1	K_2	
W27	2,934	3,168	2,898	9	W15	2,108	1,61	2,159	5,877
W44	2,934	3,168	2,898	9	W56	2,546	1,91	1,42	5,876
W45	2,934	3,168	2,898	9	W9	2,317	3,168	0,322	5,807
W66	2,934	3,168	2,898	9	W61	2,716	1,61	1,42	5,746
W38	2,592	3,168	2,898	8,658	W49	2,412	1,91	1,42	5,742
W31	2,412	3,168	2,898	8,478	W52	2,412	1,91	1,42	5,742
W53	2,303	3,168	2,898	8,369	W4	1,63	1,91	2,159	5,699
W47	2,934	3,168	2,159	8,261	W46	1,922	1,61	2,159	5,691
W35	2,07	3,168	2,898	8,136	W1	1,682	1,91	1,8	5,392
W67	2,616	3,168	2,159	7,943	W40	2,024	1,91	1,42	5,354
W65	2,934	3,168	1,8	7,902	W34	2,133	1,91	1,061	5,104
W2	2,412	2,539	2,898	7,849	W62	1,904	1,61	1,42	4,934
W7	2,437	3,168	2,159	7,764	W30	1,63	0,352	2,898	4,88
W73	2,412	3,168	2,159	7,739	W64	1,63	0,352	2,898	4,88
W75	2,825	1,91	2,898	7,633	W23	2,934	1,61	0,322	4,866
W18	2,274	3,168	2,159	7,601	W22	1,734	1,91	1,061	4,705
W21	2,716	1,91	2,898	7,524	W6	2,546	0,352	1,8	4,698
W39	2,716	1,91	2,898	7,524	W71	2,412	1,91	0,322	4,644
W25	2,934	3,168	1,42	7,522	W12	1,643	1,91	1,061	4,614

Wniosek	Ocena kryterium głównego			Ocena punktowa $V_A(W_i)$	Wniosek	Ocena kryterium głównego			Ocena punktowa $V_A(W_i)$
	K_1	K_2	K_3			K_1	K_2	K_3	
W68	2,934	3,168	1,42	7,522	W33	2,108	0,981	1,42	4,509
W51	2,165	3,168	2,159	7,492	W43	1,852	0,352	2,159	4,363
W29	2,655	1,91	2,898	7,463	W77	0,949	1,91	1,42	4,279
W37	2,934	1,61	2,898	7,442	W24	1,739	0,352	2,159	4,25
W76	2,655	3,168	1,42	7,243	W36	0,949	0,352	2,898	4,199
W5	2,412	1,91	2,898	7,22	W57	0,949	0,352	2,898	4,199
W74	2,934	3,168	1,061	7,163	W13	1,108	1,61	1,42	4,139
W8	2,297	1,91	2,898	7,105	W58	1,625	0,352	2,159	4,136
W59	2,095	1,91	2,898	6,903	W19	1,791	1,91	0,322	4,023
W69	2,274	3,168	1,42	6,862	W55	1,471	0,352	2,159	3,982
W28	2,317	1,61	2,898	6,825	W17	1,573	1,91	0,322	3,805
W72	2,303	1,61	2,898	6,811	W3	2,013	0,352	1,42	3,785
W70	2,203	3,168	1,42	6,791	W32	1,388	1,91	0,322	3,62
W50	2,038	1,61	2,898	6,546	W14	0,949	0,352	2,159	3,46
W41	2,303	1,91	2,159	6,372	W42	0,949	0,352	2,159	3,46
W11	2,108	3,168	1,061	6,337	W26	1,167	0,352	1,42	2,939
W10	2,934	1,91	1,42	6,264	W79	1,108	0,352	1,42	2,88
W54	2,165	1,91	2,159	6,234	W48	0,949	0,352	1,42	2,721
W20	1,643	3,168	1,42	6,231	W60	0,949	0,352	1,42	2,721
W63	1,63	1,61	2,898	6,138	W78	1,108	0,352	0,322	1,782
W16	1,825	1,91	2,159	5,894	W80	1,108	0,352	0,322	1,782

Użyte dane surowe zawarto w aneksie do pracy (tabela A-1)

Źródło: opracowanie własne na podstawie posiadanych danych.

Wnioskodawcy uznani za klientów „dobrych”, tzn. klientów, dla których wartość $V_A(W_i)$ była równa 9 (W27, W44, W45, W66) lub bliska 9 (W38), charakteryzowali się:

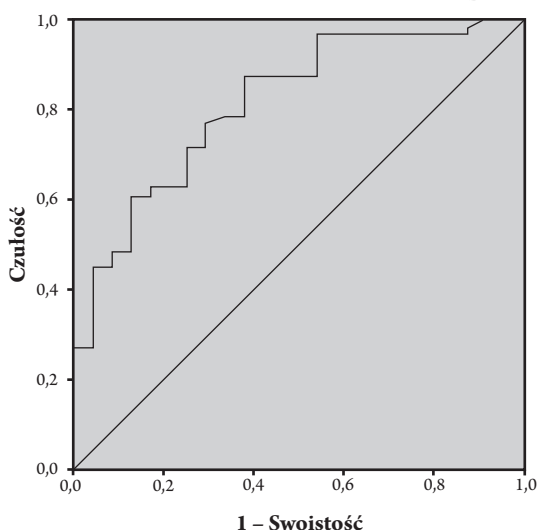
- wiekiem od 30 do 45 lat;
- wkładem własnym do inwestycji powyżej 20%;
- stanem cywilnym: „zamężna/żonaty”;
- posiadaniem dzieci;
- wykształceniem wyższym;
- stażem pracy powyżej 5 lat;
- posiadaniem nieruchomości;
- zabezpieczeniem pożyczki w formie poręczenia innej osoby bądź osób.

Klienci jednoznacznie „źli”, tzn. klienci, dla których wartość była bliska wartości 1, cechowali się:

- wiekiem poniżej 25 lat;
- brakiem środków własnych wniesionych do inwestycji;
- stanem cywilnym „panna/kawaler”;
- wykształceniem podstawowym lub gimnazjalnym;
- brakiem nieruchomości.

Krzywą ROC dla rozważanego modelu zilustrowano na wykresie 3.3.

Wykres 3.3. Wykresy krzywej ROC dla modelu $M(PD_2)$, agregacyjny



Źródło: opracowanie własne z wykorzystaniem pakietu SPSS.

W modelu dla przyjętej kombinacji wektorów wagowych pole pod krzywą ROC wyniosło $AUC = 0,814$ ($p < 0,001$), co oznacza, że model wykazuje istotną

zdolność dyskryminacyjną. W tabeli 3.18. zawarto wyniki otrzymanej klasyfikacji z uwzględnieniem klasyfikacji pożyczkobiorców o różnym statusie spłaty.

Tabela 3.18. Wynik klasyfikacji pożyczkobiorców – model $M(PD_2)$, agregacyjny)

Rodzaj pożyczkobiorcy	Status spłaty				
	„Normalny”	„Pod obserwacją”	„Wątpliwy”	„Stracony”	Ogółem
Pożyczkobiorcy poprawnie sklasyfikowani	49 (87,5%)	1 (20,0%)	12 (92,4%)	4 (80%)	66 (87,5%)
Pożyczkobiorcy sklasyfikowani niepoprawnie	7	5	1	1	14 (12,5%)

Wartość w nawiasie oznacza procent dobrze sklasyfikowanych pożyczkobiorców we wskazanych klasach

Źródło: opracowanie własne.

Model zawarty w tym podrozdziale dał najlepszy wynik klasyfikacji „dobrych” i „złych” pożyczkobiorców. Przyjmując punkt odcięcia na poziomie $P = 0,404$, model poprawnie sklasyfikował 4 na 5 klientów o statusie kredytu „stracony” oraz poprawnie wskazał 49 na 56 kredytobiorców, którzy regulowali zobowiązanie w sposób solidny. Należy zaznaczyć, że model powstał na podstawie kryteriów opisujących w sposób całościowy wniosek aplikacyjny, tzn. kryteria decyzyjne obejmowały: dane dotyczące profilu osobowego wnioskodawcy, dane dotyczące sytuacji finansowej wnioskodawcy, a także dane dotyczące inwestycji oraz zabezpieczeń.

3.2. Zastosowanie metody Hellwiga w ocenie ryzyka finansowania przedsiębiorstw

3.2.1. Algorytmy metody Hellwiga

Metoda Hellwiga polega na porządkowaniu liniowym wariantów decyzyjnych przy wykorzystaniu wzorca [Hellwig, 1968]. Profesor Hellwig, przedstawiając metodę, zastosował ją do typologicznego podziału krajów ze względu na poziom rozwoju oraz strukturę wykwalifikowanych kadr. Procedurę nazwał *miarą rozwoju gospodarczego*. W 1967 roku metoda została zaprezentowana po raz pierwszy w niepublikowanym raporcie *Procedure of Evaluating high Level*

Manpower Data and Typology of Countries by Means of the Taxonomic Method (UNESCO, 1967). Znalazła ona szereg zastosowań, m.in. w badaniu rozwoju demograficznego [Kurkiewicz i in., 1991], określaniu pozycji konkurencyjnej gmin [Adamowicz i in., 2012], w badaniu zrównoważonego rozwoju regionów [Iwacewicz-Orłowska i in., 2016], w mierzeniu rozwoju infrastruktury technicznej [Krakowiak-Bal, 2005], ocenie efektywności funduszy inwestycyjnych [Kopiński, 2014], rozpoznawaniu typów ekonomicznych rolnictwa i obszarów wiejskich [Wysocki, 2010].

Algorytm **klasycznej metody Hellwiga** przedstawiono poniżej [Hellwig, 1968].

Krok 1. Określenie kryteriów decyzyjnych, zbiorów ocen wartości kryteriów oraz skończonego zbioru ocenianych wniosków aplikacyjnych.

Niech $W_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}] \in X$ – reprezentacja wniosku aplikacyjnego, gdzie x_{ij} ocena numeryczna i -tego wniosku ze względu na j -te kryterium.

Krok 2. Przypisanie każdemu kryterium dodatniej wagi w_j , $j = 1, \dots, n$ tak aby:

$$w_1 + w_2 + \dots + w_n = 1 \quad (3.13)$$

Krok 3. Normalizacja zmiennych przyjętych jako kryteria decyzyjne.

Procedura metody Hellwiga przewiduje na tym etapie standaryzację zmiennych zgodnie ze wzorem:

$$z_{ij} = \frac{x_{ij} - \bar{x}_j}{s_j} \quad (3.14)$$

gdzie:

x_{ij} – wartość i -tego wniosku ze względu na j -te kryterium,

\bar{x}_j – średnia arytmetyczna wartości j -tego kryterium,

s_j – odchylenie standardowe wartości j -tego kryterium.

Krok 4. Określenie wzorca tj. najlepszego wniosku kredytowego.

Wzorcem jest w tym przypadku abstrakcyjny punkt P_0 o współrzędnych zestandaryzowanych, który reprezentuje wzorzec, czyli „wnioskodawcę idealnego” (np. istniejące przedsiębiorstwo lub klienta indywidualnego):

$$P_0 = [z_{01}, z_{02}, \dots, z_{0n}] \quad (3.15)$$

gdzie:

$$Z_{0j} = \begin{cases} \max_i z_{ij} & \text{gdy } j \in S \\ \min_i z_{ij} & \text{gdy } j \in D \end{cases} \quad (3.16)$$

z_{ij} – wartość zestandaryzowana obliczona zgodnie z wzorem 3.14.,

S – oznacza zbiór kryteriów typu „zysk” – im więcej, tym lepiej,

D – oznacza zbiór kryteriów typu „koszt” – im mniej, tym lepiej.

Wzorzec P_0 odnosi się do pożądanej wartości wskaźników finansowych, opisujących historyczne dane finansowe przedsiębiorstwa np. wskaźników opisujących relację wnioskowanego kredytu/dotacji do wartości zysków lub przepływów finansowych przedsiębiorstwa czy innych charakterystyk liczbowych, ważnych z perspektywy decydena.

Krok 5. Wyznaczenie znormalizowanych ważonych ocen wartości kryteriów decyzyjnych oraz znormalizowanego wzorca.

Znormalizowany i -ty wniosek aplikacyjny, z uwzględnieniem wektora wag, ma postać $\tilde{W}_i = \{\tilde{x}_{i1}, \tilde{x}_{i2}, \dots, \tilde{x}_{in}\}$, gdzie:

$$\tilde{x}_{ij} = z_{ij} w_j \quad (3.17)$$

natomiasz znormalizowany ważony wzorzec będzie miał postać:

$$\tilde{P}_0 = [\tilde{x}_{01}, \tilde{x}_{02}, \dots, \tilde{x}_{0n}] \quad (3.18)$$

Krok 6. Wyznaczenie odległości między wariantami decyzyjnymi a określonym wzorcem.

Dysponując znormalizowanymi, tj. doprowadzonymi do wzajemnej porównywalności, kryteriami, można przystąpić do wyznaczenia odległości między rozpatrywanymi wariantami decyzyjnymi a przyjętym wzorcem, stosując formułę odległości euklidesowej:

$$d_{i0} = \sqrt{\sum_{j=1}^k (\tilde{x}_{ij} - \tilde{x}_{0j})^2} \quad (3.19)$$

gdzie:

$$\tilde{x}_{0j} = w_j z_{0j}, j = 1, 2, \dots, n, i = 1, 2, \dots, m.$$

W celu unormowania wartości wskaźnika d_{i0} budowany jest miernik syntetyczny:

$$V_H(W_i) = 1 - \frac{d_{i0}}{d_0} \quad (3.20)$$

gdzie:

$$d_0 = \bar{d}_0 + 2S_0,$$

$$\bar{d}_0 = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m d_{i0},$$

$$S_0 = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (d_{i0} - \bar{d}_0)^2}$$

Według kryterium rosnącej wartości miernika V_H wnioski aplikacyjne można uporządkować ze względu na poziom zdolności kredytowej lub kondycji finansowej firmy. Wartości V_H co do zasady należą do przedziału $[0,1]$, natomiast w skrajnych przypadkach wartość miernika syntetycznego wypada poza ten zakres. Ma to zwłaszcza miejsce, gdy dany wariant decyzyjny drastycznie odstaje od pozostałych [Młodak, 2006 s. 126]. Metoda Hellwiga dała podstawy teoretyczne innym metodom opartym na pojęciu wzorca, takim jak np. metoda TOPSIS [Hwang, Yoon, 1981].

Klasyczna metoda Hellwiga podlegała różnym modyfikacjom (zob. [Wysocki, 2010]). Jedną z nich jest lingwistyczna wersja tej metody, którą prezentujemy poniżej.

Algorytm **lingwistycznej metody Hellwiga (LHellwig)** jest następujący.

Krok 1. Określenie kryteriów decyzyjnych, zbiorów ekwiwalentów numerycznych (ocen punktowych) przypisanych kryteriom oraz skończonego zbioru ocenianych wniosków aplikacyjnych.

Niech $W_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}] \in X$ – reprezentacja wniosku aplikacyjnego, gdzie x_{ij} ocena punktowa i -tego wniosku ze względu na j -te kryterium. Zakłada się tu, że kryterium decyzyjne wyrażone jest za pomocą określeń słownych. Oceny zmiennej, przyjętej jako kryterium decyzyjne, są reprezentowane przez ich ekwiwalenty numeryczne (oceny punktowe) z wykorzystaniem odpowiedniej skali.

Krok 2. Wyznaczenie dodatnich wag w_j dla kryteriów decyzyjnych ($j = 1, 2, \dots, n$) tak, aby:

$$w_1 + w_2 + \dots + w_n = 1$$

Z uwagi na fakt, że nadawanie rang wyrażeniom lingwistycznym (np. tabela 3.1) odbywa się według tej samej skali w przypadku lingwistycznej metody Hellwiga, podobnie jak w metodzie SAW, etap normalizacji pomijamy.

Krok 4. Określenie wzorca tj. najlepszego wniosku kredytowego.

Wzorcem jest w tym przypadku abstrakcyjny punkt P_0 o współrzędnych, który reprezentuje wzorec o współrzędnych:

$$P_0 = [z_0, z_0, \dots, z_0] \quad (3.21)$$

gdzie:

z_0 – maksymalna ocena punktowa ze względu na przyjętą skalę.

Krok 5. Wyznaczenie ważonych ocen wartości kryteriów decyzyjnych oraz wzorca z uwzględnieniem wag.

Wniosek aplikacyjny, z uwzględnieniem wektora wag, ma postać $\tilde{W}_i = \{\tilde{x}_{i1}, \tilde{x}_{i2}, \dots, \tilde{x}_{in}\}$, gdzie:

$$\tilde{x}_{ij} = x_{ij} w_j \quad (3.22)$$

natomiast wzorec z uwzględnieniem wag będzie miał postać:

$$\tilde{P}_0 = [z_0 w_1, z_0 w_2, \dots, z_0 w_n] \quad (3.23)$$

Krok 6. Wyznaczenie odległości między wariantami decyzyjnymi a określonym wzorcem.

Ze względu na fakt, że zmienne mierzone są na skali porządkowej, odległość wyznacza się za pomocą miary GDM2 (*Generalised Distance Measure*) określonej wzorem [Walesiak, 2016]:

$$d_{ik} = \frac{1}{2} \frac{\sum_{j=1}^n a_{ikj} b_{kij} + \sum_{j=1}^n \sum_{l=1, l \neq i, k}^m a_{ilj} b_{klj}}{2 \left[\left(\sum_{j=1}^n a_{ikj}^2 + \sum_{j=1}^n \sum_{l=1, l \neq i, k}^m a_{ilj}^2 \right) \left(\sum_{j=1}^n b_{kij}^2 + \sum_{j=1}^n \sum_{l=1, l \neq i, k}^m b_{klj}^2 \right) \right]^{1/2}} \quad (3.24)$$

gdzie:

$$a_{ikj}(b_{ikh}) = \begin{cases} 1 & \text{jeżeli } x_{ij} > x_{kj} \text{ (} x_{ih} > x_{kh} \text{)} \\ 0 & \text{jeżeli } x_{ij} = x_{kj} \text{ (} x_{ih} = x_{kh} \text{)} \\ -1 & \text{jeżeli } x_{ij} < x_{kj} \text{ (} x_{ih} < x_{kh} \text{)} \end{cases}$$

$j, h = 1, \dots, n$ – numer kryterium,
 $i, k, l = 1, \dots, m$ – numer wniosku aplikacyjnego.

W celu unormowania wartości wskaźnika d_{i0} budowany jest miernik syntetyczny:

$$V_{LH}(W_i) = 1 - \frac{d_{i0}}{d_0} \quad (3.25)$$

gdzie:

$$d_0 = \bar{d}_0 + 2S_0,$$

$$\bar{d}_0 = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m d_{i0},$$

$$S_0 = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (d_{i0} - \bar{d}_0)^2}.$$

Metoda Hellwiga, podobnie jak metoda SAW, jest prosta obliczeniowo. Pierwsze kroki tej metody nawiązują do metody SAW. Jej zaletą jest odwołanie się do wzorca, tzn. analityk kredytowy ma możliwość porównania każdego wniosku aplikacyjnego w stosunku do wniosku reprezentującego wzorcowego (idealnego) kredytobiorcę. Należy pamiętać, że w przypadku kryteriów ilościowych odległość pomiędzy wnioskami liczona jest za pomocą odległości euklidesowej, natomiast w przypadku kryteriów lingwistycznych odległości wyznaczyć można np. za pomocą miary GDM2 [Walesiak, 2016]. Algorytm klasycznej metody Hellwiga jest łatwy do zaimplementowania w np. programie Excel, w przypadku wersji lingwistycznej metody, do wyznaczenia odległości możemy posłużyć się programem R (pakiet clusterSim).

3.2.2. Model oceny wniosku aplikacyjnego oparty na klasycznej metodzie Hellwiga

Metodę Hellwiga zastosowano do oceny wniosków kredytowych w pierwszym problemie decyzyjnym. Do modelu włączono identyczne zmienne, które stanowiły kryteria decyzyjne w modelu $M(PD_1, SAW)$:

- *rentowność sprzedaży* (ROS);
- *wskaźnik relacji zysku netto do wartości zaciągniętego kredytu* (ZN/WK).

Wykorzystano wektor wagowy wyznaczony metodą obiektywną, opartą na wskaźniku zmienności (patrz: tabela 3.2). Ocena globalna wynosiła $V_H(W_i) \in [-0,051; 0,623]$, a wzorcem była para zestandaryzowanych ważonych wskaźników $\tilde{P}_0 = [2,35; 1,411]$.

Najwyższą ocenę globalną otrzymały wnioski W28, W13 oraz W20. W przypadku wniosków W28 oraz W20 o ich wysokiej ocenie punktowej przesądzał wysoki poziom wskaźnika ROS, w przypadku wniosku W13 o jego wysokiej pozycji zdecydowały oba wskaźniki. Podobnie jak w metodzie SAW najniższą pozycję zajęły wnioski W6 i W7.

Tabela 3.19. Ocena globalna wniosków pożyczkowych otrzymana metodą Hellwiga z wykorzystaniem wektora wagowego, wyznaczonego metodą opartą na współczynniku zmienności – model M(PD₁, Hellwig)

Wniosek	Kryterium (wartość znormalizowana ważona)		Ocena globalna	Pozycja	Wniosek	Kryterium (wartość znormalizowana ważona)		Ocena globalna	Pozycja
	\tilde{x}_{iROS}	$\tilde{x}_{iZN/WK}$				\tilde{x}_{iROS}	$\tilde{x}_{iZN/WK}$		
W28	2,350	-0,002	0,623	1.	W23	-0,061	-0,214	0,224	20.
W13	0,691	1,411	0,557	2.	W30	-0,157	-0,125	0,215	21.
W20	1,243	0,148	0,552	3.	W18	-0,184	-0,103	0,212	22.
W19	0,532	0,289	0,430	4.	W12	-0,127	-0,198	0,211	23.
W21	0,021	0,600	0,341	5.	W16	-0,126	-0,211	0,210	24.
W31	0,173	0,243	0,340	6.	W1	-0,172	-0,195	0,202	25.
W10	-0,135	1,374	0,336	7.	W24	-0,211	-0,187	0,194	26.
W15	-0,007	0,617	0,336	8.	W3	-0,230	-0,189	0,189	27.
W29	-0,099	0,608	0,312	9.	W9	-0,234	-0,194	0,188	28.
W37	0,206	-0,172	0,288	10.	W2	-0,237	-0,227	0,182	29.
W26	-0,056	0,239	0,285	11.	W27	-0,244	-0,266	0,175	30.
W32	0,016	-0,019	0,269	12.	W5	-0,262	-0,255	0,173	31.
W14	-0,138	0,266	0,269	13.	W34	-0,260	-0,285	0,169	32.
W8	-0,103	0,164	0,265	14.	W17	-0,374	-0,277	0,144	33.
W25	0,007	-0,087	0,257	15.	W4	-0,266	-0,451	0,143	34.
W33	-0,106	0,087	0,255	16.	W36	-0,388	-0,442	0,117	35.
W11	-0,140	0,147	0,254	17.	W7	-0,251	-0,650	0,114	36.
W35	-0,139	-0,014	0,234	18.	W6	-0,380	-1,422	-0,051	37.
W22	-0,152	-0,008	0,232	19.					

Użyte dane zawarto w aneksie do pracy w tabeli A-1

Źródło: opracowanie własne.

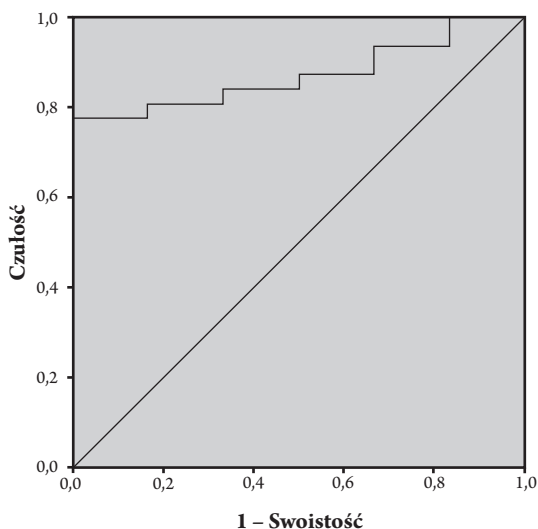
W kolejnym kroku wyznaczono krzywą ROC i jej współrzędne. Krzywą ROC dla modelu prezentuje wykres 3.4. Pole pod wyznaczoną krzywą

wyniosło $AUC = 0,871$ ($p = 0,004$), co oznacza, że model wykazuje istotną zdolność dyskryminacyjną.

Współrzędne krzywej ROC, wraz z wybranym punktem odcięcia, przedstawiono w tabeli 3.20.

Wyniki otrzymanej klasyfikacji dla punktu odcięcia $R = 0,206$ zawarto w tabeli 3.21.

Wykres 3.4. Wykres krzywej ROC dla modelu $M(PD_1, \text{Hellwig})$



Źródło: opracowanie własne z wykorzystaniem pakietu SPSS.

Osoba podejmująca decyzję, w zależności od akceptowalnego ryzyka, określa, jaki przyjąć poziom punktu odcięcia. Większa wartość punktu odcięcia może wiązać się z większą awersją do ryzyka, a podejmowane decyzje będą w większości odmowne. Może to oznaczać odmowę udzielenia finansowania przedsiębiorstwu, które w rzeczywistości byłoby solidnym kredytobiorcą. Przyjmując punkt odcięcia na poziomie $P = 0,206$ otrzymany model poprawnie sklasyfikował 25 na 31 solidnych klientów oraz 5 na 6 kredytobiorców niesolidnych.

Pomimo, że metody SAW i Hellwiga różniły się sposobem normalizacji kryteriów, można sprawdzić, że rankingi wyznaczone tymi metodami są podobne, współczynnik korelacji porządku rang Spearmana² wyniósł 0,9926.

² Można także zastosować współczynnik korelacji Pearsona lub tau-Kendalla.

Tabela 3.20. Współrzędne krzywej ROC – analiza punktu odcięcia – model M(PD_p, Hellwig)

Ocena globalna	Czułość	1 – Swoistość	Ocena globalna	Czułość	1 – Swoistość
0,0000	1,000	1,000	0,2490	0,548	0,000
0,0750	1,000	0,833	0,2575	0,516	0,000
0,1455	0,968	0,833	0,2600	0,484	0,000
0,1575	0,935	0,833	0,2630	0,452	0,000
0,1685	0,935	0,667	0,2660	0,419	0,000
0,1790	0,903	0,667	0,2700	0,387	0,000
0,1895	0,871	0,667	0,2775	0,355	0,000
0,1920	0,871	0,500	0,2905	0,323	0,000
0,1960	0,839	0,500	0,3005	0,290	0,000
0,2010	0,839	0,333	0,3125	0,258	0,000
0,2035	0,806	0,333	0,3230	0,226	0,000
<u>0,2060</u>	<u>0,806</u>	<u>0,167</u>	0,3270	0,194	0,000
0,2110	0,774	0,167	0,3340	0,161	0,000
0,2175	0,774	0,000	0,3950	0,129	0,000
0,2215	0,742	0,000	0,5355	0,097	0,000
0,2235	0,677	0,000	0,6265	0,065	0,000
0,2290	0,645	0,000	0,6665	0,032	0,000
0,2360	0,613	0,000	1,0000	0,000	0,000
0,2400	0,581	0,000			

Źródło: opracowanie własne z wykorzystaniem pakietu SPSS.

Tabela 3.21. Wynik klasyfikacji pożyczkobiorców otrzymany metodą Hellwiga – model M(PD_p, Hellwig)

Metoda szacowana wag	Jakość klasyfikacji	Tzw. „źli pożyczkobiorcy”	Tzw. „dobrzy pożyczkobiorcy”	Ogólna jakość klasyfikacji (pożyczkobiorcy dobrze/źle sklasyfikowani/liczba pożyczkobiorców)	
Metoda oparta na wskaźniku zmienności	Dobrze sklasyfikowani	5 (83,33%)	25 (80,06%)	30	81,08%
	Błędnie sklasyfikowani	1	6	7	18,92%

Wartość w nawiasie oznacza procent dobrze sklasyfikowanych pożyczkobiorców we wskazanych klasach

Źródło: opracowanie własne na podstawie posiadanych danych.

3.2.3. Model oceny wniosku aplikacyjnego oparty na lingwistycznej metodzie LHellwiga

Lingwistyczną metodę Hellwiga zastosowano także do oceny wniosków pożyczkowych osób starających się o sfinansowanie startu indywidualnej działalności gospodarczej (problem PD_2). Prezentowany model, podobnie jak w metodzie LSAW (rozdz. 3.2.3) oparto na pięciu zmiennych, przyjętych jako kryteria decyzyjne:

- X_2 – wiek pożyczkobiorcy;
- X_8 – stan cywilny pożyczkobiorcy;
- X_{10} – liczba osób pozostających na utrzymaniu wnioskodawcy;
- X_{11} – wykształcenie;
- X_{12} – staż pracy w latach.

Zastosowano skalę jak w metodzie LSAW (por. tabela. 3.6) i wykorzystano współczynniki wagowe otrzymane na podstawie współczynnika V Cramera (por. tabela 3.8).

W wyniku nadania rang zmiennym przyjętych jako kryteria decyzyjne, otrzymujemy zmienne mierzone na skali porządkowej. Należy podkreślić, że metryka euklidesowa nie jest typową miarą dla zmiennych mierzonych na skali porządkowej, ponieważ przy jej stosowaniu zakłada się, że odległości między sąsiednimi kategoriami na tej skali są sobie równe (na skali porządkowej odległości pomiędzy dowolnymi dwiema kategoriami nie są znane). Stąd do wyznaczenia odległości między wzorcem a wariantami decyzyjnymi wykorzystano miarę GDM2 zaproponowaną przez Walesiaka [1993, s. 44-45]. Obliczenia dokonano dzięki programowi R, posługując się pakietem o nazwie *clusterSim*. Zastosowany w programie kod był następujący:

```
library(clusterSim)
x <- read.table("C:/Users/Paweł/Desktop/dane.csv", head = TRUE, sep = ",")
head(x)
d <- dist.GDM(x, method = "GDM2")
write.matrix(d, "C:/Users/Paweł/Desktop/dane1.txt")
print(d)
```

Zwracana macierz w pliku „dane1.txt” była macierzą symetryczną o wymiarach „80 na 80”. W kolejnym kroku dane były konwertowane do postaci pliku „dane1.xls”, co pozwoliło na dokonanie dalszych obliczeń. Wzorcem był tu punkt $\tilde{P}_0 = [1,926; 1,575; 1,503; 1,8; 2,196]$, a wartość oceny punktowej wynosiła $V_{LH PD_2}(W_i) \in [0,15; 1]$. W tabeli 3.26. przedstawiono wyniki klasyfikacji.

Tabela 3.22. Ocena globalna wniosków pożyczkowych, otrzymana metodą Hellwiga z wykorzystaniem wektora wagowego, wyznaczonego metodą opartą na współczynniku V Cramera

Wniosek	Kryterium (wartość ważona)					Ocena globalna	Pozycja
	\tilde{x}_2	\tilde{x}_8	\tilde{x}_{10}	\tilde{x}_{11}	\tilde{x}_{12}		
W10, W23, W25, W27, W37, W44, 45, W47, W65, W66, W68, W74	1,924	1,574	1,504	1,801	2,198	1,000	1.
W75	1,924	1,574	1,17	1,801	2,198	0,903	2.
W38	1,924	0,525	1,504	1,801	2,198	0,898	3.
W2, W5, W31, W49, W52, W71 , W73	1,924	1,574	1,504	0,200	2,198	0,829	4.
W8	1,924	1,574	1,504	1,801	0,244	0,801	5.
W67	1,282	1,574	1,17	1,801	2,198	0,782	6.
W35	1,924	0,525	1,504	0,200	2,198	0,741	7.
W21, W39, W61	1,924	1,574	0,835	1,801	2,198	0,740	8.
W41, W53, W72	1,924	1,574	1,17	0,200	2,198	0,739	9.
W70	1,282	1,574	1,504	0,200	2,198	0,707	10.
W18, W69	1,282	0,525	1,170	1,801	2,198	0,705	11.
W29, W76	1,069	1,574	1,504	1,801	2,198	0,687	12.
W16	1,924	1,574	1,17	0,200	0,733	0,648	13.
W3	1,924	0,350	1,504	0,200	2,198	0,619	14.
W6, W56	1,069	1,574	1,170	1,801	2,198	0,605	15.
W62	1,924	0,350	1,170	0,200	2,198	0,539	16.
W9, W28	1,924	0,35	0,835	1,801	2,198	0,532	17.
W34	1,069	1,574	1,504	0,200	2,198	0,526	18.
W24	1,282	0,350	1,170	1,801	0,733	0,516	19.
W43	1,924	0,525	0,835	0,200	2,198	0,505	20.
W19	1,069	0,525	1,504	0,200	2,198	0,466	21.
W40	1,069	1,574	1,170	0,200	2,198	0,45	22.
W7	1,069	1,574	0,835	1,801	2,198	0,44	23.
W11, W15, W33	1,282	0,35	0,835	1,801	2,198	0,423	24.
W46	1,924	1,574	0,000	0,200	2,198	0,419	25.
W1	1,069	0,525	1,17	0,200	2,198	0,398	26.

Wniosek	Kryterium (wartość ważona)					Ocena globalna	Pozycja
	\tilde{x}_2	\tilde{x}_8	\tilde{x}_{10}	\tilde{x}_{11}	\tilde{x}_{12}		
W59	1,069	0,525	0,835	1,801	2,198	0,386	27.
W26	1,282	0,350	1,504	0,200	0,244	0,371	28.
W4, W30, W63, W64	1,282	0,350	0,835	1,801	0,733	0,367	29.
W22	1,069	0,350	1,504	0,200	2,198	0,336	30.
W32	1,069	1,574	1,17	0,200	0,244	0,321	31.
W51, W54	1,069	1,574	0,000	1,801	2,198	0,300	32.
W55	1,282	0,350	0,835	1,801	0,244	0,294	33.
W58	1,069	0,350	1,170	0,200	2,198	0,269	34.
W50	1,069	0,350	0,835	1,801	2,198	0,252	35.
W17	1,069	0,525	0,835	0,200	2,198	0,239	36.
W13, W78, W79	1,282	0,350	0,835	0,200	0,733	0,227	37.
W14 , W36, W42, W48, W57, W60, W77, W80	1,282	0,350	0,835	0,200	0,244	0,154	38.
W12, W20	1,069	1,574	0,000	0,200	2,198	0,151	39.

Czcionką pogrubioną wyróżniono klientów o statusie spłaty „stracony”. Surowe dane opisujące profil osobowościowy wnioskodawców zawiera aneks (tabela A-2)

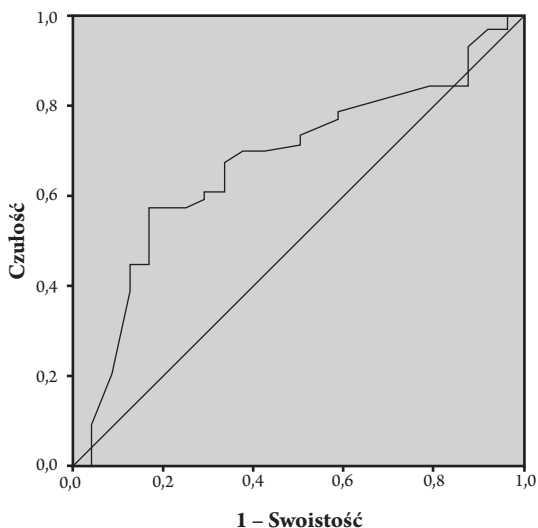
Źródło: opracowanie własne na podstawie posiadanych danych.

W kolejnym kroku wyznaczono krzywą ROC. Pole pod krzywą ROC wynosi $AUC = 0,673$, a otrzymana wartość ($p = 0,014$) jest istotnie różna od wartości 0,5, co oznacza, że otrzymana klasyfikacja jest lepsza od klasyfikacji przypadkowej.

Wyniki klasyfikacji dla punktu odcięcia na poziomie $P = 0,2823$ i $P = 0,2323$ zaprezentowano w tabeli 3.23.

Wyniki klasyfikacji należy uznać za zadowalające, przy czym należy podkreślić, że kryteria decyzyjne dotyczyły jedynie profilu osobowego wnioskodawcy (kryterium K_p , tabela 2.16).

Porównując wyniki uzyskane metodą LSAW i LHellwiga można zauważyć, że zbiory wniosków najlepiej ocenionych pokrywają się. Współczynnik korelacji rang Spearmana dla obu klasyfikacji wyniósł 0,99 i był istotny statystycznie ($p < 0,05$).

Wykres 3.5. Wykres krzywej ROC dla modelu M(PD₂, LHellwig)

Źródło: opracowanie własne z wykorzystaniem pakietu SPSS.

Tabela 3.23. Wyniki klasyfikacji pożyczkobiorców – model M(PD₂, LHellwig)

Metoda szacowana wag (punkt odcięcia)	Jakość klasyfikacji	Tak zwani źli pożyczkobiorcy	Tak zwani dobrzy pożyczkobiorcy	Ogólna jakość klasyfikacji (pożyczkobiorcy dobrze/źle sklasyfikowani/liczba pożyczkobiorców)	
V Cramera, (P=0,2823)	Dobrze sklasyfikowani	12 (50,0%)	42 (75,0%)	54	67,50%
	Błędnie sklasyfikowani	12	14	26	32,50%
V Cramera, (P=0,2329)	Dobrze sklasyfikowani	9 (37,5%)	47 (83,9%)	56	70,00%
	Błędnie sklasyfikowani	15	9	24	30,00%

P – wartość punktu odcięcia. Wartość w nawiasie oznacza procent dobrze sklasyfikowanych pożyczkobiorców we wskazanych klasach.

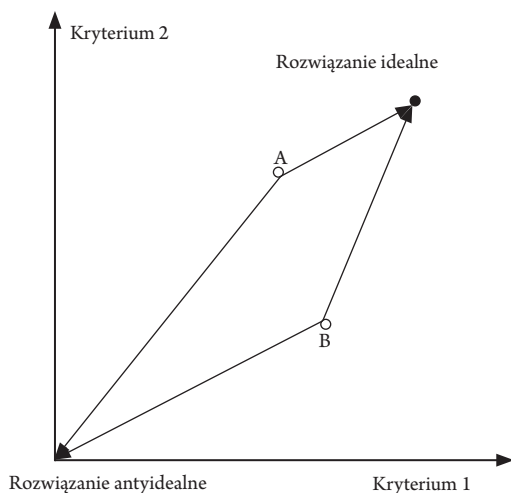
Źródło: opracowanie własne na podstawie posiadanych danych.

3.3. Zastosowanie metody TOPSIS do oceny ryzyka finansowania przedsiębiorstw

3.3.1. Algorytm metody TOPSIS

Metoda TOPSIS zaprezentowana przez Hwanga i Yoona w 1981 roku [Hwang, Yoon, 1981] bazuje na koncepcji punktów referencyjnych. Metoda ta zbieżna jest z podstawami teoretycznymi, określonymi w przez Profesora Zdzisława Hellwiga [Hellwig, 1965], jak również nawiązuje do pracy Kahnemana i Tversky'ego z 1979 roku, w której przedstawiono ogólną teorię preferencji zależną od punktów referencyjnych. Algorytm metody TOPSIS może być traktowany jako rozszerzenie algorytmu metody Hellwiga. Metoda TOPSIS polega na porównaniu obiektów zarówno z rozwiązaniem najlepszym (idealnym), jak i z najgorszym (antyidealnym). Bardziej preferowanym wnioskiem kredytowym będzie wniosek, który ze względu na wartości przyjętych kryteriów jest najbliższe rozwiązania idealnego oraz najdalej od rozwiązania antyidealnego. Wykres 3.6. w sposób graficzny ilustruje porównanie dwóch wariantów decyzyjnych rozpatrywany za pomocą metody TOPSIS.

Wykres 3.6. Porównywanie wariantów decyzyjnych – metoda TOPSIS



Oś pionowa i pozioma przedstawiają wartości dwóch wybranych kryteriów decyzyjnych, A i B – rozpatrywane wnioski kredytowe

Źródło: [Ishizaka i in., 2013].

Wykres 3.6. obrazuje dwa warianty decyzyjne A i B, a także rozwiązania idealne oraz rozwiązanie antyidealne. Preferowanym rozwiązaniem, zgodnie

z metodologią TOPSIS, jest w tym przypadku rozwiązanie A. Wariant decyzyjny A leży bliżej rozwiązania idealnego, aniżeli wariant decyzyjny B. Jednocześnie wariant decyzyjny A leży dalej od rozwiązania antyidealnego, aniżeli wariant decyzyjny B.

Metoda TOPSIS znajduje wiele zastosowań praktycznych: w wyborze projektów inwestycyjnych [Amiri, 2010; Mahmoodzadeh, Shahrabi, Pariazar, Zaeri, 2007], w wyborze i tworzeniu rankingu dostawców usług [Bottani, Rizzi, 2006], w badaniach nad zrównoważonym rozwojem [Perlo, Roszkowska, 2011], w negocjacjach [Roszkowska, 2012]. Przegląd różnych zastosowań metody TOPSIS można znaleźć w pracach [Behzadian i in., 2012; Zavadskas i in., 2016].

Algorytm **klasycznej metody TOPSIS** zaprezentowano poniżej.

Kroki od **1** do **4** są takie same jak w przypadku algorytmu klasycznej metody SAW.

Krok 1. Określenie kryteriów decyzyjnych, zbiorów ocen wartości kryteriów oraz skończonego zbioru ocenianych wniosków aplikacyjnych.

Niech $W_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}] \in X$ – reprezentacja wniosku aplikacyjnego, gdzie x_{ij} ocena numeryczna i -tego wniosku ze względu na j -te kryterium.

Krok 2. Wyznaczenie dodatnich wag w_j dla kryteriów decyzyjnych ($j = 1, 2, \dots, n$) tak aby:

$$w_1 + w_2 + \dots + w_n = 1$$

Krok 3. Wyznaczenie znormalizowanych ocen wartości kryteriów decyzyjnych.

Normalizacji zmiennych można dokonać opierając się na jednym ze wzorów od 3.1. do 3.4.

Krok 4. Wyznaczenie znormalizowanych ważonych ocen wartości kryteriów decyzyjnych.

Znormalizowany i -ty wariant decyzyjny z uwzględnieniem wektora wag ma postać $\tilde{W}_i = [\tilde{x}_{i1}, \tilde{x}_{i2}, \dots, \tilde{x}_{in}]$, gdzie:

$$\tilde{x}_{ij} = z_{ij} w_j \quad (3.26)$$

Krok 5. Wyznaczenie wariantów referencyjnych.

Rozwiązanie idealne będzie miało postać:

$$W^+ = \left[\max_i \tilde{x}_{i1}, \max_i \tilde{x}_{i2}, \dots, \max_i \tilde{x}_{in} \right] \quad (3.27)$$

Rozwiązanie antyidealne będzie miało postać:

$$W^- = \left[\min_i \tilde{x}_{i1}, \min_i \tilde{x}_{i2}, \dots, \min_i \tilde{x}_{in} \right] \quad (3.28)$$

dla $i = 1, \dots, m, j = 1, \dots, n$.

Krok 6. Wyznaczenie odległości znormalizowanych ważonych wariantów decyzyjnych od wariantu idealnego i antyidealnego, tj. wartości:

$$d_i^+ (\tilde{W}_i, W^+) = \sqrt{\sum_{j=1}^n (\tilde{x}_{ij} - \max_i \tilde{x}_{ij})^2} \quad (3.29)$$

oraz

$$d_i^- (\tilde{W}_i, W^-) = \sqrt{\sum_{j=1}^n (\tilde{x}_{ij} - \min_i \tilde{x}_{ij})^2} \quad (3.30)$$

W pracy przyjęto, że d_i^- i d_i^+ są metrykami euklidesowymi³.

Krok 7. Wyznaczenie oceny globalnej rozpatrywanych wniosków aplikacyjnych zgodnie ze wzorem:

$$V_T(W)_i = \frac{d_i^- (\tilde{W}_i, W^-)}{d_i^+ (\tilde{W}_i, W^+) + d_i^- (\tilde{W}_i, W^-)} \quad (3.31)$$

Wynikiem kroku 7 jest ranking wariantów decyzyjnych. Ocena globalna jest wartością spełniającą warunek $V_T(W)_i \in [0,1]$, przy czym wyższe wartości oznaczają wyższą pozycję danego wniosku aplikacyjnego w otrzymanym rankingu.

Algorytm **lingwistycznej metody TOPSIS** zaprezentowano poniżej.

Kroki od 1 do 4 są podobne jak w przypadku algorytmu lingwistycznej metody SAW.

Krok 1. Określenie kryteriów decyzyjnych, zbiorów ekwiwalentów numerycznych (ocen punktowych) przypisanych kryteriom oraz skończonego zbioru ocenianych wniosków aplikacyjnych.

³ Najczęściej stosowaną i najbardziej znaną jest metryka Minkowskiego, natomiast metryka euklidesowa jest jej szczególnym przypadkiem (dla $p = 2$).

Niech $W_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}] \in X$ – reprezentacja wniosku aplikacyjnego, gdzie x_{ij} ocena punktowa i -tego wniosku ze względu na j -te kryterium.

Krok 2. Wyznaczenie dodatnich wag w_j dla kryteriów decyzyjnych ($j = 1, 2, \dots, n$) tak aby:

$$w_1 + w_2 + \dots + w_n = 1$$

Z uwagi na fakt, że nadawanie rang wyrażeniom lingwistycznym (np. tabela 3.1) odbywa się według tej samej skali w przypadku lingwistycznej metody TOPSIS (podobnie jak dla metod LSAW oraz LHellwiga), etap normalizacji jest pomijany.

Krok 3. Wyznaczenie ważonych ocen wartości kryteriów decyzyjnych.

Wariant decyzyjny z uwzględnieniem wektora wag ma postać $\tilde{W}_i = [\tilde{x}_{i1}, \tilde{x}_{i2}, \dots, \tilde{x}_{in}]$, gdzie:

$$\tilde{x}_{ij} = x_{ij} w_j \quad (3.32)$$

Krok 4. Wyznaczenie wariantów referencyjnych.

Rozwiązanie idealne będzie miało postać:

$$W^+ = \left[\max_i \tilde{x}_{i1}, \max_i \tilde{x}_{i2}, \dots, \max_i \tilde{x}_{in} \right] \quad (3.33)$$

gdzie:

$\max_i \tilde{x}_{ij}$ – najwyższa ważona ocena punktowa j -tego kryterium,
 $i = 1, \dots, m; j = 1, \dots, n$.

Rozwiązanie antyidealne będzie miało postać:

$$W^- = \left[\min_i \tilde{x}_{i1}, \min_i \tilde{x}_{i2}, \dots, \min_i \tilde{x}_{in} \right] \quad (3.34)$$

gdzie:

$\min_i \tilde{x}_{in}$ – najniższa ważona ocena punktowa j -tego kryterium,
 $i = 1, \dots, m; j = 1, \dots, n$.

Do wyznaczania odległości d_i^- oraz d_i^+ , w przypadku zmiennych jakościowych, można wykorzystać, podobnie jak w przypadku metody Hellwiga, miarę GDM2 zaproponowaną przez Walesiaka [Walesiak, 1993, s. 44-45] (por. wzór 3.24).

Krok 7. Wyznaczenie oceny globalnej rozpatrywanych wniosków aplikacyjnych zgodnie ze wzorem:

$$V_{LT}(W_i) = \frac{d_i^-(\tilde{W}_i, W^-)}{d_i^+(\tilde{W}_i, W^+) + d_i^-(\tilde{W}_i, W^-)} \quad (3.35)$$

Wynikiem ostatniego kroku jest ranking wariantów decyzyjnych. Wyższe wartości miary $V_{LT}(W_i)$ świadczą o wyższej pozycji wniosku aplikacyjnego W_i w rankingu.

Metoda TOPSIS, podobnie jak metoda SAW oraz Hellwiga, wymaga opisu kryteriów za pomocą wartości liczbowych lub ekwiwalentów numerycznych przypisanych wyrażeniom lingwistycznym. Zadaniem analityka kredytowego jest wyznaczenie wektora wag. Preferencje osoby podejmującej decyzje są wyrażone za pomocą wektora wagowego kryteriów oraz ocen numerycznych przypisanych wyrażeniom lingwistycznym. Zaletami tej metody są: jej oparcie na logicznym toku myślenia osoby podejmującej decyzję, małe skomplikowanie obliczeniowe, prostota implementacji metody, a także użyteczność w przypadku dużej liczby ocenianych wariantów decyzyjnych.

Należy podkreślić, że ranking rozważanych wariantów decyzyjnych może zależeć od sposobu mierzenia odległości [Olson 2004; Tzeng, Huang, 2011; Brzostowski i in. 2014].

3.3.2. Model oceny wniosku aplikacyjnego oparty na lingwistycznej metodzie TOPSIS

Metodę LTOPSIS, podobnie jak metodę LSAW oraz LHellwiga, wykorzystano do oceny profilu osobowościowego osób starających się o sfinansowanie startu indywidualnej działalności gospodarczej za pomocą preferencyjnej pożyczki (por. rozdział 3.2.3, 3.3.3). Model oparto na tym samym zestawie zmiennych, przyjętych jako kryteria decyzyjne, jak w poprzednio rozważanych modelach:

- X_2 – wiek pożyczkobiorcy;
- X_8 – stan cywilny pożyczkobiorcy;
- X_{10} – liczba osób pozostających na utrzymaniu wnioskodawcy;
- X_{11} – wykształcenie;
- X_{12} – staż pracy w latach.

W ocenie punktowej zmiennych lingwistycznych zastosowano też podobną skalę (por. tabela. 3.6). Z uwagi na fakt, iż kryteria dzięki powyższej operacji są mierzone według tej samej skali, pominięto podobnie jak w metodach LSAW i LHellwiga etap normalizacji zmiennych. Wagi kryteriów wyznaczono z wykorzystaniem metody opartej na współczynniku V Cramera (por. tabela 3.8). Wariantem idealnym był wektor $W^+ = [1,92; 1,57; 1,5; 1,8; 2,2]$, wyznaczony na podstawie formuły 3.33., natomiast wariantem antyidealnym wektor $W^- = [1,067; 0,35; 0,18; 0,20; 0,244]$, wyznaczony na podstawie formuły 3.34.

Jako miarę odległości przyjęto miarę GDM2, a obliczeń dokonano z zastosowaniem programu R, posługując się pakietem o nazwie *cluterSim* (wykorzystany kod kompilacyjny zawarto w podrozdziale 3.3.3). W tabeli 3.24. zaprezentowano ranking wniosków dla powstałego modelu.

Tabela 3.24. Ocena globalna wniosków pożyczkowych otrzymana metodą LTOPSIS – model M(PD₂, LTOPSIS)

Wniosek	Kryterium (wartość ważona)					Ocena globalna	Pozycja
	\tilde{x}_2	\tilde{x}_8	\tilde{x}_{10}	\tilde{x}_{11}	\tilde{x}_{12}		
W10, W23, W25, W27, W37, W44, W45, W47, W65, W66, W68, W74	1,92	1,57	1,50	1,80	2,20	1,000	1.
W75	1,92	1,57	1,17	1,80	2,20	0,919	2.
W38	1,92	0,52	1,50	1,80	2,20	0,914	3.
W2, W5, W31, W49, W52, W71 , W73	1,92	1,57	1,50	0,20	2,20	0,857	4.
W8	1,92	1,57	1,50	1,80	0,24	0,839	5.
<u>W67</u>	1,28	1,57	1,17	1,80	2,20	0,812	6.
W21, W39, W61	1,92	1,57	0,84	1,80	2,20	0,792	7.
W41, W53, W72	1,92	1,57	1,17	0,20	2,20	0,773	8.
W35	1,92	0,52	1,50	0,20	2,20	0,771	9.
W29, W76	1,07	1,57	1,50	1,80	2,20	0,752	10.
W70	1,28	1,57	1,50	0,20	2,20	0,744	11.
W18, W69	1,28	0,52	1,17	1,80	2,20	0,731	12.
W6, <u>W56</u>	1,07	1,57	1,17	1,80	2,20	0,676	13.
W16, W3	1,92	1,57	1,17	0,20	0,73	0,670	14.
<u>W9</u> , W28	1,92	0,35	0,84	1,80	2,20	0,614	15.
W34	1,07	1,57	1,50	0,20	2,20	0,607	16.
W62	1,92	0,35	1,17	0,20	2,20	0,587	17.
W43	1,92	0,52	0,84	0,20	2,20	0,562	18.
W7	1,07	1,57	0,84	1,80	2,20	0,556	19.
W46	1,92	1,57	0,00	0,20	2,20	0,549	20.
W24	1,28	0,35	1,17	1,80	0,73	0,534	21.
W19	1,07	0,52	1,50	0,20	2,20	0,531	22.
W40	1,07	1,57	1,17	0,20	2,20	0,527	23.
W11, W15, <u>W33</u>	1,28	0,35	0,84	1,80	2,20	0,503	24.

Wniosek	Kryterium (wartość ważona)					Ocena globalna	Pozycja
	\tilde{x}_2	\tilde{x}_8	\tilde{x}_{10}	\tilde{x}_{11}	\tilde{x}_{12}		
W59	1,07	0,52	0,84	1,80	2,20	0,484	24.
W51, W54	1,07	1,57	0,00	1,80	2,20	0,479	26.
W1	1,07	0,52	1,17	0,20	2,20	0,452	27.
W22	1,07	0,35	1,50	0,20	2,20	0,430	28.
W26	1,28	0,35	1,50	0,20	0,24	0,429	29.
W32	1,07	1,57	1,17	0,20	0,24	0,411	30.
W4, W30, W63, W64	1,28	0,35	0,84	1,80	0,73	0,410	31.
W55	1,28	0,35	0,84	1,80	0,24	0,387	32.
W50	1,07	0,35	0,84	1,80	2,20	0,386	33.
W58	1,07	0,35	1,17	0,20	2,20	0,349	34.
W12, W20	1,07	1,57	0,00	0,20	2,20	0,341	35.
W17	1,07	0,52	0,84	0,20	2,20	0,331	36.
W13, W78, W79	1,28	0,35	0,84	0,20	0,73	0,245	37.
W14, W36, W42, W48, W57, W60, W77, W80	1,28	0,35	0,84	0,20	0,24	0,231	38.

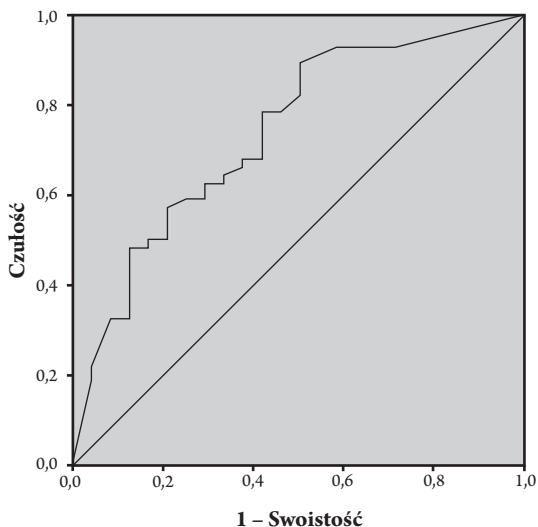
Czcionką pogrubioną wyróżniono klientów o statusie spłaty „stracony”, czcionką pochyloną o statusie „wątpliwy”, czcionką podkreśloną o statusie „pod obserwacją”. Surowe dane opisujące profil osobowościowy wnioskodawców zawiera aneks (tabela A-2)

Źródło: opracowanie własne na podstawie posiadanych danych.

Krzywą ROC dla rozważanego modelu zilustrowano na wykresie 3.7. Pole pod krzywą wyniosło $AUC = 0,738$ ($p < 0,001$).

W kolejnym kroku dokonano wyboru punktu odcięcia, w tym celu posłużono się tabelą współrzędnych krzywej ROC. W tabeli 3.25. przedstawiono propozycję punktu odcięcia (tekst pogrubiony).

Zaproponowano punkt odcięcia na poziomie $P=0,540$, co oznacza poprawną klasyfikację „złych” klientów na poziomie 66,67% oraz poprawną klasyfikację „dobrych” pożyczkobiorców na poziomie 68,00%.

Wykres 3.7. Wykresy krzywych ROC – model M(PD₂, LTOPSIS)

Źródło: opracowanie własne z wykorzystaniem pakietu SPSS.

Tabela 3.25. Współrzędne krzywej ROC – model M(PD₂, LTOPSIS)

Punkt odcięcia	Czulość	1 – Swoistość	Punkt odcięcia	Czulość	1 – Swoistość
0,220	1,000	1,000	0,600	0,607	0,333
0,235	0,946	0,792	0,640	0,589	0,250
0,285	0,929	0,708	0,675	0,589	0,167
0,335	0,929	0,667	0,705	0,571	0,125
0,345	0,893	0,667	0,735	0,536	0,125
0,370	0,875	0,667	0,745	0,518	0,125
0,400	0,875	0,583	0,760	0,482	0,125
0,420	0,821	0,500	0,780	0,411	0,125
0,440	0,804	0,458	0,800	0,357	0,125
0,465	0,786	0,458	0,825	0,357	0,083
0,490	0,732	0,458	0,850	0,339	0,083
0,515	0,696	0,417	0,885	0,232	0,042
0,540	0,679	0,333	0,915	0,214	0,042
0,555	0,661	0,333	0,960	0,196	0,042
0,575	0,625	0,333	1,0	0,000	0,000

Czcionką pogrubioną wskazano wybrany punkt odcięcia

Źródło: opracowanie własne z wykorzystaniem pakietu SPSS.

Tabela 3.26. Wyniki klasyfikacji pożyczkobiorców otrzymane metodą LTOPSIS – model M(PD₂, LTOPSIS)

Metoda szacowana wag	Jakość klasyfikacji	Tak zwani źli pożyczkobiorcy	Tak zwani dobrzy pożyczkobiorcy	Ogólna jakość klasyfikacji (pożyczkobiorcy dobrze/źle sklasyfikowani/liczba pożyczkobiorców)	
Metoda oparta na współczynniku V Cramera	Dobrze sklasyfikowani	16 (66,67%)	48 (68,00%)	63	78,75%
	Błędnie sklasyfikowani	8	18	17	21,25%

Wartość w nawiasie oznacza procent dobrze sklasyfikowanych pożyczkobiorców we wskazanych klasach

Źródło: opracowanie własne na podstawie posiadanych danych.

Na mocy wzoru (3.35), niezależnie od metody normalizacji czy sposobu liczenia odległości, wartość funkcji $V_{LT}(W_i) \in [0,1]$. Stąd można zaproponować podobną metodę podziału wniosków kredytowych na klasy ze względu na pożądany profil osobowy ($[1,0; 0,8]$ – idealny lub bardzo dobry profil osobowy wnioskodawcy, $[0,8; 0,6]$ – dobry profil, $[0,6; 0,4]$ – dostateczny profil, poniżej poziomu 0,4 – profil negatywny). W podejściu tym możliwa jest relatywna ocena wszystkich rozważanych wniosków względem siebie i wskazanie który z porównywanych wniosków jest lepszy i o ile (bliższy/dalszy od profilu idealnego/antyidealnego).

Do grupy klientów o ocenie globalnej poniżej 0,4 zostało zakwalifikowanych, 4 „dobrych” klientów, dwóch os statusie „stracony”, 7 klientów o statusie „wątpliwy” oraz jeden pożyczkobiorca o statusie „pod obserwacją”. W grupie klientów o ocenie globalnej powyżej 0,8 znalazło się po jednym pożyczkobiorcy o statusach spłaty „stracony”, „pod obserwacją” i „wątpliwy”, reszta tj. 20 pożyczkobiorców posiadało status spłaty „normalny”.

Współczynnik korelacji rang Spearmana pomiędzy rankingami dla dowolnych dwóch spośród metod LSAW, LHellwiga oraz LTOPSIS był wyższy niż 0,99 oraz był istotny statystycznie ($p < 0,05$).

3.4. Zastosowanie metody WINGS do oceny ryzyka finansowania przedsiębiorstw

3.4.1. Algorytm metody WINGS

Metoda WINGS [Michnik, 2013] polega na ilościowej ocenie elementów powiązanych w system, który opisuje analizowany problem decyzyjny. Ocenie podlegają tu dwie wielkości, a mianowicie: siła (znaczenie) danego składnika w systemie oraz siła, z jaką dany składnik wpływa na pozostałe rozpatrywane kryteria. Z punktu widzenia wielokryterialnego podejmowania decyzji, składnikami systemu są kryteria decyzyjne przyjęte w modelu. Zaletą metody jest możliwość jej zastosowania w przypadku występowania zależności pomiędzy kryteriami. Kryteria mogą być kryteriami ilościowymi lub jakościowymi, co sprawia, że metoda może znaleźć szereg zastosowań, w tym także w analizie słabo ustrukturyzowanych problemów decyzyjnych. Metodę wykorzystano m.in. w wyborze innowacyjnych projektów [Michnik, 2018], we wspieraniu procesu negocjacji w sytuacji występowania zależności pomiędzy kwestiami negocjacyjnymi [Michnik, 2016], w zarządzaniu podmiotem leczniczym [Michnik, Frączkiewicz-Wronka, 2014].

Algorytm **metody WINGS** jest następujący:

Krok 1. Wylonienie najistotniejszych kryteriów decyzyjnych (zgodnie z preferencjami decydenta), jak również określenie, mogących wystąpić między nimi, zależności przyczynowo-skutkowych.

Analiza rozpatrywanych zależności jest przedstawiana za pomocą grafu skierowanego, gdzie wierzchołki reprezentują przyjęte kryteria decyzyjne, natomiast łuki obrazują kierunek i siłę odpowiednich zależności. Siłę znaczenia kryteriów oraz ich wzajemnego wpływu opisuje się za pomocą skali werbalnej. Zalecane jest [Michnik, 2016], aby minimalna skala obejmowała od 3 do 5 punktów (np.: bardzo niski, niski, średni, wysoki, bardzo wysoki), a zarazem nie przekraczała więcej niż 10 punktów. W modelu przyjęto skalę od 1 do 9, gdzie liczby nieparzyste: 1, 3, 5, 7, 9 odpowiadają głównym punktom skali, zaś liczby parzyste: 2, 4, 6, 8 odpowiadają ocenom pośrednim [Michnik, 2016].

Wartości znaczenia i wpływów poszczególnych kryteriów decyzyjnych wprowadza się do macierzy bezpośredniego znaczenia – wpływów D . Elementy tej macierzy oznacza się jako: d_{ij} , $j = 1, \dots, n$:

- wartości reprezentujące znaczenie kryteriów wprowadza się na główną przekątną: d_{ii} – znaczenie kryterium i ,
- wartości reprezentujące wpływy są wprowadzane w taki sposób, że d_{ij} – wpływ składnika i na składnik j , $i, j = 1, \dots, n$, $i \neq j$.

Krok 2. Skalowanie macierzy D .

Macierz D skaluje się zgodnie z następującą formułą:

$$S = \frac{1}{s} D \quad (3.36)$$

gdzie czynnik skalujący s jest zdefiniowany jako suma elementów macierzy D :

$$s = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n d_{ij} \quad (3.37)$$

Krok 3. Wyznaczenie macierzy całkowitego znaczenia – wpływów T zgodnie ze wzorem:

$$T = S + S^2 + S^3 + \dots = S(I - S)^{-1} \quad (3.38)$$

Metoda WINGS jest szczególnie użyteczna w sytuacji występowania zależności pomiędzy kryteriami decyzyjnymi, daje możliwość uwzględnienia zależności pomiędzy kryteriami (ze względu na relację preferencji). Decydent przy pomocy grafu skierowanego (bez cykli) wyraża swoje preferencje co do znaczenia (ważności) przyjętych kryteriów decyzyjnych oraz posiadaną wiedzę dotyczącą zależności pomiędzy kryteriami za pomocą określenia wpływów składników systemu. Należy dodać, że istnieje wersja metody WINGS operująca na danych w postaci przedziałów liczbowych [Michnik, Grabowski, 2020].

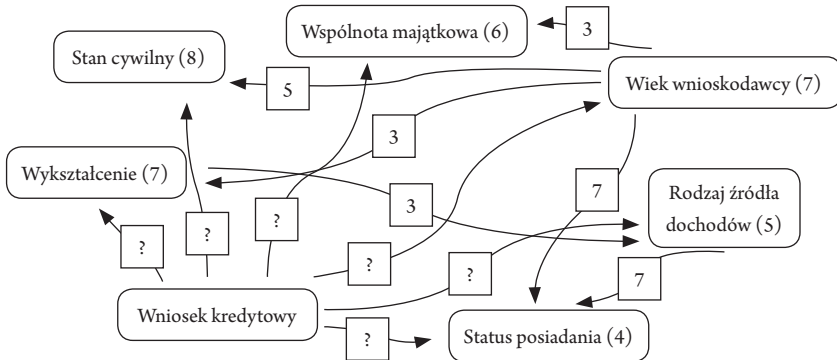
3.4.2. Model oceny wniosku aplikacyjnego oparty na metodzie WINGS

Metodę zastosowano w analizie drugiego problemu decyzyjnego, tj. oceny wniosków pożyczkowych osób fizycznych, planujących sfinansowanie startu indywidualnej działalności gospodarczej dzięki preferencyjnej pożyczce. Założono, iż model $\mathbf{M}(\mathbf{PD}_2, \mathbf{WINGS})$ będzie służył częściowej ocenie wniosku aplikacyjnego, ze względu na kryteria główne K_1 (profil osobowy wnioskodawcy) oraz K_2 (sytuacja finansowa wnioskodawcy). Ostatecznie model oparto na sześciu zmiennych, przyjętych jako kryteria decyzyjne:

- X_{11} – wykształcenie,
- X_8 – stan cywilny,
- X_9 – wspólnota majątkowa,
- X_2 – wiek wnioskodawcy,
- X_{13} – rodzaj źródła uzyskiwanych dochodów,
- X_{15} – status posiadania nieruchomości.

Znacznie kryteriów decyzyjnych i ich wzajemne oddziaływania przedstawiono na schemacie 3.1.

Schemat 3.1. Graf zależności w analizowanym problemie decyzyjnym



Źródło: opracowanie własne.

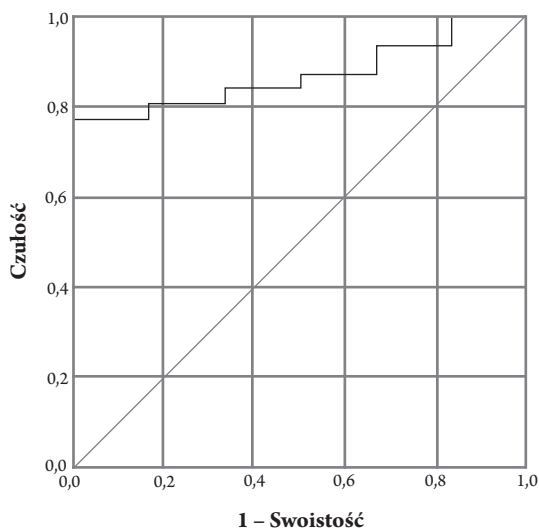
Wpływ i znaczenie kryteriów decyzyjnych oszacowano metodą ekspercką, wykorzystując wiedzę i doświadczenie bankowe autora pracy. Na podstawie schematu 3.1. skonstruowano macierz *D* bezpośredniego znaczenia – wpływów.

Tabela 3.27. Zawartość macierzy *D* oceny przykładowej aplikacji pożyczkowej

Wyszczególnienie	Wiek	Stan cywilny	Wspólnota majątkowa	Wykształcenie	Źródło dochodu	Status posiadania	Wnioskodawca
Wiek	7	5	3	3	0	7	0
Stan cywilny	0	8	3	0	0	0	0
Wspólnota majątkowa	0	0	6	0	0	0	0
Wykształcenie	0	0	0	7	3	0	0
Źródło dochodu	0	0	0	0	5	7	0
Status posiadania	0	0	0	0	0	4	0
Wniosek kredytowy	0	7	5	5	9	9	0

Źródło: opracowanie własne.

W kolejnym kroku dokonano weryfikacji empirycznej powstałego modelu. Wykres 3.8. ilustruje krzywą ROC dla otrzymanej klasyfikacji.

Wykres 3.8. Wykresy krzywej ROC dla modelu M(PD₂, WINGS)

Źródło: opracowanie własne z wykorzystaniem pakietu SPSS.

Pole pod krzywą wyniosło $AUC = 0,65$ ($p = 0,04$), stąd klasyfikację otrzymaną za pomocą modelu należy uznać za nieprzypadkową. Wynik klasyfikacji zawiera tabela 3.28. Przyjęto punkt odcięcia na poziomie $P = 0,281$.

Tabela 3.28. Wynik klasyfikacji pożyczkobiorców otrzymany metodą WINGS – model M(PD₂, WINGS), punkt odcięcia $P = 0,281$

Jakość klasyfikacji	„Żli kredytobiorcy” (klienci o statusie spłaty „stracony”)	„Pozostali kredytobiorcy” (status spłaty: „normalny”, „pod obserwacją”, „wątpliwy”)	Ogólna jakość klasyfikacji (pożyczkobiorcy dobrze/złe sklasyfikowani/ liczba pożyczkobiorców)	
Dobrze sklasyfikowani	3 (60,0%)	69 (92,00%)	72	90,0%
Błędnie sklasyfikowani	2	6	8	10,0%

Wartość w nawiasie oznacza procent dobrze sklasyfikowanych pożyczkobiorców we wskazanych klasach

Źródło: opracowanie własne z wykorzystaniem danych bankowych.

Wyboru kryteriów decyzyjnych dokonano metodą ekspercką, także znaczenie kryteriów oraz ich poziom wpływów na inne kryteria decyzyjne oszacowano

metodą ekspercką. Stosując dodatkowo odpowiednie metody statystyczne w celu wyłonienia zależności pomiędzy kryteriami można uzyskać lepsze wyniki klasyfikacji. Zaletą metody WINGS jest brak konieczności wyznaczania wag przyjętych kryteriów decyzyjnych, jak również brak konieczności stosowania obliczeń statystycznych w celu wyłonienia zależności pomiędzy kryteriami. Określanie poziomu znaczenia, a zarazem wpływu w przypadku złożonych problemów decyzyjnych powinno być zrozumiałe i intuicyjne dla osoby podejmującej decyzję.

Podsumowanie

W rozdziale 3 zaprezentowano możliwości wykorzystania klasycznych metod wielokryterialnego podejmowania decyzji w rozwiązywaniu trzech sformułowanych pracy problemów decyzyjnych tj. problemów oznaczonych PD_1 , PD_2 (por. rozdział 2). Wyniki klasyfikacji wniosków aplikacyjnych, otrzymanych za pomocą zbudowanych modeli, w sposób zbiorczy zilustrowano w tabeli 3.29.

Tabela 3.29. Porównanie wyników klasyfikacji wniosków aplikacyjnych otrzymanych za pomocą skonstruowanych modeli decyzyjnych

Model	Stosunek klientów dobrze sklasyfikowanych do klientów ogółem	Jakość klasyfikacji „dobrych” klientów	Jakość klasyfikacji „złych” klientów
M(PD_1 , SAW)	81,0%	80,6%	83,3%
M(PD_1 , Hellwig)	81,1%	80,1%	83,3%
M(PD_2 , LSAW)	78,8%	91,1%	50,0%
M(PD_2 , LHellwig)	70,0%	83,9%	37,5%
M(PD_2 , LTOPSIS)	78,8%	91,1%	50,0%
M(PD_2 , WINGS)	90,0%	89,6%	60,0%
M(PD_2 , Agregacyjny)	87,5%	87,5%	70,8%

Źródło: opracowanie własne.

Problemy decyzyjne dotyczyły trzech różnych sytuacji oceny ryzyka finansowania przedsiębiorstwa, a dostępne dane empiryczne, powiązane z problemami decyzyjnymi, miały charakter ilościowy i jakościowy.

W przypadku pierwszego problemu decyzyjnego (PD_1), do jego analizy wykorzystano metodę SAW oraz metodę Hellwiga. Dane, związane z tym problemem, były danymi finansowymi pozyskanymi ze sprawozdań finansowych

kredytobiorców, które zastosowano do konstrukcji wskaźników finansowych. Obie metody dały podobne rezultaty w klasyfikacji „dobrych” i „złych” klientów na poziomie. Oba podejścia dały ponadto podobne wyniki uporządkowania wniosków aplikacyjnych. Metody te mogą być z powodzeniem stosowane w przypadku oceny kondycji finansowej przedsiębiorstw, obie procedury są proste do zaimplementowania oraz przyjazne dla analityka kredytowego.

W przypadku drugiego problemu decyzyjnego (PD_2), ze względu na różny charakter zmiennych, w pierwszym kroku dokonano transformacji zmiennych przypisując im oceny punktowe (rang). W tym celu zastosowano odpowiednią skalę (patrz: tabela 3.1) oraz wykorzystano wyniki przeprowadzonej analizy korespondencji. Nadawanie rang zmiennym, mierzonym na skalali ilorazowej, wiąże się z utratą informacji. W prezentowanym podejściu z tej racji, że nadawanie rang oparto na analizie korespondencji, wartość utraconej informacji powinna być mniejsza. Ostatecznie do budowy modeli wykorzystano metody: LSAW, LTOPSIS, LHellwiga oraz WINGS.

W przypadku metod LSAW, LHellwiga i LTOPSIS w modelach wykorzystano ten sam zestaw kryteriów decyzyjnych. Analityk określił skalę lingwistyczną według której nadano oceny punktowe etykietom słownym oraz wagi kryteriom decyzyjnych. Do zalet tych metod należy ich prostota obliczeniowa. Do wad metody LHellwiga i LTOPSIS zaliczyć należy konieczność posłużenia się odpowiednim oprogramowaniem (np. programem *R*) w celu wyliczenia odległości między rozwiązaniami referencyjnymi a aplikacjami kredytowymi. Do wyznaczania tej odległości można zastosować miarę GDM2, zaproponowaną przez Walesiaka [Walesiak, 1993, s. 44-45]. Przeprowadzono obliczenia dzięki programowi *R*, posługując się pakietem *clusterSim*. Zauważmy, że metoda LSAW nie wymaga wyznaczania odległości, co wpływa na jej prostotę obliczeniową.

Zdolność dyskryminacyjna modeli decyzyjnych skonstruowanych dla poszczególnych problemów decyzyjnych jest podobna i otrzymane rankingi są zgodne. Współczynnik korelacji rang Spearmana między otrzymanymi rankingami osiągnął następujący poziom:

- 0,9998 dla modeli $M(PD_1, SAW)$ oraz $M(PD_1, Hellwig)$;
- powyżej 0,99 dla dowolnych dwóch modeli spośród $M(PD_2, LSAW)$, $M(PD_2, LHellwig)$, $M(PD_2, LTOPSIS)$.

Wszystkie powyższe wartości współczynników rang Spearmana były istotne statystycznie ($p < 0,05$).

Empiryczna weryfikacja skonstruowanych modeli decyzyjnych w rozdziale 3 wskazuje, że klasyczne metody wielokryterialnego podejmowania decyzji są użytecznym narzędziem badania ryzyka finansowania przedsiębiorstw.

Dodatkowym wynikiem badań, prowadzonych w tej części pracy, jest ogólna metodyka wyboru metody dostosowanej do sytuacji decyzyjnej. Metodykę tę ujęto w tabeli 3.30.

Tabela 3.30. Metodyka wyboru metody wielokryterialnej w zależności od specyfiki problemu decyzyjnego

Własności \ Metoda	Metoda						
	SAW	LSAW*	TOPSIS	LTOPSIS**	Hellwiga	LHellwiga***	WINGS
	Zależność między kryteriami oceny						
Niezależność preferencyjna	×	×	×	×	×	×	–
Zależność między kryteriami	–	–	–	–	–	–	×
	Charakter kryteriów						
Ilościowe	×	×	×	×	×	–	×
Jakościowe	–	×	–	×	–	×	×
Mieszane	–	×	–	×	–	×	×
	Wagi kryteriów						
Możliwe do określenia	×	×	×	×	×	×	–
Niemożliwe do określenia	–	–	–	–	–	–	×
	Punkty referencyjne						
Wzorzec	–	–	×	×	×	×	–
Antywzorzec	–	–	×	×	–	–	–
Wzorzec i antywzorzec	–	–	×	–	–	–	–
Brak punktów referencyjnych	×	×	–	–	–	–	×
	Postać informacji preferencyjnej						
Zadana bezpośrednio	×	×	×	×	×	×	×
Zadana pośrednio w postaci zbioru referencyjnego	–	–	–	–	–	–	–

* Jest to metoda SAW w wersji lingwistycznej

** Jest to metoda TOPSIS w wersji lingwistycznej

*** Jest to metoda Hellwiga w wersji lingwistycznej

Źródło: opracowanie własne.

4

ROZMYTE METODY WIELOKRYTERIALNEGO PODEJMOWANIA DECYZJI W BADANIU RYZYKA FINANSOWANIA PRZEDSIĘBIORSTW

Wprowadzenie

W rozdziale 4 pokazano możliwości wykorzystania wybranych rozmytych metod wielokryterialnego podejmowania decyzji w ocenie ryzyka finansowania przedsiębiorstw. W podrozdziale 4.1. wprowadzono pojęcie zbioru rozmytego, podstawowe definicje i operacje za zbiorach rozmytych oraz pojęcie trójkątnej liczby rozmytej. W kolejnych podrozdziałach przedstawiono algorytmy rozmytych metod FSAW (podrozdział 4.2) i FTOPSIS (podrozdział 4.3). Opierając się na zaprezentowanych algorytmach zbudowano modele decyzyjne, a następnie dokonano oceny i uporządkowania wniosków aplikacyjnych w problemach decyzyjnych PD_1 oraz PD_2 opisanych w rozdziale trzecim. W każdym przypadku dokonano oceny skuteczności rozpoznawania „dobrych” i „złych” kredytobiorców. W przypadku problemu decyzyjnego PD_1 zbudowane zostały trzy modele decyzyjne oparte na metodzie FTOPSIS tj. model agregacyjny $M(PD_1, FTOPSIS)$ wykorzystujący kryteria ilościowe i jakościowe, model $M(PD_1, \text{ilościowy}, FTOPSIS)$ oparty na kryteriach ilościowych oraz model $M(PD_1, \text{jakościowy}, FTOPSIS)$ oparty na kryteriach jakościowych. Dla problemu decyzyjnego PD_2 zbudowano trzy modele decyzyjne, tj. model $M(PD_2, FSAW)$ bazujący na kryteriach jakościowych, model $M1(PD_2, FTOPSIS)$ bazujący na identycznych kryteriach jak model $M(PD_2, FSAW)$ oraz model agregacyjny $M2(PD_2, FTOPSIS)$ wykorzystujący kryteria różnego typu.

Otrzymane wyniki pozwoliły na stwierdzenie, że: rozmyte metody wielokryterialnego podejmowania decyzji w ocenie ryzyka finansowania przedsiębiorstw są przydatne w sytuacji dysponowania wiedzą niepełną lub nieprecyzyjną.

4.1. Podstawowe pojęcia z teorii zbiorów rozmytych

Teorię zbiorów rozmytych w 1965 roku wprowadził Lotfi Zadeh [Zadeh, 1965] jako rozszerzenie klasycznej teorii zbiorów. Teoria ta bardzo szybko znalazła wiele zastosowań. Z formalnego punktu widzenia, wprowadzenie tej teorii umożliwiło odejście od binarnego sposobu opisu rzeczywistości, dając narzędzie do modelowania trudnych zagadnień badawczych. W celu zrozumienia teorii zbiorów rozmytych, Witold Bartkiewicz [Bartkiewicz, 2000] podał przykład pochodzący z IV w. p.n.e., w którym Eubulides z Miletu wskazał znany paradoks związany z logiką dwuwartościową: „Dana jest pewna liczba kamieni, które tworzą stos. Usunięcie jednego kamienia nie powoduje zniknięcia stosu”. Obydwa cytowane zdania są prawdziwe, lecz w tak sformułowanym stwierdzeniu usunięcie stosu jest niemożliwe. Paradoks ten wynika z braku precyzyjnej informacji o tym, ile kamieni uważa się za stos. Stanisław Heilpern w odniesieniu do budowy matematycznego modelu opisującego świat rzeczywisty stwierdził, że w pierwszym kroku natrafiamy na trudności wynikające z niezbyt dokładnego określenia granic klas czy zbiorów obiektów [Heilpern, 1980 s. 27]. Stwierdza on ponadto, iż „w świecie nas otaczającym istnieją zbiory obiektów, dla których nie można pokazać ostrej granicy oddzielającej obiekty należące do nich od nienależących”. Jako przykłady tego typu obiektów podaje zbiór „zielonych przedmiotów, pięknych kwiatów” czy zbiór „liczb dużo większych od 5”. W przypadku tego typu sytuacji można mówić jedynie o „stopniu przynależenia” danego obiektu do określonych zbiorów.

W przypadku ryzyka finansowania przedsiębiorstw, można zastanawiać się, jaką wartość wskaźników finansowych (np. wskaźnika rentowności sprzedaży) należy uznać za dobrą, bardzo dobrą, a jaką za niską lub bardzo niską. Widzimy, że granice pomiędzy poziomami danego wskaźnika nie są jednoznacznie wyznaczone, a na ich określenie ma wpływ cały szereg czynników, od branży, w której przedsiębiorstwo działa, poprzez koniunkturę rynkową, do geograficznego miejsca działania firmy. Metody wykorzystujące pojęcie zbioru rozmytego, służą reprezentacji i przetwarzaniu informacji nieprecyzyjnej, niepewnej i niepełnej. Informacja nieprecyzyjna jest informacją ustaloną w przybliżeniu i często wyraża się ją w postaci określeń słownych za pomocą wyrażen znanych z języka potocznego (np.: około, w przybliżeniu). Z informacją niepewną mamy do czynienia wtedy, gdy nie znamy prawdopodobieństwa prawdziwości rozważanego stwierdzenia. Informacja niepełna oznacza, że nie mamy pełnej wiedzy dotyczącej badanego zjawiska [Zadeh, 1965; Kacprzyk, 1986; Bolc i in., 1991]. Metody, wykorzystujące pojęcie zbiorów rozmytych i logiki rozmytej, nie wymagają spełnienia szeregu założeń tak jak to ma miejsce w modelach statystycznych.

Wykorzystanie wielu kryteriów decyzyjnych w procesie oceny może pociągać za sobą konieczność uwzględnienia danych o różnym charakterze, w tym

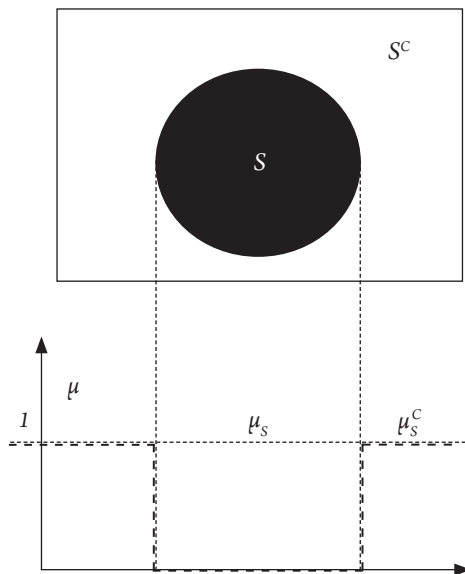
także danych: nieprecyzyjnych, niepewnych, niejednoznacznych lub mierzo-
nych na różnych skalach pomiarowych. Sytuacje tego typu spotyka się w słabo
ustrukturyzowanych problemach decyzyjnych. Z tego powodu w procedurach
obliczeniowych metod wielokryterialnych zastosowanie znajduje teoria zbio-
rów rozmytych.

W większości analizowanych zjawisk (nie tylko ekonomicznych) nie ma
zastosowania prawa wyłączonego środka *tertium non datur*. Prawo to w kla-
sycznej teorii zbiorów można utożsamiać z przynależnością (bądź nie przyna-
leżnością) punktu do zbioru. Przynależność taką najlepiej opisuje tzw. funkcja
charakterystyczna μ zbioru S :

$$\mu_s(x) = \begin{cases} 1 & \text{gdy } x \in S \\ 0 & \text{gdy } x \notin S \end{cases} \quad (4.1)$$

Dla lepszego zrozumienia prawa wyłączonego środka oraz pojęcia funkcji
charakterystycznej, zobrazowano je na rysunku 4.1. [por. Łachwa, 2001].

Rysunek 4.1. Przynależność punktu do zbioru – ujęcie klasyczne



Linia ciągłą oznaczono funkcję przynależności punktów do zbioru S , linią przerywaną oznaczono
funkcję przynależności do zbioru S^c , tj. do dopełnienia zbioru S

Źródło: opracowanie własne.

W praktyce przejścia pomiędzy poszczególnymi stanami natury nie posia-
dają tak precyzyjnie określonej granicy, jak to wskazano na rysunku 4.1. Na ogół

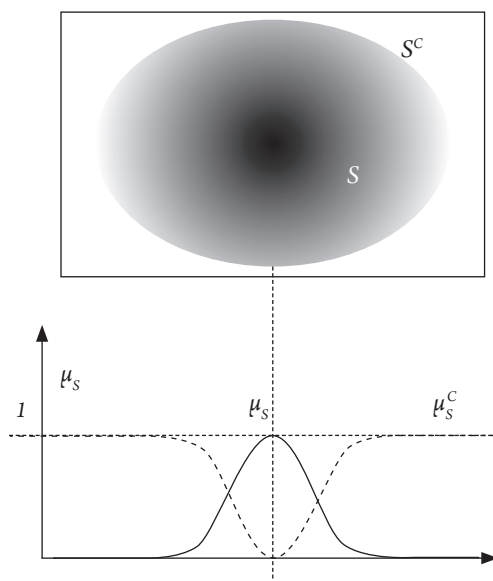
występują sytuacje, w których granice te „zacierają się”. W 1965 roku Lotfi Zadeh [Zadeh, 1965] zaproponował koncepcję, w której przynależność punktu do zbioru określił, jako liczbę z przedziału $[0,1]$. Formalna definicja zbioru rozmytego jest następująca: **zbiorem rozmytym** A na pewnej przestrzeni X nazywamy zbiór par:

$$A = \{(x, \mu_A(x)) : x \in X\} \quad (4.2)$$

gdzie: $\mu_A(x) \in [0,1]$ nosi nazwę stopnia przynależności elementu x do zbioru rozmytego A .

Teoria zbiorów rozmytych stanowi uogólnienie klasycznej koncepcji przynależności punktu do zbioru, a wartości funkcji charakterystycznej zbioru są w tym przypadku liczbami z przedziału $[0,1]$. Tego typu podejście pozwala modelować niepewność lub nieprecyzyjność, bez względu na to, z czego wynikają. Koncepcję zbioru rozmytego przedstawiono na rysunku 4.2.

Rysunek 4.2. Przynależność punktu do zbioru – ujęcie rozmyte



Linia ciągłą oznaczono funkcję przynależności punktów do zbioru S , linią przerywaną oznaczono funkcję przynależności do zbioru S^C , tj. do dopełnienia zbioru S

Źródło: opracowanie własne.

Jak pokazuje to rysunek 4.2., nie można wskazać jednoznacznej granicy między zbiorami S a S^C . Jednak można określić w sposób intuicyjny bądź wykorzystując posiadaną wiedzę ekspercką, które punkty z osi poziomej w większym

stopniu należą do zbioru S . Dla tych punktów wartość funkcji przynależności punktu do zbioru $\mu_S(x)$ będzie bliższa wartości jeden (ciemniejszy obszar zbioru S), a im bliżej brzegu zbioru S (rozjaśniający się obszar), tym wartości $\mu_S(x)$ są bliższe wartości zero.

Po raz pierwszy na szerszą skalę teorię zbiorów rozmytych zastosowano w automatyce przemysłowej. Dużym sukcesem i jednocześnie przełomem w dziedzinie zastosowań nowej teorii było użycie algorytmów opartych na logice rozmytej, stworzonych przez firmę Hitachi, do sterowania metra Sendai w Japonii. W 1974 roku logikę rozmytą spożytkowano w systemie wytwarzania pary w elektrowni, a w 1976 roku w systemie sterowania obrotowego pieca do produkcji cementu. Od lat dziewięćdziesiątych XX stulecia układy sterowania, oparte na logice rozmytej, są powszechnie wykorzystywane w bardzo wielu urządzeniach codziennego użytku, takich jak: pralki automatyczne, klimatyzatory, samochody, kamery wideo, kuchenki mikrofalowe, sprzęt komputerowy, sterowniki PLC i inne.

Teoria zbiorów rozmytych znalazła szerokie zastosowanie w różnego typu badaniach, m.in: w zagadnieniach i problemach podejmowania decyzji [Bellman, Zadeh, 1970], w logistyce [Chanas, 1984], w inżynierii i modelowaniu rzeczywistości [Zimmermann, 2001], w zagadnieniach negocjacyjnych [Roszkowska, Wachowicz, 2016], w ocenie sytuacji finansowej przedsiębiorstw [Korol, 2013], w diagnostyce medycznej [De Biswas, Roy, 2001], w ocenie efektywności kosztowej zagadnień związanych z ochroną zdrowia [Jakubczyk, Kamiński, 2017]. Na uwagę zasługuje dorobek polskich naukowców w zakresie zbiorów rozmytych [Heilpern, 1978; Kosiński, 2004; Piasecki, 1983, 1985; Kacprzyk, 1986; Kuchta, 1996].

Warto w tym punkcie pracy nawiązać do teorii zbiorów przybliżonych (*rough set*), którą przedstawił profesor Zdzisław Pawlak [Pawlak, 1982]. Teoria zbiorów przybliżonych, z logicznego punktu widzenia, jest matematycznym podejściem do modelowania zjawisk nieostrych, podobnie jak teoria zbiorów rozmytych. Teoria ta spotkała się z szerokim uznaniem i dała początek wielu publikacjom naukowym. W klasycznym ujęciu, zbiór przybliżony to obiekt matematyczny oparty na logice trójwartościowej. Istnieje także implementacja zbioru przybliżonego, gdzie przybliżenia górne i dolne są zdefiniowane za pomocą zbiorów rozmytych. W przedmiotowej pracy nie są wykorzystywane metody oparte na zbiorach przybliżonych, stąd pominięto szerszy opis tej teorii. Więcej na jej temat można znaleźć w literaturze [Pawlak, 1982; Pawlak, 2002; Pawlak, 2001; Grant, 2001; Zhong, 1999; Polkowski, 2000].

Zarówno w klasycznej teorii zbiorów, jak i w teorii zbiorów rozmytych można zdefiniować operacje na zbiorach. W praktyce obliczeniowej na zbiorach rozmytych najczęściej dokonuje się operacji sumy i różnicy, które definiuje się następująco [Łachwa, 2001]:

- sumą dwóch zbiorów rozmytych A, B nazywany zbiór $A \cup B$, którego funkcja przynależności ma postać:

$$\mu_{A \cup B}(x) = \max_{x \in X} \{ \mu_A(x), \mu_B(x) \} \quad (4.3)$$

- iloczynem dwóch zbiorów rozmytych A, B nazywamy zbiór $A \cap B$, którego funkcja przynależności ma postać:

$$\mu_{A \cap B}(x) = \min_{x \in X} \{ \mu_A(x), \mu_B(x) \} \quad (4.4)$$

Informacja w postaci niejednoznacznej i nieprecyzyjnej może być wyrażana za pomocą zmiennej lingwistycznej. Pojęcie to wprowadził Zadeh [Zadeh (part I-III), 1975; Zadeh, 1997; Martinez i in., 2010]. Zmienna lingwistyczna ma postać:

$$(X, T(X), U, G, M) \quad (4.5)$$

gdzie:

X – jest nazwą zmiennej lingwistycznej (np. ryzyko),

$T(X)$ – jest zbiorem określeń lingwistycznych np. {„niskie”, „umiarkowane”, „wysokie”},

U – jest przestrzenią rozważań (np. przedział wskaźnika rentowności aktywów ROA [5%;20%]),

G – jest gramatyką tworząca wartości lingwistyczne $T(X)$,

M – jest znaczeniem, przy czym $M(X)$ jest podzbiorem rozmytym w przestrzeni U .

Przykładem zmiennej lingwistycznej może być zmienna opisana jako *ryzyko* (R). Zmienną tę można opisać przez zbiór określeń lingwistycznych $T_R(X) = \{ \text{„niskie”, „umiarkowane”, „wysokie”} \}$, natomiast przestrzenią rozważań może być tu przedział $U = [0,1]$, a znaczeniem M będzie zbiór funkcji przynależności do poszczególnych zbiorów rozmytych.

W klasie zbiorów rozmytych można wyróżnić pewną ich podklasę, tj. zbiory rozmyte, które są: ograniczone, domknięte, wypukłe i normalne. Elementy tej podklasy nazywamy liczbami rozmytymi [Dubois, 1978; Dubois, 1980]. W praktyce najczęściej stosuje się (ze względu na małe skomplikowanie obliczeniowe i łatwość interpretacji) trapezowe lub trójkątne liczby rozmyte.

Trójkątną liczbą rozmytą \hat{A} jest trójka postaci (a,b,c) z funkcją przynależności [Chen, 2000]:

$$\mu_{\hat{A}(x)} = \begin{cases} 0 & \text{dla } x < a \\ \frac{x-a}{b-a} & \text{dla } a \leq x \leq b \\ \frac{c-x}{c-b} & \text{dla } b \leq x \leq c \\ 1 & \text{dla } x > c \end{cases} \quad (4.6)$$

Trójkątna liczba rozmyta \hat{A} jest dodatnia, jeżeli $\mu_{\hat{A}(x)} = 0$ dla $x \leq 0$. Załóżmy, że mamy dane dwie liczby rozmyte $\hat{A}_1 = (a_1, b_1, c_1)$ i $\hat{A}_2 = (a_2, b_2, c_2)$. Podstawowe działania na tych liczbach można zdefiniować następująco [Chen, 2000; Łachwa, 2001]:

$$\text{dodawanie: } \hat{A}_1 \oplus \hat{A}_2 = (a_1 + a_2, b_1 + b_2, c_1 + c_2) \quad (4.7)$$

$$\text{odejmowanie: } \hat{A}_1 \ominus \hat{A}_2 = (a_1 - a_2, b_1 - b_2, c_1 - c_2) \quad (4.8)$$

$$\text{mnożenie: } \hat{A}_1 \otimes \hat{A}_2 \cong (a_1 a_2, b_1 b_2, c_1 c_2) \quad (4.9)$$

$$\text{mnożenie przez liczbę rzeczywistą } k: k \otimes \hat{A}_2 \cong (ka_2, kb_2, kc_2) \quad (4.10)$$

$$\text{dzielenie: } \hat{A}_1 \oslash \hat{A}_2 \cong (a_1 / a_2, b_1 / b_2, c_1 / c_2) \quad (4.11)$$

$$\text{maksimum: } \max(\hat{A}_1, \hat{A}_2) = (\max(a_1, a_2), \max(b_1, b_2), \max(c_1, c_2)) \quad (4.12)$$

$$\text{minimum: } \min(\hat{A}_1, \hat{A}_2) = (\min(a_1, a_2), \min(b_1, b_2), \min(c_1, c_2)) \quad (4.13)$$

Odległość pomiędzy dwiema trójkątnymi liczbami rozmytymi określa się następująco:

$$d(\hat{A}_1, \hat{A}_2) = \sqrt{\frac{1}{3}((a_1 - a_2)^2 + (b_1 - b_2)^2 + (c_1 - c_2)^2)} \quad (4.14)$$

Najczęściej liczby rozmyte stosuje się w sytuacji, gdy posiadana informacja jest nieprecyzyjna lub jest wyrażona za pomocą wyrażen lingwistycznych. Wartościowanie wyrażen lingwistycznych w problemach wielokryterialnych za pomocą liczb rozmytych obrazuje tabela 4.1. [Chen, 2000].

Przykład przypisania termom lingwistycznym odpowiednich trójkątnych liczb rozmytych zaprezentowano wykorzystując zmienną „Rodzaj zabezpieczenia pożyczki” związaną z problemem decyzyjnym PD₂ (por. tabela 4.2).

Tabela 4.1. Terminy lingwistyczne dla kryteriów decyzyjnych i współczynników wagowych wraz z przypisanymi trójkątnymi liczbami rozmytymi

Kryterium decyzyjne		Waga kryterium	
Termin lingwistyczny	Trójkątna liczba rozmyta	Termin lingwistyczny	Trójkątna liczba rozmyta
Bardzo słaby (BS)	(0,0,1)	Bardzo niski (BN)	(0;0;0,1)
Słaby (SB)	(0,1,3)	Niski (N)	(0;0,1;0,3)
Średnio słaby (SS)	(1,3,5)	Średnio niższy (SN)	(0,1;0,3;0,5)
Dostateczny (DT)	(3,5,7)	Średni (S)	(0,3; 0,5; 0,7)
Średnio dobry (SD)	(5,7,9)	Średnio wyższy (SW)	(0,5; 0,7; 0,9)
Dobry (DB)	(7,9,10)	Wysoki (W)	(0,7; 0,9; 1,0)
Bardzo dobry (BD)	(9,10,10)	Bardzo wysoki (BW)	(0,9; 1,0; 1,0)

Źródło: [Chen, 2000, s. 5].

Tabela 4.2. Terminy lingwistyczne wraz z przypisanymi trójkątnymi liczbami rozmytymi – zmienna „Rodzaj zabezpieczenia pożyczki”

Kryterium decyzyjne „Rodzaj zabezpieczenia pożyczki”		
Rodzaj zabezpieczenia	Termin lingwistyczny	Trójkątna liczba rozmyta
Weksel	Bardzo słaby (BS)	(0,0,1)
–	Słaby (SB)	(0,1,3)
Przywłaszczenie, zastaw rejestrowy	Średnio słaby (SS)	(1,3,5)
–	Dostateczny (DT)	(3,5,7)
Hipoteka	Średnio dobry (SD)	(5,7,9)
Poreczenie	Dobry (DB)	(7,9,10)
Blokada środków na rachunku bankowym	Bardzo dobry (BDB)	(9,10,10)

Źródło: opracowanie własne.

W przypadku dysponowania dokładnymi wartościami liczbowymi, wartość tę można utożsamić z trójkątną liczbą rozmytą. Niech x będzie liczbą rzeczywistą, wtedy jej odpowiednik \tilde{x} w postaci trójkątnej liczby rozmytej będzie następujący:

$$\tilde{x} = (x, x, x) \quad (4.15)$$

Obliczenia prowadzone w dziedzinie liczb rozmytych dają wynik zwrotny w postaci liczby rozmytej. Powstaje tu problem porządkowania i porównywania tego typu liczb. Wyróżnia się trzy główne klasy metod porównywania liczb rozmytych: operację wyostrażania, metody bazujące na zbiorach odniesienia (porównujące liczby rozmyte z tymi zbiorami) oraz metody oparte na relacji rozmytej pomiędzy wielkościami rozmytymi i porównywaniu ich parami. W pracy wykorzystano pierwszą grupę metod. Wyostrażanie jest operacją przypisującą liczbie rozmytej wartości rzeczywistej. W literaturze przedmiotu można znaleźć szereg propozycji wyostrażania liczb rozmytych. Poniżej przedstawiono najczęściej stosowane metody wyostrażania:

Niech $A = (a, b, c)$ będzie trójkątną liczbą rozmytą.

- metoda FOM (*First of Maxima*), [Yager, 1980]:

$$R_{FOM} = b \quad (4.16)$$

- metoda COG (*Center of Gravity*), [Chen, 1998]:

$$R_{COG} = \frac{1}{3}(a + b + c) \quad (4.17)$$

- metoda Yao oraz Wu, [Yao i in., 2000]:

$$R_{COG} = \frac{1}{4}(a + 2b + c) \quad (4.18)$$

Należy podkreślić, że istnieje wiele sposobów porównywania liczb rozmytych i nie ma jednej uniwersalnej metody wyostrażania. Ostatecznego wyboru metody dokonuje decydent, w oparciu o posiadaną wiedzę i uwzględniając specyfikę problemu decyzyjnego. Szerzej o metodach wyostrażania pisali [Yager, 1980; Cheng 1998; Chu, Tsao 2000; Liou, Wang, 1992; Yao, Wu 2000; Opricovic, Tzeng 2003; Wang i in., 2009].

4.2. Zastosowanie rozmytej metody SAW do oceny ryzyka finansowania przedsiębiorstw

4.2.1. Algorytmy rozmytej metody SAW

Metoda SAW w swojej rozmytej formie (FSAW), [Tzeng, 2011] jest, co do konstrukcji funkcji agregującej, podobna do swojej klasycznej wersji. Funkcja agregująca operuje na liczbach rozmytych, przy czym są tu wykorzystywane działania mnożenia i dodawania liczb rozmytych oraz operacje porządkowania liczb rozmytych zdefiniowane we wcześniejszym rozdziale

(por. wzory 4.16-4.18). Metoda FSAW była stosowana w takich zagadnieniach jak: analiza jakości życia [Abdullah i in., 2010], badanie poziomu ubóstwa [Anggraeni i in., 2018], negocjacje [Roszkowska, 2014].

Algorytm **metody FSAW**, gdzie w procesie rozmywania wykorzystuje się trójkątne liczby rozmyte, jest następujący:

Krok 1. Określenie kryteriów decyzyjnych, zbiorów ocen wartości kryteriów oraz skończonego zbioru ocenianych wniosków aplikacyjnych.

Niech $W_i = [\hat{x}_{i1}, \hat{x}_{i2}, \dots, \hat{x}_{in}] \in X$ – reprezentacja wniosku aplikacyjnego, gdzie \hat{x}_{ij} ocena rozmyta i -tego wniosku ze względu na j -te kryterium. Ocena rozmyta jest reprezentowana przez trójkątną liczbę rozmytą $\hat{x}_{ij} = (a_{ij}, b_{ij}, c_{ij})$, gdzie a_{ij} , b_{ij} , c_{ij} są liczbami rzeczywistymi. W przypadku kryterium typu zysk wartość a_{ij} traktowana jest jako ocena pesymistyczna (ostrożna), b_{ij} jako spodziewana (najbardziej prawdopodobna) natomiast c_{ij} jako ocena optymistyczna. W przypadku kryterium typu strata interpretacja jest odwrotna. Gdy ocena wartości kryterium jest liczbą rzeczywistą a_{ij} , reprezentujemy ją poprzez liczbę rozmytą postaci $\hat{x}_{ij} = (a_{ij}, a_{ij}, a_{ij})$, a jeśli jest wartością z przedziału $[a_{ij}, c_{ij}]$ postaci

$$\hat{x}_{ij} = \left(a_{ij}, \frac{a_{ij} + c_{ij}}{2}, c_{ij} \right).$$

Krok 2. Wyznaczenie wag dla kryteriów decyzyjnych.

W literaturze przedmiotu można spotkać różne podejścia do określania rozmytych wag i ich normalizacji [Chang, 1995; Lan i in., 2009; Pavlacka, 2014; Sevastjanov i in., 2012; Wang, 2006].

Wagi mogą być liczbami rozmytymi lub rzeczywistymi. Na potrzeby naszej pracy wagi w reprezentacji rozmytej mają postać $\hat{w}_1, \hat{w}_2, \dots, \hat{w}_n$, gdzie $\hat{w}_k = (l_k, m_k, u_k)$ oraz l_k, m_k, u_k są liczbami rzeczywistymi spełniającymi warunki [Trzaskalik, 2014, s. 42]:

$$l_k \leq m_k \leq u_k \quad (4.19)$$

oraz

$$\sum_{k=1}^n m_k = 1 \quad (4.20)$$

Zauważymy, że w przypadku określania istotności kryteriów decyzyjnych może pojawić się problem ich normalizacji. Aby spełniony był warunek 4.20. przyjęto poniżej opisany sposób normalizacji.

Niech liczby rozmyte $\hat{f}_1, \hat{f}_2, \dots, \hat{f}_n$, gdzie $\hat{f}_k = (a_k, b_k, c_k)$ oraz a_k, b_k, c_k są liczbami rzeczywistymi spełniającymi warunek $a_k \leq b_k \leq c_k$ reprezentują istotność

kryteriów decyzyjnych. Normalizację przeprowadzono zgodnie z propozycją [Chang, Lee, 1995, s. 21-42]:

$$\hat{w}_k = (l_k, m_k, u_k) \quad (4.21)$$

gdzie:

$$l_k = \frac{a_k}{\sum_{i=1}^n c_i}, m_k = \frac{b_k}{\sum_{i=1}^n b_i}, u_k = \frac{c_k}{\sum_{i=1}^n a_i} \quad (4.22)$$

dla $k = 1, \dots, n$.

Można sprawdzić, że wówczas spełniony jest warunek $\sum_{k=1}^n m_k = 1$. Można również zauważyć, że metoda ta jest uogólnieniem metody normalizacji wag dla liczb rzeczywistych, tj. jeśli $a_k = b_k = c_k$, mamy formułę normalizacyjną dla liczb rzeczywistych.

Krok 3. Wyznaczenie znormalizowanych ocen rozmytych wartości kryteriów decyzyjnych:

Normalizacja przebiega według następującej formuły:

– dla kryterium typu zysk:

$$\hat{z}_{ij} = \left(\frac{a_{ij}}{\max_i c_{ij}}, \frac{b_{ij}}{\max_i c_{ij}}, \frac{c_{ij}}{\max_i c_{ij}} \right), j = 1, \dots, n \quad (4.23)$$

– dla kryterium typu strata:

$$\hat{z}_{ij} = \left(\frac{\min_i a_{ij}}{c_{ij}}, \frac{\min_i a_{ij}}{b_{ij}}, \frac{\min_i c_{ij}}{a_{ij}} \right), j = 1, \dots, n \quad (4.24)$$

Krok 4. Wyznaczenie znormalizowanych ważonych rozmytych wartości dla każdego wniosku aplikacyjnego.

Znormalizowany i -ty rozmyty wariant decyzyjny z uwzględnieniem wektora wag ma postać $\tilde{W}_i = [\tilde{x}_{i1}, \tilde{x}_{i2}, \dots, \tilde{x}_{in}]$, gdzie:

$$\tilde{x}_{ij} = \hat{z}_{ij} \otimes \hat{w}_j \quad (4.25)$$

gdzie mnożenie liczb rozmytych przebiega zgodnie ze wzorem 4.9. $i = 1, \dots, m$, $j = 1, \dots, n$.

Krok 5. Wyznaczenie rozmytych ocen globalnych rozmytych wariantów decyzyjnych.

Rozmyta ocena globalna i -tego wniosku W_i jest wyznaczana następująco:

$$V_{\text{FSAW}}(W_i) = \sum_{j=1}^n \tilde{x}_{ij} = \sum_{j=1}^n \hat{z}_{ij} \otimes \hat{w}_j \quad (4.26)$$

Rozmyte oceny globalne wariantów są reprezentowane przez rozmyte liczby trójkątne. W kolejnym kroku dokonywane jest uporządkowanie tych liczb. W pracy przyjęto, że uporządkowanie liczb rozmytych będzie oparte na koncepcji wyostrzania.

Krok 6. Liniowe uporządkowanie wariantów ze względu na wyznaczoną, wyostrzoną wartość oceny globalnej.

Do wyznaczenia wartości dokładnej można wykorzystać formuły opisane wzorami 4.16.-4.18. Dalej w pracy wykorzystana będzie metoda COG opisana formułą 4.17.

Algorytm **rozmytej lingwistycznej metody SAW (FLSAW)**, gdzie w procesie rozmywania wykorzystuje się trójkątne liczby rozmyte, jest następujący:

Krok 1. Określenie kryteriów decyzyjnych, zbiorów ocen wartości kryteriów oraz skończonego zbioru ocenianych wniosków aplikacyjnych.

Niech $W_i = [\hat{x}_{i1}, \hat{x}_{i2}, \dots, \hat{x}_{in}] \in X$ – reprezentacja wniosku aplikacyjnego, gdzie \hat{x}_{ij} ocena lingwistyczna i -tego wniosku ze względu na j -te kryterium. Lingwistyczna ocena rozmyta jest reprezentowana przez trójkątną liczbę rozmytą, czyli $\hat{x}_{ij} = (a_{ij}, b_{ij}, c_{ij})$, gdzie a_{ij}, b_{ij}, c_{ij} są liczbami rzeczywistymi. Terminom lingwistycznym zostaną przyporządkowane liczby rozmyte, np. w oparciu o tabelę 4.1.

Krok 2. Wyznaczenie wag dla kryteriów decyzyjnych.

Wagi, podobnie jak metodzie FSAW, mogą być liczbami rozmytymi lub rzeczywistymi (4.21-4.22). Przyjmujemy, że wagi mogą być reprezentowane przy pomocy określeń lingwistycznych (por. tabela 4.1). Podobnie jak w metodzie FSAW dokonuje się normalizacji wag.

Krok 3. Wyznaczenie znormalizowanych ocen rozmytych wartości kryteriów decyzyjnych.

Podobnie jak w metodzie LSAW pomijamy etap normalizacji zmiennych.

Krok 4. Wyznaczenie ważonych rozmytych wartości dla każdego wniosku aplikacyjnego.

Ważony i -ty rozmyty wariant decyzyjny ma postać $\tilde{W}_i = [\tilde{x}_{i1}, \tilde{x}_{i2}, \dots, \tilde{x}_{in}]$, gdzie:

$$\tilde{x}_{ij} = \hat{x}_{ij} \otimes \hat{w}_j \quad (4.27)$$

$i = 1, \dots, m, j = 1, \dots, n$, natomiast mnożenie liczb rozmytych przebiega zgodnie ze wzorem 4.9.

Krok 5. Wyznaczenie rozmytych ocen globalnych wariantów decyzyjnych.

Rozmyta ocena globalna i -tego wniosku W_i jest wyznaczana następująco:

$$V_{LFSAW}(W_i) = \sum_{j=1}^n \tilde{x}_{ij} = \sum_{j=1}^n \hat{x}_{ij} \otimes \hat{w}_j \quad (4.28)$$

Krok 6. Liniowe uporządkowanie wariantów ze względu na wyznaczoną, wyostrzoną wartość oceny globalnej.

Podobnie jak w metodzie FSAW dokonujemy uporządkowania wariantów decyzyjnych zgodnie z przyjętą formułą wyostrzania (4.16-4.18).

W obu wersjach rozmytej metody SAW zadaniem analityka jest ustalenie wektora wag. Wagi mogą być reprezentowane, przez wartości rzeczywiste dla metody FSAW oraz dodatkowo za pomocą wyrażeń lingwistycznych w przypadku metody FLSAW. Dodatkowym zadaniem dla analityka, które nie występuje w metodzie SAW, jest wybór metody wyostrzania.

4.2.2. Model oceny wniosku aplikacyjnego oparty na rozmytej lingwistycznej metodzie SAW

Rozmytą lingwistyczną wersję metody SAW (FLSAW) wykorzystano do budowy modelu decyzyjnego w problemie decyzyjnym PD₂. Model oparto na trzech zmiennych przyjętych jako kryteria decyzyjne:

- X_8 – stan cywilny pożyczkobiorcy;
- X_{11} – wykształcenie;
- X_{15} – status własności nieruchomości.

Należy zauważyć, że wszystkie zmienne mają charakter werbalny. Przypisanie wyrażeniom słownym wartości rozmytych dokonano w oparciu o posiadaną wiedzę autora pracy oraz wynikom przeprowadzonej analizy korespondencji (patrz: rozdział 2.3). Wykorzystano w tym celu tabelę 4.1. Sposób rozmycia kryteriów decyzyjnych oraz rozmyte współczynniki wagowe przypisane kryteriom prezentują tabele: 4.3., 4.4., 4.5.

Tabela 4.3. Rozmycie zmiennej – X_8 – „Stan cywilny pożyczkobiorcy”

Kryterium decyzyjne „Stan cywilny pożyczkobiorcy”			Waga kryterium	
Słowne określenie zmiennej	Termin lingwistyczny	Trójkątna liczba rozmyta	Termin lingwistyczny	Trójkątna liczba rozmyta
–	Bardzo słaby (BS)	(0,0,1)	Średnio niższy (SN)	(0,1;0,3;0,5)
„panna/kawaler”	Słaby (SB)	(0,1,3)		
„rozwiedziony/separacja”	Średnio słaby (SS)	(1,3,5)		
–	Dostateczny (DT)	(3,5,7)		
–	Średnio dobry (SD)	(5,7,9)		
„wdowiec/wdowa” „zamężna/żonaty”	Dobry (DB)	(7,9,10)		
–	Bardzo dobry (BD)	(9,10,10)		

Źródło: opracowanie własne na podstawie danych bankowych.

Tabela 4.4. Rozmycie zmiennej – X_{11} – „Wykształcenie”

Kryterium decyzyjne „Wykształcenie”			Waga kryterium	
Słowne określenie zmiennej	Termin lingwistyczny	Trójkątna liczba rozmyta	Termin lingwistyczny	Trójkątna liczba rozmyta
–	Bardzo słaby (BS)	(0,0,1)	Średni (S)	(0,3;0,5;0,7)
„gimnazjalne”, „podstawowe”, „brak”, „ponadgimnazjalne”	Słaby (SB)	(0,1,3)		
–	Średnio słaby (SS)	(1,3,5)		
–	Dostateczny (DT)	(3,5,7)		
„pomaturalne”	Średnio dobry (SD)	(5,7,9)		
„wyższe”	Dobry (DB)	(7,9,10)		
–	Bardzo dobry (BD)	(9,10,10)		

Źródło: opracowanie własne na podstawie danych bankowych.

Tabela 4.5. Rozmycie zmiennej – X_{15} – „Status posiadania nieruchomości”

Kryterium decyzyjne „Status posiadania nieruchomości”			Waga kryterium	
Słowne określenie zmiennej	Termin lingwistyczny	Trójkątna liczba rozmyta	Termin lingwistyczny	Trójkątna liczba rozmyta
–	Bardzo słaby (BS)	(0,0,1)	Średnio wyższy (SW)	(0,5;0,7;0,9)
–	Słaby (SB)	(0,1,3)		
„najemca”, „mieszka z rodzicami”, „właściciel działki”, „posiadacz spółdzielczego prawa do lokalu”	Średnio słaby (SS)	(1,3,5)		
–	Dostateczny (DT)	(3,5,7)	Średnio wyższy (SW)	(0,5;0,7;0,9)
–	Średnio dobry (SD)	(5,7,9)		
„właściciel domu/mieszkania”, „posiadacz kilku rodzajów nieruchomości”	Dobry (DB)	(7,9,10)		
–	Bardzo dobry (BD)	(9,10,10)		

Źródło: opracowanie własne na podstawie danych bankowych.

Po dokonaniu normalizacji za pomocą wzoru 4.21. otrzymano następujące współczynniki wagowe:

- $\hat{w}_8 = (0,048;0,200;0,556)$;
- $\hat{w}_{11} = (0,143;0,333;0,778)$;
- $\hat{w}_{16} = (0,238;0,467;1,000)$.

Ostatecznie rozmyta funkcja oceny wniosku w rozważanym modelu $M(PD_2, FLSAW)$, przyjęła postać:

$$V_{FLSAW PD_2}(W_i) = \tilde{x}_{i8} \oplus \tilde{x}_{i11} \oplus \tilde{x}_{i16} \quad (4.29)$$

gdzie:

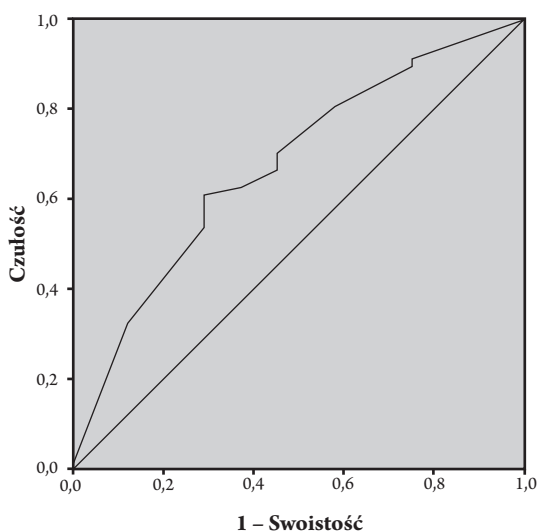
$\tilde{x}_{ij} = \hat{z}_{ij} \otimes \hat{w}_j$ – jest ważoną rozmytą wartością dla i -tego wniosku, ze względu na j -te kryterium, $i = 1, \dots, 80, j = \{8, 11, 16\}$.

W kolejnym kroku dokonano wyostrzenia otrzymanej wartości rozmytej za pomocą formuły 4.16. Wyższa wartość oceny $R_{COG}(V_{LSAW PD_2}(W_i))$ wskazuje na wyższą ocenę wniosku pożyczkowego w odniesieniu do przyjętych kryteriów decyzyjnych.

Otrzymane wartości rozmytej funkcji oceny oraz ranking wniosków aplikacyjnych zestawiono w tabeli 4.6.

Następnie na podstawie otrzymanego rankingu wyznaczono krzywą ROC (wykres 4.1). Pole pod krzywą wyniosło $AUC = 0,670$ ($p = 0,016^1$), co oznacza, że uzyskano lepsze wyniki klasyfikacji klientów, aniżeli przypadkowy/losowy podział klientów na dwie grupy.

Wykres 4.1. Krzywa ROC dla modelu – model M(PD₂, FLSAW)



Źródło: opracowanie własne z wykorzystaniem programu SPSS.

Na podstawie analizy współrzędnych krzywej ROC wyznaczono wartość punktu odcięcia na poziomie $R = 3,94$. Przy tym poziomie model poprawnie sklasyfikował 6 na 24 niesolidnych pożyczkobiorców oraz 51 na 56 solidnych pożyczkobiorców. Wynik klasyfikacji prezentuje tabela 4.7.

¹ W pracy do weryfikacji hipotezy wykorzystano test statystyczny oparty na statystyce Z zaproponowany przez Hanleya i McNeila. Do weryfikacji hipotezy o istotności statystycznej otrzymanej klasyfikacji można także zastosować dokładny test Fishera.

Tabela 4.6. Ranking pożyczkobiorców – model M(PD₂, FLSAW)

Wniosek	Kryterium (rozmyta wartość ważona)												$V_{FLSAW PD_2}(W_i)$			$R^{COG}(V_{FLSAW PD_2}(W_i))$	Pozycja
	\tilde{x}_{i8}			\tilde{x}_{i11}			\tilde{x}_{i16}			a_{i16}	b_{i16}	c_{i16}					
	a_{i8}	b_{i8}	c_{i8}	a_{i11}	b_{i11}	c_{i11}	a_{i16}	b_{i16}	c_{i16}								
W7, W8, W10, W21, W25, W27, W29, W39, W44, W45, W47, W51, W54, W56, W65, W66, W67, W68, W74, W75, W76,	1,00	3,00	7,78	0,33	1,80	5,56	1,67	4,20	10,00	3,00	9,00	23,00	11,78	1.			
W18, W38, W59, W69	1,00	3,00	7,78	0,05	0,60	2,78	1,67	4,20	10,00	2,71	7,80	20,56	10,36	2.			
W4, W9, W11	1,00	3,00	7,78	0,00	0,20	1,67	1,67	4,20	10,00	2,67	7,40	19,44	9,84	3.			
W2, W5, W12, W16, W20, W31, W32, W34, W40, W41, W49, W52, W53, W70, W71, W73	0,14	1,00	3,39	0,33	1,80	5,56	1,67	4,20	10,00	2,14	7,00	19,44	9,53	4.			
W6, W23, W37, W61, W78, W80	1,00	3,00	7,78	0,33	1,80	5,56	0,24	1,40	5,00	1,57	6,20	18,33	8,70	5.			

Wniosek	Kryterium (rozmyta wartość ważona)												$V_{FLS, W, PD_2}(W_i)$			$R^{COG}(V_{LSAW, PD_2}^i(W_i))$	Pozycja
	\tilde{x}_{i8}				\tilde{x}_{i11}				\tilde{x}_{i16}				a_{i16}	b_{i16}	c_{i16}		
	a_{i8}	b_{i8}	c_{i8}		a_{i11}	b_{i11}	c_{i11}		a_{i16}	b_{i16}	c_{i16}						
W1, W17, W19, W35	0,14	1,00	3,89		0,05	0,60	2,78		1,67	4,20	10,00		1,85	5,8	16,67	8,11	6.
W6, W23, W37, W61, W78, W80	0,70	1,89	3,00		0,70	2,34	3,00		0,30	1,59	3,50		1,70	5,82	9,50	5,67	7.
W22, W77	0,14	1,00	3,89		0,00	0,20	1,67		1,67	4,20	10,00		1,81	5,40	15,56	7,59	8.
W15, W24, W28, W30, W33, W50, W55, W63, W64	1,00	3,00	7,78		0,00	0,20	1,67		0,24	1,40	5,00		1,24	4,60	14,44	6,76	9.
W46, W72, W79	0,14	1,00	3,89		0,33	1,80	5,56		0,24	1,40	5,00		0,71	4,20	14,44	6,45	10.
W43	0,14	1,00	3,89		0,05	0,60	2,78		0,24	1,40	5,00		0,43	3,00	11,67	5,03	11.
W3, W13, W14, W26, W36, W42, W48, W57, W58, W60, W62	0,14	1,00	3,89		0,00	0,20	1,67		0,24	1,40	5,00		0,38	2,60	10,56	4,51	12.

Dane wykorzystane do budowy modelu załączone w aneksie do pracy w tabeli A-2.

Źródło: opracowanie własne na podstawie danych bankowych.

Prezentowany model oparto na trzech kryteriach decyzyjnych, a odpowiadający mu model wykorzystujący klasyczną metodę SAW w wersji lingwistycznej (model $M(PD_2, LSAW)$) oparto na pięciu kryteriach decyzyjnych. W tym przypadku model w wersji rozmytej dał gorsze wyniki klasyfikacji, klasyczny model uzyskał skuteczność odpowiednio 50,0% w przypadku poprawnej klasyfikacji „dobrych pożyczkobiorców” oraz 91,1% w przypadku poprawnej klasyfikacji „złych pożyczkobiorców”.

Tabela 4.7. Wynik klasyfikacji – model $M(PD_2, FLSAW)$

Jakość klasyfikacji	Tak zwani źli pożyczkobiorcy	Tak zwani dobrzy pożyczkobiorcy	Ogólna jakość klasyfikacji (pożyczkobiorcy dobrze/źle sklasyfikowani/ liczba pożyczkobiorców)	
Dobrze sklasyfikowani	6 (25,0%)	51 (91,1%)	57	71,25%
Błędnie sklasyfikowani	18	5	23	28,75%

Wartość w nawiasie oznacza procent dobrze sklasyfikowanych pożyczkobiorców we wskazanych klasach

Źródło: opracowanie własne na podstawie danych bankowych.

4.3. Zastosowanie rozmytej metody TOPSIS do oceny ryzyka finansowania przedsiębiorstw

4.3.1. Algorytmy rozmytej metody TOPSIS

Rozmytą metodę TOPSIS w 1992 roku zaproponowali Cheng i Hwang [Chen, Hwang, 1992]. Metoda ta, podobnie jak klasyczna metoda TOPSIS, oparta jest na koncepcji dwóch punktów referencyjnych, przy czym punkty te opisane są za pomocą wartości rozmytych.

Literatura przedmiotu wskazuje, że rozmyta metoda TOPSIS może stanowić użyteczne narzędzie rozwiązywania problemów decyzyjnych. Yusuf Tansel zastosował rozmytą metodę TOPSIS do oceny koncentracji ryzyka kredytowego w różnych obszarach działalności banku [Tansel, 2012]. Dowiódł, że podejście to przekłada się na możliwość podejmowania racjonalnych decyzji dotyczących kierunku prowadzenia akcji kredytowych. Morteza Yazdani zauważył, iż przedmiotowa metoda może stanowić użyteczne narzędzie do analizy ryzyka w przypadku strategicznych przedsięwzięć inwestycyjnych [Yazdani, 2012]. Rozmyta metoda TOPSIS może być także użyteczna w analizie

zagadnień negocjacyjnych [Roszkowska, Wachowicz, 2016]. Więcej na temat zastosowań rozmytej metody TOPSIS można znaleźć w [Zavadskas i in., 2016].

Algorytm **rozmytej metody TOPSIS (FTOPSIS)** przedstawiono poniżej.

Kroki 1-4 metody FTOPSIS będą identyczne jak w metodzie FSAW.

Krok 1. Określenie kryteriów decyzyjnych, zbiorów ocen wartości kryteriów oraz skończonego zbioru ocenianych wniosków aplikacyjnych.

Niech $W_i = [\hat{x}_{i1}, \hat{x}_{i2}, \dots, \hat{x}_{in}] \in X$ – reprezentacja wniosku aplikacyjnego, gdzie \hat{x}_{ij} ocena rozmyta i -tego wniosku ze względu na j -te kryterium. Ocena rozmyta jest reprezentowana przez trójkątną liczbę rozmytą czyli $\hat{x}_{ij} = (a_{ij}, b_{ij}, c_{ij})$, gdzie a_{ij}, b_{ij}, c_{ij} są liczbami rzeczywistymi.

Krok 2. Wyznaczenie wag dla kryteriów decyzyjnych.

Niech $\hat{w}_1, \hat{w}_2, \dots, \hat{w}_n$ będą wagami gdzie $\hat{w}_k = (l_k, m_k, u_k)$ oraz l_k, m_k, u_k są liczbami rzeczywistymi spełniającymi warunki: $l_k \leq m_k \leq u_k$ oraz $\sum_{k=1}^n m_k = 1$.

Krok 3. Wyznaczenie znormalizowanych ocen rozmytych wartości kryteriów decyzyjnych.

Normalizacja przebiega według formuł 4.23. i 4.24.

Krok 4. Wyznaczenie znormalizowanych ważonych rozmytych wartości dla każdego wniosku aplikacyjnego.

Znormalizowany i -ty rozmyty wariant decyzyjny z uwzględnieniem wektora wag wyznaczono opierając się na formule 4.25.

Znormalizowany i -ty rozmyty wariant decyzyjny z uwzględnieniem wektora wag ma postać $\tilde{W}_i = [\tilde{x}_{i1}, \tilde{x}_{i2}, \dots, \tilde{x}_{in}]$, gdzie: $\tilde{x}_{ij} = \hat{z}_{ij} \otimes \hat{w}_j$, $i = 1, \dots, m$, $j = 1, \dots, n$.

Krok 5. Wyznaczenie wariantów referencyjnych.

Rozmyte rozwiązanie idealne będzie miało postać:

$$W^+ = [\hat{v}_1^+, \hat{v}_2^+, \dots, \hat{v}_n^+] = \left[\max_i \tilde{x}_{i1}, \max_i \tilde{x}_{i2}, \dots, \max_i \tilde{x}_{in} \right] \quad (4.30)$$

gdzie: $\max_i \tilde{x}_{ij}$ wyznaczono opierając się na formule 4.12.

Rozmyte rozwiązanie antyidealne będzie miało postać:

$$W^- = [\hat{v}_1^-, \hat{v}_2^-, \dots, \hat{v}_n^-] = \left[\min_i \tilde{x}_{i1}, \min_i \tilde{x}_{i2}, \dots, \min_i \tilde{x}_{in} \right] \quad (4.31)$$

gdzie:

$\min \tilde{x}_{ij}$ wyznaczono opierając się na formule 4.13., dla $i = 1, \dots, m$,
 $j = 1, \dots, n$.

Krok 6. Wyznaczenie odległości rozmytych znormalizowanych ważonych wariantów decyzyjnych od rozmytego wariantu idealnego i antyidealnego, tj. wartości:

$$d_i^+(\tilde{W}_i, W^+) = \sum_{j=1}^n d(\tilde{x}_{ij}, \hat{v}_j^+) \quad (4.32)$$

oraz

$$d_i^-(\tilde{W}_i, W^-) = \sum_{j=1}^n d(\tilde{x}_{ij}, \hat{v}_j^-) \quad (4.33)$$

W pracy przyjęto, że d_i^- i d_i^+ są wyznaczone ze wzorem 4.14.

Krok 7. Wyznaczenie oceny globalnej rozpatrywanych wniosków aplikacyjnych zgodnie ze wzorem:

$$V_{FT}(W_i) = \frac{d_i^-(\tilde{W}_i, W^-)}{d_i^+(\tilde{W}_i, W^+) + d_i^-(\tilde{W}_i, W^-)} \quad (4.34)$$

Wynikiem ostatniego kroku jest ranking wariantów decyzyjnych. Ocena globalna $V_{FT}(W_i)$ spełnia warunek $V_{FT}(W_i) \in [0, 1]$, przy czym wyższe wartości $V_{FT}(W_i)$ oznaczają wyższą pozycję danego wniosku aplikacyjnego w otrzymanym rankingu.

Algorytm **rozmytej lingwistycznej metody TOPSIS (FLTOPSIS)** jest następujący:

Zauważmy, że kroki 1-3 lingwistycznej metody FTOPSIS będą identyczne jak w lingwistycznej metodzie FSAW.

Krok 1. Określenie kryteriów decyzyjnych, zbiorów ocen wartości kryteriów oraz skończonego zbioru ocenianych wniosków aplikacyjnych.

Niech $W_i = [\hat{x}_{i1}, \hat{x}_{i2}, \dots, \hat{x}_{in}] \in X$ – reprezentacja wniosku aplikacyjnego, gdzie \hat{x}_{ij} ocena lingwistyczna i -tego wniosku ze względu na j -te kryterium. Lingwistyczna ocena rozmyta jest reprezentowana przez trójkątną liczbę rozmytą, czyli $\hat{x}_{ij} = (a_{ij}, b_{ij}, c_{ij})$, gdzie a_{ij}, b_{ij}, c_{ij} są liczbami rzeczywistymi. Terminom lingwistycznym zostaną przyporządkowane liczby rozmyte, np. na podstawie tabeli 4.1.

Krok 2. Wyznaczenie wag dla kryteriów decyzyjnych.

Niech $\hat{w}_1, \hat{w}_2, \dots, \hat{w}_n$ będą wagami gdzie $\hat{w}_k = (l_k, m_k, u_k)$ oraz l_k, m_k, u_k są liczbami rzeczywistymi spełniającymi warunki: $l_k \leq m_k \leq u_k$ oraz $\sum_{k=1}^n m_k = 1$.

Krok 3. Wyznaczenie znormalizowanych ocen rozmytych wartości kryteriów decyzyjnych.

Podobnie jak w metodzie LTOPSIS pomijamy etap normalizacji zmiennych.

Krok 4. Wyznaczenie ważonych rozmytych wartości dla każdego wniosku aplikacyjnego.

Ważony i -ty rozmyty wariant decyzyjny ma postać $\tilde{W}_i = [\tilde{x}_{i1}, \tilde{x}_{i2}, \dots, \tilde{x}_{in}]$, gdzie: $\tilde{x}_{ij} = \hat{z}_{ij} \otimes \hat{w}_j, i = 1, \dots, m, j = 1, \dots, n$.

Krok 5. Wyznaczenie wariantów referencyjnych.

Rozmyte rozwiązanie idealne będzie miało postać:

$$W^+ = [\hat{v}_1^+, \hat{v}_2^+, \dots, \hat{v}_n^+] = \left[\max_i \tilde{x}_{i1}, \max_i \tilde{x}_{i2}, \dots, \max_i \tilde{x}_{in} \right] \quad (4.35)$$

gdzie: $\max_i \tilde{x}_{ij}$ wyznaczono opierając się na formule 4.12.

Rozmyte rozwiązanie antyidealne będzie miało postać:

$$W^- = [\hat{v}_1^-, \hat{v}_2^-, \dots, \hat{v}_n^-] = \left[\min_i \tilde{x}_{i1}, \min_i \tilde{x}_{i2}, \dots, \min_i \tilde{x}_{in} \right] \quad (4.36)$$

gdzie: $\min_i \tilde{x}_{ij}$ wyznaczono opierając się na formule 4.13., dla $i = 1, \dots, m, j = 1, \dots, n$.

Krok 6. Wyznaczenie odległości rozmytych ważonych wariantów decyzyjnych od rozmytego wariantu idealnego i antyidealnego, tj. wartości:

$$d_i^+ (\tilde{W}_i, W^+) = \sum_{j=1}^n d(\tilde{x}_{ij}, \hat{v}_j^+) \quad (4.37)$$

oraz

$$d_i^- (\tilde{W}_i, W^-) = \sum_{j=1}^n d(\tilde{x}_{ij}, \hat{v}_j^-) \quad (4.38)$$

W pracy przyjęto, że d_i^- i d_i^+ są wyznaczone zgodnie ze wzorem 4.14.

Krok 7. Wyznaczenie oceny globalnej rozpatrywanych wniosków aplikacyjnych zgodnie ze wzorem:

$$V_{FLT}(W_i) = \frac{d_i^-(\tilde{W}_i, W^-)}{d_i^+(\tilde{W}_i, W^+) + d_i^-(\tilde{W}_i, W^-)} \quad (4.39)$$

Wynikiem tego kroku jest ranking wariantów decyzyjnych. Ocena globalna jest wartością spełniającą warunek $V_{FLT}(W_i) \in [0,1]$, przy czym wyższe wartości oznaczają wyższą pozycję danego wniosku aplikacyjnego w otrzymanym rankingu.

Zaletą rozmytej metody TOPSIS jest jej możliwość stosowania w przypadku słabo ustrukturyzowanych problemów decyzyjnych. Preferencje osoby, dokonującej oceny wniosku kredytowego, są wyrażone za pomocą wektora wagowego oraz za pomocą wyboru rozmytych reprezentacji ocen kryteriów decyzyjnych. Oceny te mogą mieć charakter numeryczny lub lingwistyczny, w obu przypadkach reprezentowane są następnie przez rozmyte liczby trójkątne.

W dalszej części rozdziału zaprezentowano trzy modele decyzyjne, które dotyczą pierwszego problemu decyzyjnego PD₁, czyli oceny ryzyka finansowania przedsiębiorstwa posiadającego co najmniej roczną historię działalności operacyjnej, oraz dwa modele związane z problemem PD₂.

Modele powiązane z problemem PD₁

Pierwszy model decyzyjny (model M(PD₁, FTOPSIS)) zbudowano na podstawie dwóch kryteriów głównych, a mianowicie:

- kryterium głównego K_1 odnoszącego się do zmiennych ilościowych charakteryzujących przedsiębiorstwo (ocena ilościowa);
- kryterium głównego K_2 powiązanego z subiektywną oceną przedsiębiorstwa (ocena jakościowa).

Z każdym kryterium głównym powiązано odpowiadające im podkryteria decyzyjne. Kryterium główne K_1 objęło podkryteria odnoszące się do: rentowności przedsiębiorstwa, poziomu płynności, zadłużenia oraz wskaźników sprawności działania. Kryterium K_2 dotyczyło oceny jakościowej przedsiębiorstwa ze względu na jego pozycję na rynku. Ujęcie w modelu kryteriów, związanych z oceną jakościową aplikacji kredytowej przedsiębiorstwa, wynikało z faktu małej liczby badań poświęconych wpływowi oceny subiektywnej/jakościowej na globalną ocenę wniosku aplikacyjnego [Kitowski, 2014, s. 346].

Drugi model decyzyjny (model M(PD₁, ilościowy, FTOPSIS)) zawierał zmienne w postaci wskaźników finansowych, powiązane z kryterium głównym K_1 , natomiast trzeci model decyzyjny (model M(PD₁, jakościowy, FTOPSIS)) uwzględniał zmienne powiązane z drugim podkryterium decyzyjnym. Podejście to miało na celu zbadanie wpływu zastosowania w modelu kryteriów jakościowych na ogólną ocenę wniosku o udzielenie finansowania.

Modele powiązane z problemem PD_2

W ramach problemu PD_2 skonstruowano dwa modele decyzyjne: model $M1(PD_2, FTOPSIS)$ wykorzystujący identyczne kryteria decyzyjne jak model $M(PD_2, FSAW)$ oraz model $M2(PD_2, FTOPSIS)$ wykorzystujący szerszy zakres kryteriów decyzyjnych w porównaniu z modelem $M1(PD_2, FTOPSIS)$.

4.3.2. Modele oceny wniosku aplikacyjnego oparte na rozmytej lingwistycznej metodzie TOPSIS

W rozdziale tym zaprezentowano dwa modele powiązane z drugim problemem decyzyjnym (PD_2), tj. z problemem oceny ryzyka finansowania startów indywidualnych działalności gospodarczych. Badaną grupą przedsiębiorstw były tu indywidualne działalności gospodarcze, utworzone w ramach preferencyjnej pożyczki. Pierwszy model decyzyjny oparto na trzech zmiennych lingwistycznych traktowanych jako kryteria decyzyjne. Drugi model uwzględniał ponadto 6 kryteriów, spośród których pięć miało charakter jakościowy, jedno kryterium ilościowe. W modelu 1 wagi oszacowano metodą ekspercką przy wykorzystaniu zmiennych lingwistycznych, w modelu drugim wyznaczono w oparciu współczynnik V Cramera.

Oprócz wykazania użyteczności rozmytych wielokryterialnych modeli decyzyjnych, podejście to miało na celu weryfikację stwierdzenia, zgodnie z którym uwzględnienie w modelu większej liczby zmiennych nie gwarantuje poprawienia mocy dyskryminacyjnej modelu. Wskazał na to Józef Pociecha [Pociecha, 2014, s. 46] w przypadku statystycznych modeli prognozowania bankructwa przedsiębiorstwa Ponadto, Pociecha, Pawełek, Baryła i Augustyn stwierdzili ponadto, że duża liczba wskaźników zastosowanych w modelach może zmniejszyć praktyczną użyteczność modeli, jak również, że: „nowsze» modele nie są bardziej obiecujące pod względem teoretycznym i praktycznym niż modele «starsze»”.

Model 1.

Rozmytą lingwistyczną metodę TOPSIS zastosowano do oceny wniosków pożyczkowych osób fizycznych starających o sfinansowanie startu indywidualnej działalności gospodarczej. Przyjęto te same kryteria decyzyjne, oceny kryteriów decyzyjnych oraz współczynniki wagowe jak w modelu opartym na metodzie FLSAW. Każdemu wnioskowi pożyczkowemu przyporządkowano jego odległość od rozwiązania idealnego i antyidealnego oraz wyznaczono ocenę globalną przy pomocy reguły opisanej wzorem 4.39. Otrzymane wyniki zawarto z tabeli 4.8.

Tabela 4.8. Ocena globalna wniosków pożyczkowych otrzymana metodą FLTOPSIS – model M1 (PD₂, FLTOPSIS)

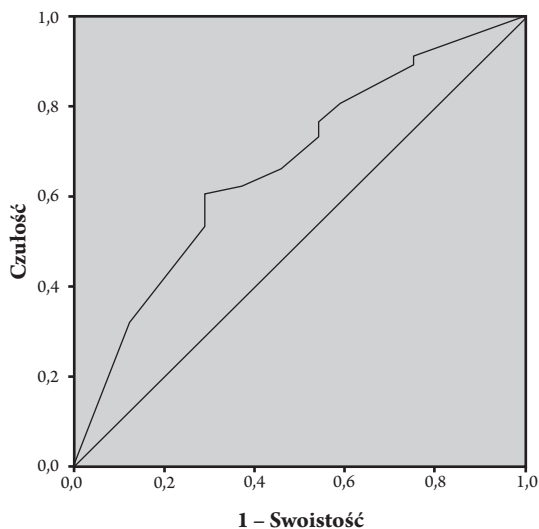
Wniosek	Kryterium (rozmyta wartość ważona)										Ocena globalna		Pozycja	
	\tilde{x}_{i18}			\tilde{x}_{i11}			\tilde{x}_{i16}				d_i^+	d_i^-		$V_{FT}(W_i)$
	a_{i18}	b_{i18}	c_{i18}	a_{i11}	b_{i11}	c_{i11}	a_{i16}	b_{i16}	c_{i16}					
W7, W8, W10, W21, W25, W27, W29, W39, W44, W45, W47, W51, W54, W56, W65, W66, W67, W68, W74, W75, W76,	0,47	1,80	3,33	1,40	3,00	4,67	2,33	4,20	6,00	6,00	0,00	6,20	1,00	1.
W18, W38, W59, W69	0,07	0,60	1,67	1,40	3,00	4,67	2,33	4,20	6,00	6,00	1,21	4,99	0,81	2.
W4, W9, W11	0,00	0,20	1,00	1,40	3,00	4,67	2,33	4,20	6,00	6,00	1,65	4,54	0,73	3.
W2, W5, W12, W16, W20, W31, W32, W34, W40, W41, W49, W52, W53, W70, W71, W73	0,47	1,80	3,33	0,20	1,00	2,34	2,33	4,20	6,00	6,00	1,90	4,29	0,69	4.
W6, W23, W37, W61, W78, W80	0,47	1,80	3,33	1,40	3,00	4,67	0,33	1,40	3,00	3,00	2,64	3,56	0,57	5.
W1, W17, W19, W35	0,07	0,60	1,67	0,20	1,00	2,34	2,33	4,20	6,00	6,00	3,11	3,09	0,50	6.
W22, W77	0,00	0,20	1,00	0,20	1,00	2,34	2,33	4,20	6,00	6,00	3,56	2,64	0,43	7.
W15, W24, W28, W30, W33, W50, W55, W63, W64	0,00	0,20	1,00	1,40	3,00	4,67	0,33	1,40	3,00	3,00	4,29	1,90	0,31	8.
W46, W72, W79	0,47	1,80	3,33	0,20	1,00	2,34	0,33	1,40	3,00	3,00	4,54	1,65	0,27	9.
W43	0,07	0,60	1,67	0,20	1,00	2,34	0,33	1,40	3,00	3,00	5,75	0,45	0,07	10.
W3, W13, W14, W26, W36, W42, W48, W57, W58, W60, W62	0,00	0,20	1,00	0,20	1,00	2,34	0,33	1,40	3,00	3,00	6,20	0,00	0,00	11.

Dane surowe zawarto w aneksie pracy w tabeli A-2.

Źródło: opracowanie własne na podstawie danych bankowych.

Następnie wyznaczono krzywą ROC, a na podstawie jej współrzędnych dokonano wyboru punktu odcięcia.

Wykres 4.2. Krzywa ROC – model M1(PD₂, FLTOPSIS)



Źródło: opracowanie własne z wykorzystaniem programu SPSS.

Pole pod krzywą wyniosło $AUC = 0,67$ i było istotnie różne od wartości $0,5$ ($p = 0,20$). Przyjmując wartość graniczną na poziomie $R = 0,118$, model poprawnie sklasyfikował 6 na 24 niesolidnych pożyczkobiorców oraz 55 na 56 solidnych pożyczkobiorców. Wynik klasyfikacji prezentuje tabela 4.9.

Tabela 4.9. Wynik klasyfikacji wniosków aplikacyjnych – model M1(PD₂, FLTOPSIS)

Jakość klasyfikacji	Tak zwani źli pożyczkobiorcy	Tak zwani dobrzy pożyczkobiorcy	Ogólna jakość klasyfikacji (pożyczkobiorcy dobrze/źle sklasyfikowani/ liczba pożyczkobiorców)	
Dobrze sklasyfikowani	6 (25,0%)	55 (98,2%)	57	76,25%
Błędnie sklasyfikowani	18	1	23	23,75%

Źródło: opracowanie własne na podstawie danych bankowych.

Otrzymany wynik klasyfikacji okazał się wynikiem lepszym w porównaniu z rozmytą metodą FSAW. Poprawie uległa klasyfikacja „dobrych

pożyczkobiorców”. Ogólna jakość klasyfikacji w obu stosowanych metodach była zbliżona.

Zauważmy, że w porównaniu z metodą FSAW, zadaniem analityka było określenie ocen lingwistycznych dla kryteriów decyzyjnych oraz współczynników wagowych. W metodzie tej nie ma problemu wyboru metody porównywania rozmytych wyników ocen globalnych wniosków aplikacyjnych.

Model 2.

Model drugi jest rozszerzeniem modelu pierwszego, ze względu na ilość przyjętych do analizy kryteriów decyzyjnych. Jako kryteria decyzyjne przyjęto (por.: tabela 2.16):

- X_2 – wiek pożyczkobiorcy;
- X_8 – stan cywilny pożyczkobiorcy;
- X_{10} – liczba osób pozostających na utrzymaniu wnioskodawcy;
- X_{11} – wykształcenie;
- X_{12} – staż pracy w latach;
- X_{13} – rodzaj źródła uzyskiwania dochodów;
- X_{15} – status posiadania nieruchomości;
- X_7 – wartość środków własnych wniesionych do inwestycji (w %);
- X_{19} – zabezpieczenie pożyczki.

Kryteriom decyzyjnym stan cywilny, wykształcenie i status posiadania nieruchomości przypisano odpowiednie oceny lingwistyczne oraz ich reprezentację w postaci trójkątnych liczb rozmytych (por. tabele: 4.3, 4.4, 4.5). Przypisanie kryteriom decyzyjnym odpowiednich wyrażeń słownych i w konsekwencji trójkątnych liczb rozmytych, oparto na analizie korespondencji (por. rozdział 2). Sposób reprezentacji rozmytej pozostałych zmiennych ujęto w tabelach 4.10 i 4.11.

Tabela 4.10. Reprezentacja kryteriów decyzyjnych X_{10} , X_{12} , X_{13} , za pomocą trójkątnych liczb rozmytych – model M2(PD₂, FTOPSIS)

Kryterium decyzyjne			Termin lingwistyczny	Trójkątna liczba rozmyta
Liczba osób na utrzymaniu wnioskodawcy (X_{10})	Staż pracy w latach (X_{12})	Rodzaj źródła dochodów (X_{13})		
–	–	Bezrobotny (brak dochodów)	Bardzo słaby (BS)	(0,0,1)
–	Poniżej 2 lat	Umowa o dzieło, zlecenie	Słaby (SB)	(0,1,3)

Kryterium decyzyjne			Termin lingwistyczny	Trójkątna liczba rozmyta
Liczba osób na utrzymaniu wnioskodawcy (X_{10})	Staż pracy w latach (X_{12})	Rodzaj źródła dochodów (X_{13})		
Powyżej 4 osób	–	Inne	Średnio słaby (SS)	(1,3,5)
Brak osób na utrzymaniu	Od 2 do 5 lat	Gospodarstwo rolne	Dostateczny (DT)	(3,5,7)
Jedna osoba,	–	–	Średnio dobry (SD)	(5,7,9)
–	–	Wykonywanie wolnego zawodu	Dobry (DB)	(7,9,10)
Dwie osoby	Powyżej 5 lat	Umowa o pracę	Bardzo dobry (BD)	(9,10,10)

Źródło: opracowanie własne na podstawie danych bankowych.

Tabela 4.11. Reprezentacja kryteriów decyzyjnych X_7 , X_{19} , X_2 , za pomocą trójkątnych liczb rozmytych – model M2(PD₂, FTOPSIS)

Kryterium decyzyjne			Termin lingwistyczny	Trójkątna liczba rozmyta
Wartość środków własnych wniesionych do inwestycji (w %) (X_7)	Zabezpieczenie pożyczki (X_{19})	Wiek pożyczkobiorcy (X_2)		
–	–	–	Bardzo słaby (BS)	(0,0,1)
Do 5%	Inne	–	Słaby (SB)	(0,1,3)
–	–	Powyżej 40 lat	Średnio słaby (SS)	(1,3,5)
Od 5 do 20%	–	Poniżej 30 lat	Dostateczny (DT)	(3,5,7)
–	–	–	Średnio dobry (SD)	(5,7,9)
–	–	–	Dobry (DB)	(7,9,10)
Powyżej 20%	Poręczenie osób trzecich	Od 30 do 40 lat	Bardzo dobry (BD)	(9,10,10)

Źródło: opracowanie własne na podstawie danych bankowych.

Ze względu na to, że wszystkie zmienne są mierzone według tej samej rozmytej skali pomiaru, pominięto etap normalizacji zmiennych. Przyjęto, że wagi kryteriów będą dokładnymi liczbami rzeczywistymi. Do ich oszacowania wykorzystano metodę obiektywną opartą na współczynniku V Cramera (por. wzór 2.14). Wagi kryteriów ujęto w tabeli 4.12.

Tabela 4.12. Wagi kryteriów decyzyjnych wyznaczone za pomocą metody opartej na współczynniku V Cramera – model M2(PD₂, FTOPSIS)

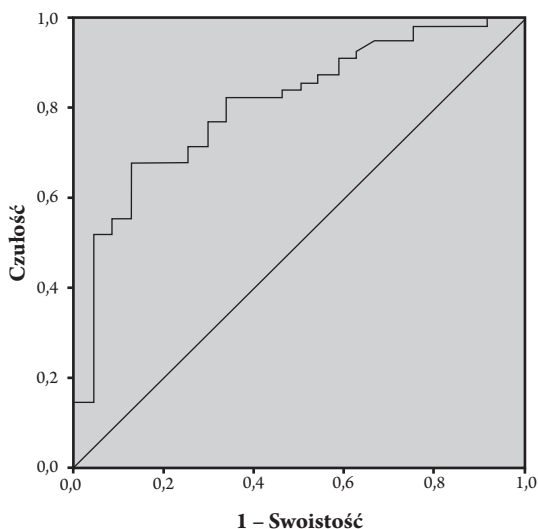
Kryterium	X ₂	X ₈	X ₁₀	X ₁₁	X ₁₂	X ₁₃	X ₁₅	X ₇	X ₉	Suma
Wagi	0,1170	0,0957	0,0915	0,1095	0,1336	0,1056	0,1308	0,1241	0,0922	1

Źródło: opracowanie własne.

Największe współczynniki wagowe przyporządkowano kryteriom: staż pracy, status posiadania nieruchomości oraz wkład własny wniesiony do inwestycji. Pozostałym kryteriom przyporządkowano współczynniki wagowe od 0,0915 do 0,1170, czyli charakteryzujące się podobnym poziomem. Odległości wniosków pożyczkowych od wariantów referencyjnych, wartości funkcji oceny globalnej i ranking wniosków zestawiono w tabeli 4.13.

Następnie dokonano wyboru punktu odcięcia, w tym celu posłużono się analizą krzywej ROC. Krzywą ROC przedstawiono na wykresie 4.3.

Wykres 4.3. Wykres krzywej ROC dla modelu – M2(PD₂, FTOPSIS)



Źródło: opracowanie własne z wykorzystaniem programu SPSS.

Tabela 4.13. Ocena globalna wniosków pożyczkowych otrzymana metodą FTOPSIS – model M2(PD₂, FTOPSIS)

Wniosek	Odległości wniosków pożyczkowych od wariantów referencyjnych		Ocena globalna $V_{FLT}(W_i)$	Pozycja	Wniosek	Odległości wniosków pożyczkowych od wariantów referencyjnych		Ocena globalna $V_{FLT}(W_i)$	Pozycja
	d_i^+	d_i^-				d_i^+	d_i^-		
W44	0,000	2,494	1,000	1.	W15	1,386	1,837	0,570	41.
W45	0,000	2,494	1,000	2.	W9	1,494	1,958	0,567	42.
W66	0,000	2,494	1,000	3.	W10	1,501	1,949	0,565	43.
W39	0,442	2,423	0,846	4.	W63	1,407	1,799	0,561	44.
W38	0,544	2,399	0,815	5.	W12	1,490	1,868	0,556	45.
W27	0,620	2,416	0,796	6.	W52	1,564	1,943	0,554	46.
W65	0,677	2,401	0,780	7.	W34	1,496	1,816	0,548	47.
W53	0,679	2,363	0,777	8.	W54	1,532	1,833	0,545	48.
W67	0,657	2,258	0,775	9.	W62	1,610	1,858	0,536	49.
W2	0,805	2,263	0,738	10.	W6	1,640	1,832	0,528	50.
W31	0,805	2,263	0,738	11.	W16	1,487	1,651	0,526	51.
W35	0,827	2,317	0,737	12.	W49	1,682	1,842	0,523	52.
W47	0,863	2,228	0,721	13.	W20	1,657	1,739	0,512	53.
W74	0,904	2,212	0,710	14.	W43	1,663	1,617	0,493	54.
W37	0,968	2,299	0,704	15.	W40	1,774	1,702	0,490	55.
W72	1,007	2,243	0,690	16.	W71	1,813	1,713	0,486	56.
W75	1,023	2,235	0,686	17.	W33	1,705	1,566	0,479	57.
W25	1,041	2,267	0,685	18.	W64	1,663	1,510	0,476	58.
W68	1,041	2,267	0,685	19.	W3	1,869	1,652	0,469	59.
W59	1,059	2,185	0,674	20.	W30	1,719	1,504	0,467	60.

Wniosek	Odległości wniosków pożyczkowych od wariantów referencyjnych		Ocena globalna $V_{FLT}(W_i)$	Pozycja	Wniosek	Odległości wniosków pożyczkowych od wariantów referencyjnych		Ocena globalna $V_{FLT}(W_i)$	Pozycja
	d_i^+	d_i^-				d_i^+	d_i^-		
W21	1,082	2,213	0,672	21.	W4	1,661	1,394	0,456	61.
W5	1,083	2,209	0,671	22.	W58	1,863	1,435	0,435	62.
W73	1,064	2,139	0,668	23.	W19	1,957	1,491	0,432	63.
W28	1,115	2,196	0,663	24.	W22	1,921	1,421	0,425	64.
W18	1,023	2,014	0,663	25.	W13	1,857	1,329	0,417	65.
W7	1,088	2,090	0,658	26.	W17	1,958	1,374	0,412	66.
W51	1,172	2,082	0,640	27.	W24	1,786	1,221	0,406	67.
W8	1,180	2,058	0,636	28.	W36	2,045	1,277	0,384	68.
W76	1,308	2,124	0,619	29.	W57	2,045	1,277	0,384	69.
W46	1,298	2,006	0,607	30.	W14	1,874	1,010	0,350	70.
W56	1,336	2,064	0,607	31.	W55	2,038	1,070	0,344	71.
W70	1,338	2,044	0,604	32.	W32	2,205	1,087	0,330	72.
W61	1,353	2,058	0,603	33.	W77	2,170	1,049	0,326	73.
W50	1,368	2,048	0,599	34.	W79	2,103	0,889	0,297	74.
W1	1,358	2,007	0,596	35.	W26	2,251	0,948	0,296	75.
W69	1,331	1,961	0,596	36.	W42	2,131	0,870	0,290	76.
W29	1,410	2,058	0,593	37.	W48	2,253	0,752	0,250	77.
W41	1,339	1,933	0,591	38.	W60	2,294	0,740	0,244	78.
W23	1,447	2,032	0,584	39.	W78	2,210	0,576	0,207	79.
W11	1,352	1,863	0,580	40.	W80	2,392	0,297	0,110	80.

Dane dotyczące wnioskodawców zawarto w aneksie do pracy (tabela A-2).

Źródło: opracowanie własne na podstawie posiadanych danych.

Pole pod krzywą ROC wyniosło $AUC = 0,81$ i było istotnie różne od wartości $0,5$ ($p < 0,001$). Przyjmując wartość punktu odcięcia na poziomie $R = 0,4896$, model poprawnie sklasyfikował 46 na 56 pożyczkobiorców solidnych (82,14%) oraz 16 na 24 pożyczkobiorców uznanych za niesolidnych (66,7%). W modelu 2 kryteria decyzyjne były opisane poprzez zmienne lingwistyczne natomiast wagi przyjmowały wartości rzeczywiste. Zauważmy, że w tym przypadku włączenie do modelu większej liczby kryteriów decyzyjnych polepszyło uzyskaną skuteczność rozpoznawania dobrych i złych klientów. Należy podkreślić, że w Modelu 1 przyjęto rozmyte wagi kryteriów decyzyjnych, a w Modelu 2 wagi w postaci liczb rzeczywistych.

4.3.3. Model agregacyjny oceny wniosku aplikacyjnego oparty na rozmytej metodzie TOPSIS

Sformułowany poniżej model agregacyjny $M(PD_1, FTOPSIS)$ uwzględnia dwa kryteria główne, K_1 (czynniki ilościowe), K_2 (czynniki jakościowe), (patrz: tabela III-11). Model zastosowano do oceny wniosków aplikacyjnych firm, które posiadają co najmniej roczną historię działalności operacyjnej. W przypadku kryterium głównego K_1 uwzględniono następujące podkryteria ilościowe:

- *ROS – rentowność sprzedaży;*
- *ROA – rentowność aktywów;*
- *PB – wskaźnik płynności bieżącej;*
- *RN – rotacja należności;*
- *WZ – wskaźnik zadłużenia aktywów;*
- *KW/AT – wskaźnik udziału kapitału własnego w aktywach trwałych;*
- *RZ – rotacja zobowiązań;*
- *ZN/WK – udział zysku netto w wartości wnioskowanego kredytu.*

Kryterium główne K_2 obejmowało następujące kryteria jakościowe:

- *zasięg rynku, na którym działa firma;*
- *pozycję firmy na rynku;*
- *formę własności;*
- *stopień uzależnienia od rynku;*
- *jakość zarządzania.*

Ze względu na kompletność danych, w badaniu zastosowano dane empiryczne o 15 przedsiębiorstwach, z których cztery zaliczono do grupy tzw. złych klientów. W przypadku zmiennych, powiązanych z kryterium K_1 wartościom wskaźników finansowych przyporządkowano ich wartość rozmytą, zgodnie ze wzorem (4.15). Natomiast zmiennym powiązanim z kryterium K_2 , przypisano wartości lingwistyczne które reprezentowane są przez trójkątne liczby rozmyte z tabelą 4.1.

Tabela 4.14. Podkryteria decyzyjne związane z kryterium głównym K_2 wraz z przypisanymi trójkątymi liczbami rozmytymi

Podkryterium oceny	Wartość rozmyta
Zasięg rynku (ZR)	
– rynek międzynarodowy (stała obecność na rynkach międzynarodowych)	(9,10,10)
– rynek krajowy (stała obecność na rynku krajowym)	(7,9,10)
– rynek regionalny	(5,7,9)
– rynek lokalny	(1,3,5)
– brak informacji	(0,1,3)
Pozycja kredytobiorcy na rynku (PR)	
– lider	(9,10,10)
– podmiot o ugruntowanej pozycji działający w warunkach silnej konkurencji	(7,9,10)
– podmiot utrzymujący się na rynku bez ugruntowanej pozycji	(3,5,7)
– debiut na rynku	(0,0,1)
– brak informacji	(0,0,1)
Forma własności (FW)	
– podmiot notowany na giełdzie	(9,10,10)
– prywatna (także spółdzielcza)	(7,9,10)
– komunalna	(5,7,9)
– podmiot w trakcie prywatyzacji	(0,0,1)
– państwowa	(7,9,10)
Stopień uzależnienia od rynku (SU)	
– współpraca z wieloma odbiorcami i dostawcami, perspektywy wejścia na nowe rynki, duże zróżnicowanie oferowanych produktów lub zapewnienie zbytu i dostaw w długiej perspektywie, poparte zawartymi kontraktami (ale niewynikające z innych przesłanek, np. monopolistycznej pozycji na rynku)	(9,10,10)
– mała liczba odbiorców i dostawców, perspektywy zdobycia nowych rynków zbytu, szeroka gama oferowanych produktów	(3,5,7)
– mała liczba odbiorców i dostawców, trudności z rozszerzeniem rynków zbytu, niski stopień dywersyfikacji produkcji	(1,3,5)
– uzależnienie od jednego dostawcy bądź odbiorcy, niski stopień dywersyfikacji produkcji, wysokie ryzyko utraty rynków zbytu	(1,3,5)
– trudności ze zbytem towarów, brak perspektyw na zdobycie nowych rynków lub brak informacji	(0,0,1)

Podkryterium oceny	Wartość rozmyta
Jakość zarządzania – kierownictwo (JZ-K)	
– bardzo operatywne	(9,10,10)
– dobre	(7,9,10)
– przeciętne	(3,5,7)
– słabe	(1,3,5)

Źródło: opracowanie własne na podstawie: [Kitowski, 2014, s. 349-350].

Wyznaczając wektor wagowy kryteriów decyzyjnych, w pierwszym kroku określono wagi kryteriów głównych. Przyjęto, że wagi kryteriów i podkryteriów będą liczbami rzeczywistymi. Kitowski [2014, s. 347] wskazał, że w praktyce bankowej istnieje duża rozbieżność w ocenie ważności czynników ilościowych i jakościowych. Udział oceny jakościowej w sumie ogólnej punktów wahał się od 9,1 do 43,7% i był w badanych przez niego bankach mniej ważny w stosunku do czynników ilościowych. Stąd na początku wyznaczono wagi kryteriów głównych, zgodnie z podziałem przedstawionym w tabeli 1.9. Do zestawu wektorów kryteriów głównych włączono dodatkowy wektor wagowy, zakładający jednakową ważność kryteriów głównych. Wagi kryteriów głównych ujęto w tabeli 4.15.

Tabela 4.15. Wagi kryteriów głównych przyjęte do analizy

Na podstawie	K_1	K_2	Suma
Bank A	0,909	0,091	1
Bank B	0,600	0,400	1
Bank C	0,663	0,337	1
Bank D	0,563	0,437	1
Bank E	0,667	0,333	1
Równe wagi	0,500	0,500	1

Źródło: opracowanie własne na podstawie: [Kitowski, 2014, s. 347].

Następnie dokonano oszacowania ważności podkryteriów decyzyjnych z uwzględnieniem wektora wag z tabeli 4.15. W odniesieniu do podkryteriów ilościowych wartości wektora wagowego oszacowano z wykorzystaniem metody obiektywnej, opartej na współczynniku korelacji. Współczynniki wagowe dla podkryteriów kryterium K_1 prezentuje tabela 4.16. Należy zwrócić uwagę na to, że wagi podkryteriów sumują się do odpowiednich wartości wskazanych w tabeli 4.15.

Największą wagę przypisano wskaźnikowi WZ, tj. wskaźnikowi zadłużenia aktywów, duże wartości przyjmują również wagi dla wskaźników: KW/AT, tj. udziału kapitału własnego w aktywach trwałych, ZN/WK, tj. udziału zysku netto w wartości wnioskowanego kredytu oraz ROA, tj. rentowności aktywów.

W przypadku kryterium głównego K_2 założono, że powiązane z nim podkryteria są jednakowo istotne. Stąd wagi rozpatrywanych podkryteriów decyzyjnych określono tak, jak w tabeli 4.17.

Tabela 4.16. Wagi podkryteriów powiązanych z kryterium K_1 – model $M(PD_1, FTOPSIS)$

Na podstawie	Podkryterium K_1								Suma
	ROS	ROA	PB	RN	WZ	KW/AT	RZ	ZN/WK	
Bank A	0,1229	0,1518	0,0206	0,003	0,286	0,160	0,005	0,159	0,909
Bank B	0,0811	0,1002	0,0136	0,002	0,189	0,106	0,003	0,105	0,600
Bank C	0,0897	0,1108	0,0151	0,003	0,209	0,117	0,004	0,116	0,663
Bank D	0,0761	0,094	0,0128	0,002	0,177	0,099	0,003	0,099	0,563
Bank E	0,0902	0,1114	0,0151	0,003	0,210	0,118	0,004	0,117	0,667
Równe wagi	0,0676	0,0835	0,0114	0,002	0,157	0,088	0,003	0,088	0,500

Źródło: opracowanie własne na podstawie: [Kitowski, 2014, s. 347].

Tabela 4.17. Wagi podkryteriów powiązanych z kryterium K_2 – model $M(PD_1, FTOPSIS)$

Na podstawie	Podkryterium kryterium K_2					Suma
	ZR	PR	FW	SU	JZ-K	
Bank A	0,0182	0,0182	0,0182	0,0182	0,0182	0,0910
Bank B	0,0800	0,0800	0,0800	0,0800	0,0800	0,4000
Bank C	0,0674	0,0674	0,0674	0,0674	0,0674	0,3370
Bank D	0,0874	0,0874	0,0874	0,0874	0,0874	0,4370
Bank E	0,0666	0,0666	0,0666	0,0666	0,0666	0,3330
Równe wagi	0,1000	0,1000	0,1000	0,1000	0,1000	0,5000

Źródło: opracowanie własne na podstawie: [Kitowski, 2014, s. 347].

Biorąc pod uwagę wektory wagowe wyznaczone w tabeli 4.16. i 4.17, metodą FTOPSIS dokonano uporządkowania wariantów decyzyjnych. Uzyskane wyniki zaprezentowano w tabeli 4.18.

Tabela 4.18. Ranking wnioskodawców w zależności od przyjętego wektora wagowego – model M(PD₁, FTOPSIS)

Wniosek	Ocena globalna					Równe wagi
	Bank A	Bank B	Bank C	Bank D	Bank E	
W1*	0,364**	0,347**	0,354**	0,342**	0,354**	0,331
W2	0,179	0,180	0,180	0,181	0,180	0,182
W3	0,291	0,316	0,306	0,323	0,305	0,339**
W4	0,189	0,212	0,203	0,219	0,203	0,232
W5	0,463	0,469	0,467	0,472	0,467	0,476
W6	0,564	0,554	0,558	0,551	0,558	0,544
W7	0,514	0,508	0,510	0,505	0,510	0,501
W8	0,615	0,599	0,605	0,594	0,605	0,583
W9	0,569	0,557	0,562	0,554	0,562	0,545
W10	0,633	0,616	0,623	0,611	0,623	0,599
W11	0,762	0,718	0,735	0,705	0,736	0,679
W12	0,564	0,553	0,557	0,550	0,558	0,543
W13	0,614	0,584	0,596	0,574	0,596	0,554
W14	0,532	0,526	0,529	0,524	0,529	0,520
W15	0,440	0,417	0,426	0,409	0,426	0,394

* Tekst pogrubiony – klienci niesolidni.

** Proponowany punkt odcięcia.

Dane surowe zawarto w aneksie w tabeli A-1.

Źródło: opracowanie własne na podstawie pozyskanych danych.

Czcionką pogrubioną zaznaczono proponowany poziom punktu odcięcia. Założono, że będzie to maksymalna wartość oceny globalnej wniosku aplikacyjnego w grupie klientów niesolidnych (W1-W4). Otrzymany model niezależnie od przyjętego wektora wagowego, przy założonym poziomie punktu odcięcia, poprawnie sklasyfikował wszystkich kredytobiorców. Jednak można zaobserwować, że wraz ze wzrostem udziału wagi kryterium jakościowego (kryterium główne K_2) rośnie średnia wartość oceny globalnej wniosku aplikacyjnego w grupie klientów niesolidnych, natomiast wartość ta maleje w grupie klientów

solidnych. Sytuacja taka może świadczyć o mniejszym znaczeniu oceny jakościowej w predykcji przyszłej sytuacji finansowej przedsiębiorstwa. Może to oznaczać, że decydenci, dokonujący oceny jakościowej, mogą z różnych względów zawyżać ocenę jakościową wnioskodawcy. Wobec powyższego, zbudowano dwa kolejne modele decyzyjne, a mianowicie: model oparty wyłącznie na podkryteriach powiązanych z kryterium głównym K_1 , tj. model $M(PD_1, \text{ilościowy}, FTOPSIS)$, jak również drugi model oparty wyłącznie na podkryteriach powiązanych z kryterium głównym K_2 tj. model $M(PD_1, \text{jakościowy}, FTOPSIS)$.

W przypadku modelu ilościowego przyjęto wagi kryteriów oszacowane za pomocą metody opartej na wskaźniku korelacji. Wartości wag ujęto w tabeli 4.19.

Tabela 4.19. Wagi kryteriów decyzyjnych – model $M(PD_1, \text{ilościowy}, FTOPSIS)$

Kryterium	ROS	ROA	PB	RN	WZ	KW/AT	RZ	ZN/WK	Suma
Współczynniki wagowe	0,135	0,167	0,023	0,004	0,314	0,176	0,005	0,175	1

Źródło: opracowanie własne.

W modelu jakościowym przyjęto, że kryteria te są jednakowo ważne. Wartości funkcji oceny oraz ranking wniosków aplikacyjnych ujęto w tabeli 4.20.

Tabela 4.20. Ranking wnioskodawców – model $M(PD_1, \text{ilościowy}, FTOPSIS)$ oraz model $M(PD_1, \text{jakościowy}, FTOPSIS)$

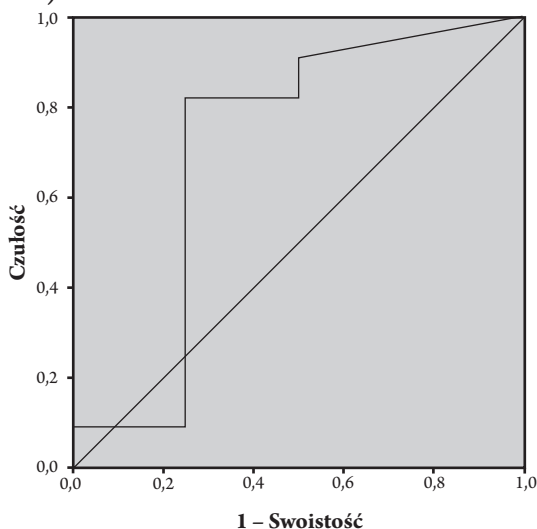
Wniosek	Model $M(PD_1, \text{ilościowy}, FTOPSIS)$		Model $M(PD_1, \text{jakościowy}, FTOPSIS)$	
	$V_{FT}(W_i)$	Pozycja	$V_{FT}(W_i)$	Pozycja
W1	0,365	12	0,191	13
W2	0,179	15	0,191	13
W3	0,290	13	0,500	2
W4	0,189	14	0,347	11
W5	0,462	10	0,526	1
W6	0,565	6	0,477	3
W7	0,514	9	0,436	7
W8	0,615	3	0,477	3
W9	0,569	5	0,436	7

Wniosek	Model M(PD ₁ , ilościowy, FTOPSIS)		Model M(PD ₁ , jakościowy, FTOPSIS)	
	$V_{FT}(W_i)$	Pozycja	$V_{FT}(W_i)$	Pozycja
W10	0,633	2	0,436	7
W11	0,763	1	0,369	10
W12	0,564	7	0,477	3
W13	0,615	3	0,323	12
W14	0,532	8	0,474	6
W15	0,440	11	0,191	13

Źródło: opracowanie własne na podstawie pozyskanych danych.

W przypadku modelu ilościowego jako poziom odcięcia przyjęto maksymalną wartość funkcji oceny w grupie klientów niesolidnych (W1-W4), tj. $R = 0,365$ (czcionka pogubiona). Przy tak określonym punkcie odcięcia, model ilościowy poprawnie zakwalifikował wszystkich pożyczkobiorców. Model jakościowy przy analogicznie określonym punkcie odcięcia tj. $P = 0,5$ dał bardzo słabe wyniki klasyfikacji, w szczególności w odniesieniu do grupy dobrych klientów. Dla modelu jakościowego wyznaczono krzywą ROC. Krzywa ta została zaprezentowana na wykresie 4.4.

Wykres 4.4. Krzywa ROC dla modelu jakościowego – model M(PD₁, jakościowy, FTOPSIS)



Źródło: opracowanie własne z wykorzystaniem programu SPSS.

Wartość pola pod krzywą ROC wyniosła $AUC = 0,705$, lecz nie była istotnie różna od wartości $0,5$ ($p = 0,24$). Wyniku klasyfikacji wniosków aplikacyjnych w modelu jakościowym nie można uznać za nieprzypadkowy. W tabeli 4.20., w czwartej kolumnie czcionką pogrubioną wskazano przykładowe punkty odcięcia, które nie dały satysfakcjonującego podziału wniosków na dobrych i złych pożyczkobiorców.

Ocena kredytobiorców z wykorzystaniem wyłącznie kryteriów jakościowych, nie przyniosła zadowalających wyników klasyfikacji. Sytuacja taka może świadczyć o tym, że instytucje finansowe, przypisując mniejsze znaczenie (wagę) kryteriom jakościowym, działają racjonalnie. Działanie to może wynikać z wcześniejszych doświadczeń, w których decyzja o udzieleniu (ostatecznie straconego) kredytu w znacznej mierze była oparta na czynnikach jakościowych. Inną możliwością w tego typu sytuacjach jest sztuczne zawyżanie oceny jakościowej przedsiębiorstwa przez pracowników banków, np. w celu zrealizowania narzuconych planów udzielenia nowych kredytów.

Podsumowanie

W tym rozdziale zaprezentowano możliwości zastosowania rozmytych metod wielokryterialnych do analizy problemów decyzyjnych PD_1 oraz PD_2 . Wyniki klasyfikacji, otrzymanej za pomocą zbudowanych modeli, w sposób zbiorczy zilustrowano w tabeli 4.21. Metody wykazały dużą skuteczność w rozpoznawaniu dobrych i złych klientów.

Tabela 4.21. Porównanie wyników klasyfikacji otrzymanych za pomocą skonstruowanych modeli decyzyjnych

Model	Stosunek klientów dobrze sklasyfikowanych do klientów ogółem	Jakość klasyfikacji „dobrych” klientów	Jakość klasyfikacji „złych” klientów
$M(PD_2, FLSAW)$	71,3%	91,1%	25,0%
$M1(PD_2, FLTOPSIS)$	76,25%	98,2%	25,0%
$M2(PD_2, FLTOPSIS)$	80,0%	82,1%	66,7%
$M(PD_1, FLTOPSIS)$	100,0%	100,0%	100,0%
$M(PD_1, \text{ilościowy}, FTOPSIS)$	100,0%	100,0%	100,0%
$M(PD_2, \text{jakościowy}, FLTOPSIS)$	33,0%	9,1%	100,0%

Źródło: opracowanie własne.

Oba problemy decyzyjne, PD_1 oraz PD_2 , ze względu na ich charakterystykę, można zaliczyć do grupy słabo ustrukturyzowanych. Ocena tego typu wniosków przebiegała w warunkach niepewności, gdyż posiadana informacja była niepełna i często określona za pomocą wyrażeń werbalnych. Ponadto dane związane z tymi problemami, były różnego typu, mierzone na różnych skalach pomiaru. Zaproponowane w pracy modele stanowią przykład możliwości wykorzystania reprezentacji danych różnego typu przez trójkątne liczby rozmyte. W wyniku stosowania metody FSAW oraz FTOPSIS możliwa jest ocena wniosków aplikacyjnych i ich uporządkowanie. Trzeba jednak zwrócić uwagę, że zadaniem analityka w metodzie FSAW był wybór sposobu oceny kryteriów decyzyjnych przez trójkątne liczby rozmyte jak również sposobu porządkowania liczb rozmytych. W przypadku metody FTOPSIS zadaniem analityka była transformacja danych na odpowiednie liczby rozmyte. Można zauważyć, że proponowane w rozdziale czwartym metody SAW i TOPSIS są szczególnym przypadkiem rozmytych metod FSAW i FTOPSIS, przy przyjęciu reprezentacji danych przez odpowiednie liczby trójkątne.

Dodatkowo wektory wagowe mogą być reprezentowane przez wartości liczbowe, rozmyte liczby trójkątne które reprezentowały ocenę lingwistyczną istotności kryteriów. Podejście takie dało duże pole manewru dla analityka, ale też mogło stanowić dla niego utrudnienie.

Należy zwrócić uwagę, że rozmyte metody wielokryterialnego podejmowania decyzji są nieco bardziej wymagające pod względem obliczeniowym w stosunku do ich klasycznych odpowiedników. Wymagana jest tu znajomości działań i operacji na zbiorach rozmytych. Spośród metod rozmytych wybrano dwie metody FSAW i FTOPSIS, uważane za proste i zrozumiałe, możliwe do zaimplementowania w Excelu przez analityka. Zaletą tych metod jest również możliwość ich stosowania, do słabo ustrukturyzowanych problemów decyzyjnych.

Zdolność dyskryminacyjna modeli decyzyjnych skonstruowanych dla poszczególnych problemów decyzyjnych jest podobna i otrzymane rankingi są zgodne. Współczynnik korelacji rang Spearmana między otrzymanymi rankingami osiągnął następujący poziom:

- 0,9900 dla modeli $M(PD_2, FLSAW)$ oraz $M(PD_1, FLTOPSIS)$;
- 0,9982 dla modeli $M(PD_1, FLTOPSIS)$ oraz $M(PD_1, \text{ilościowy, FLTOPSIS})$;
- 0,9864 dla modeli $M(PD_1, FLTOPSIS)$ oraz $M(PD_1, \text{jakościowy, FLTOPSIS})$;
- 0,9901 dla modeli $M(PD_1, \text{ilościowy, FLTOPSIS})$ oraz $M(PD_1, \text{jakościowy, FLTOPSIS})$.

Wszystkie powyższe wartości współczynników rang Spearmana były istotne statystycznie ($p < 0,05$).

Empiryczna weryfikacja modeli decyzyjnych skonstruowanych w tym rozdziale wskazuje, że rozmyte metody wielokryterialnego podejmowania decyzji są użytecznym narzędziem badania ryzyka finansowania przedsiębiorstw. Dodatkowym wynikiem badań, prowadzonych w tej części pracy, jest ogólna metodyka wyboru metody rozmytej dostosowanej do sytuacji decyzyjnej. Metodykę tę ujęto w tabeli 4.22. Zauważmy, że obie metody wymagają niezależności preferencyjnej kryteriów, kryteria mogą mieć charakter ilościowy, jakościowy bądź mieszany, obie metody wymagają wektora wag, (który może być wyrażony w postaci rzeczywistej, rozmytej lub słownej). W wyborze pomiędzy rozmytą metodą FSAW a FTOPSIS decydent musi jedynie odpowiedzieć na pytania: „czy w ocenie chce wykorzystać punkty referencyjne?” oraz „jaka jest akceptowalna przez niego postać oceny globalnej?” (rozmyta czy liczbową).

Tabela 4.22. Metodyka wyboru rozmytej metody wielokryterialnej w zależności od specyfiki problemu decyzyjnego

Metoda	FSAW	FTOPSIS
Własności		
	Punkty referencyjne	
Rozwiązanie (idealne i antyidealne)	–	×
Brak punktów referencyjnych	×	–
	Ocena globalna	
Wartość rzeczywista	–	×
Wartość rozmyta, należy przyjąć metodę porównywania liczb rozmytych	×	–

Źródło: opracowanie własne.

ZAKOŃCZENIE

W literaturze przedmiotu opisano wiele metod, które są wykorzystywane w ocenie ryzyka kredytowego. Motywem podjęcia badań przedstawionych w niniejszej pracy była chęć zaprezentowania możliwości wykorzystania metod wielokryterialnego podejmowania decyzji w ocenie ryzyka finansowania przedsiębiorstw.

Podstawową cechą wyróżniająca tę pracę jest zaprezentowanie dwóch aspektów: metodologicznego i praktycznego. Głównym jej celem było przedstawienie problemu oceny ryzyka finansowania przedsiębiorstw jako problemu wielokryterialnego podejmowania decyzji oraz budowa modeli decyzyjnych z wykorzystaniem wybranych metod. Do budowy modeli decyzyjnych zaproponowano różne podejścia, które dotyczyły wykorzystania do oceny ryzyka finansowania przedsiębiorstw:

- 1) klasycznych metod wielokryterialnego podejmowania decyzji w sytuacji, gdy kryteria decyzyjne są opisane przez dokładne dane liczbowe lub ekwiwalenty liczbowe zmiennych lingwistycznych;
- 2) rozmytych metod wielokryterialnego podejmowania decyzji, w sytuacji dysponowania wiedzą niepełną lub nieprecyzyjną.

W pracy przedstawiono algorytmy metod wielokryterialnych, a następnie dokonano weryfikacji empirycznej modeli powstałych na ich bazie, z wykorzystaniem danych bankowych. Otrzymane wyniki pozwoliły stwierdzić, że metody wielokryterialnego podejmowania decyzji są użytecznym narzędziem badania ryzyka finansowania przedsiębiorstw.

Przedstawione algorytmy postępowania mogą być wykorzystane w praktyce w instytucjach, które zajmują się finansowaniem przedsiębiorstw. Mogą to być banki i podmioty, których działalność operacyjna polega na dystrybucji: preferencyjnych kredytów, pożyczek i gwarancji bankowych, a także podmioty i instytucje zajmujące się dystrybucją bezzwrotnych dotacji. W szczególności

podejście to jest wartościowe wówczas, gdy analityk dysponuje niewielką próbą danych historycznych. Jest to często spotykana w praktyce sytuacja, z którą mamy do czynienia, gdy spełniony jest jeden z warunków:

- badana populacja kredytobiorców jest mała;
- skala działalności podmiotu udzielającego finansowania jest niewielka;
- posiadane przez podmiot dane historyczne zdezaktualizowały się, ponieważ straciły własność reprezentatywności (ma to miejsce np. w sytuacji zmiany sytuacji makroekonomicznej).

Proponowane metody okazały się nie tylko skuteczne w zakresie rozpoznawania „dobrych” i „złych” klientów, ale także umożliwiają wszechstronną analizę problemu decyzyjnego, a także uwzględnienie w ocenie ryzyka finansowania przedsiębiorstw wielu, często konfliktowych kryteriów, stopnia istotności tych kryteriów, różnego rodzaju posiadanej informacji zawartej we wnioskach aplikacyjnych, sposobu analizy preferencji analityka oraz konstrukcji funkcji oceny globalnej. Zaproponowany schemat postępowania uwzględnił możliwość wystąpienia zależności pomiędzy kryteriami decyzyjnymi oraz sytuację, w której decydent lub decydenci nie są w stanie określić ważności kryteriów decyzyjnych. Podejście to pozwala na uwzględnienie preferencji instytucji finansującej w budowie portfela kredytowego, a także jego skłonności do ryzyka. Ponadto, zbudowane modele umożliwiają badanie zmian sytuacji finansowej przedsiębiorstwa, np. w czasie spłaty kredytu lub w okresie trwałości współfinansowanego projektu¹. Ma to duże znaczenie w monitorowaniu zdolności kredytowej przedsiębiorstw oraz w monitorowaniu jakości portfela kredytowego. Większość prezentowanych modeli posiada tą zaletę, że ich algorytmy nie są złożone i mogą być z powodzeniem zaimplementowane np. w programie Excel lub ogólnie dostępnym oprogramowaniu.

Dodatkowym wynikiem pracy jest przedstawienie w podsumowaniu rozdziałów 3 oraz 4 metodyki wyboru metody wielokryterialnej w zależności od specyfiki problemu decyzyjnego.

¹ Jednym z warunków udzielenia finansowania dla przedsiębiorstwa (zarówno dotacji, jak i kredytu) może być zachowanie trwałości projektu, czyli spełnienie określonych warunków umowy w ustalonym czasie w trakcie trwania inwestycji oraz po jej zakończeniu.

ANEKS

Dane empiryczne użyte w weryfikacji prezentowanych w pracy modeli decyzyjnych

Tabela A-1. Dane powiązane z pierwszym problemem decyzyjnym. Wskaźniki ROS oraz ZN/WK

Wniosek	Wskaźnik		Status spłaty	Wniosek	Wskaźnik		Status spłaty
	ROS	ZN/WK			ROS	ZN/WK	
W1	2,67%	8,98%	0	W20	57,29%	75,99%	1
W2	0,14%	2,71%	0	W21	10,12%	164,13%	1
W3	0,42%	10,13%	0	W22	3,45%	45,37%	1
W4	-0,95%	-40,97%	0	W23	6,96%	5,31%	1
W5	-0,79%	-2,67%	0	W24	1,18%	10,54%	1
W6	-5,37%	-230,32%	0	W25	9,56%	30,06%	1
W7	-0,39%	-79,84%	1	W26	7,15%	93,56%	1
W8	5,33%	78,99%	1	W27	-0,13%	-4,95%	1
W9	0,27%	9,21%	1	W28	100,00%	46,67%	1
W10	4,09%	315,11%	1	W29	5,48%	165,54%	1
W11	3,90%	75,68%	1	W30	3,23%	22,60%	1
W12	4,39%	8,37%	1	W31	16,00%	94,48%	1
W13	35,97%	322,24%	1	W32	9,94%	43,34%	1
W14	3,96%	98,97%	1	W33	5,23%	63,93%	1
W15	9,02%	167,37%	1	W34	-0,71%	-8,49%	1
W16	4,44%	5,93%	1	W35	3,95%	44,39%	1
W17	-5,14%	-7,02%	1	W36	-5,68%	-39,22%	1
W18	2,21%	26,97%	1	W37	17,25%	13,53%	1
W19	29,85%	103,37%	1				

Źródło: posiadane dane empiryczne dotyczące problemu decyzyjnego PD₁.

Tabela A-2. Dane powiązane z drugim problemem decyzyjnym

Wniosek	X_2	X_8	X_{10}	X_{11}	X_{12}	Wniosek	X_2	X_8	X_{10}	X_{11}	X_{12}
W1	57	wdowa/wdowiec	1	ponadgimnazjalne	51	W41	31	zamężna/zonaty	1	pomaturalne	13
W2	34	zamężna/zonaty	2	pomaturalne	12	W42	23	panna/kawaler	0	ponadgimnazjalne	0
W3	37	panna/kawaler	2	pomaturalne	7	W43	35	rozwidziona/y	0	pomaturalne	15
W4	27	panna/kawaler	0	wyższe	5	W44	33	zamężna/zonaty	2	wyższe	8
W5	37	zamężna/zonaty	2	ponadgimnazjalne	15	W45	39	zamężna/zonaty	2	wyższe	14
W6	45	zamężna/zonaty	1	wyższe	16	W46	39	zamężna/zonaty	4	ponadgimnazjalne	18
W7	44	zamężna/zonaty	0	wyższe	16	W47	33	zamężna/zonaty	3	wyższe	12
W8	38	zamężna/zonaty	2	wyższe	2	W48	22	panna/kawaler	0	pomaturalne	1
W9	32	panna/kawaler	0	wyższe	7	W49	33	zamężna/zonaty	3	ponadgimnazjalne	9
W10	37	zamężna/zonaty	3	wyższe	18	W50	44	panna/kawaler	0	wyższe	15
W11	27	panna/kawaler	0	wyższe	7	W51	48	zamężna/zonaty	4	wyższe	25
W12	50	zamężna/zonaty	4	ponadgimnazjalne	26	W52	39	zamężna/zonaty	2	pomaturalne	10
W13	25	panna/kawaler	0	ponadgimnazjalne	5	W53	35	zamężna/zonaty	1	pomaturalne	8
W14	24	panna/kawaler	0	ponadgimnazjalne	2	W54	43	zamężna/zonaty	4	wyższe	15
W15	28	panna/kawaler	0	wyższe	7	W55	26	panna/kawaler	0	wyższe	0
W16	34	zamężna/zonaty	1	ponadgimnazjalne	4	W56	43	zamężna/zonaty	1	wyższe	26
W17	55	rozwidziona/y	0	ponadgimnazjalne	35	W57	22	panna/kawaler	0	ponadgimnazjalne	1
W18	28	rozwidziona/y	1	wyższe	6	W58	45	panna/kawaler	1	ponadgimnazjalne	24
W19	49	rozwidziona/y	2	ponadgimnazjalne	13	W59	50	rozwidziona/y	0	wyższe	24
W20	41	zamężna/zonaty	4	podstawowe	17	W60	21	panna/kawaler	0	pomaturalne	0

Wniosek	X_2	X_8	X_{10}	X_{11}	X_{12}	Wniosek	X_2	X_8	X_{10}	X_{11}	X_{12}
W21	40	zamężna/zonaty	0	wyższe	8	W61	38	zamężna/zonaty	0	wyższe	15
W22	44	panna/kawaler	3	ponadgimnazjalne	20	W62	33	panna/kawaler	1	ponaturalne	9
W23	35	zamężna/zonaty	2	wyższe	15	W63	26	panna/kawaler	0	wyższe	5
W24	27	panna/kawaler	1	wyższe	4	W64	27	panna/kawaler	0	wyższe	5
W25	36	zamężna/zonaty	2	wyższe	10	W65	34	zamężna/zonaty	2	wyższe	8
W26	20	panna/kawaler	2	gimnazjalne	0	W66	33	zamężna/zonaty	2	wyższe	13
W27	35	zamężna/zonaty	3	wyższe	14	W67	30	zamężna/zonaty	1	wyższe	9
W28	31	panna/kawaler	0	wyższe	6	W68	36	zamężna/zonaty	2	wyższe	10,5
W29	49	zamężna/zonaty	3	wyższe	24	W69	25	rozwiedziona/y	1	wyższe	9
W30	28	panna/kawaler	0	wyższe	3	W70	29	zamężna/zonaty	2	ponadgimnazjalne	8
W31	34	zamężna/zonaty	2	ponaturalne	14	W71	35	zamężna/zonaty	3	ponadgimnazjalne	11
W32	45	zamężna/zonaty	1	ponadgimnazjalne	0	W72	34	zamężna/zonaty	1	ponaturalne	14
W33	23	panna/kawaler	0	wyższe	7	W73	36	zamężna/zonaty	3	ponadgimnazjalne	17
W34	50	zamężna/zonaty	3	ponadgimnazjalne	21	W74	31	zamężna/zonaty	2	wyższe	12
W35	37	rozwiedziona/y	2	ponaturalne	12	W75	40	zamężna/zonaty	1	wyższe	13
W36	22	panna/kawaler	0	ponaturalne	1	W76	44	zamężna/zonaty	2	wyższe	19
W37	35	zamężna/zonaty	3	wyższe	11	W77	24	panna/kawaler	0	ponadgimnazjalne	0
W38	37	rozwiedziona/y	2	wyższe	13	W78	23	panna/kawaler	0	gimnazjalne	3
W39	33	zamężna/zonaty	0	wyższe	9	W79	22	panna/kawaler	0	gimnazjalne	3
W40	50	zamężna/zonaty	1	ponaturalne	25	W80	23	panna/kawaler	0	ponadgimnazjalne	4

Źródło: posiadane dane empiryczne dotyczące problemu decyzyjnego PD₂.

LITERATURA

- Adamowicz T., 2013, *Przyczyny i skutki i fazy kryzysu finansowego lat 2007-2009 w wybranych krajach na świecie*, „Zeszyty Naukowe Szkoły Głównej Gospodarstwa Wiejskiego w Warszawie, Polityki Europejskie, Finanse i Marketing”, 9(58), s. 9-21.
- Adamowicz M., Janulewicz P., 2012, *Wykorzystanie metod wielowymiarowych w określeniu pozycji konkurencyjnej gminy na przykładzie województwa lubelskiego*, „Metody Ilościowe w Badaniach Ekonomicznych”, 13(1), s. 17-28.
- Adamus W., Łasak P., 2010, *Zastosowanie metody AHP do wyboru umiejscowienia nadzoru nad rynkiem finansowym*, „Bank i Kredyt”, 41(4), s. 73-100.
- Altman E., Saunders A., 1998, *Credit risk measurement: Developments over the last 20 yers*, „Journal of Banking & Finance”, 21, s. 1721-1742.
- Altman E.I., 1968, *Financial ratios discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy*, „Journal of Finance”, 23(4), s. 589-609.
- Altman E.I., 1988, *Default Risk, Mortality Rates, and the Performance of Corporate Bonds*, Research Foundation, Institute of Chartered Financial Analysts, Charlottesville, VA.
- Altman E.I., 1989, *Measuring corporate bond mortality and performance*, „Journal of Finance”, September, s. 909-922.
- Altman E.I., 1992, *Revisiting the high yield debt market*, „Financial Management”, Summer, s. 78-92.
- Altman E.I., 1993, *Corporate Financial Distress and Bankruptcy*, wyd. 2., Wiley, New York.
- Altman E.I., Haldeman R., Narayanan P., 1977, *Zeta analysis: A new model to identify bankruptcy risk of corporations*, „Journal of Banking and Finance”, 1, s. 29-54.
- Amiri M.P., 2010, *Project selection for oil-fields development by using the AHP and fuzzy TOPSIS methods*, „Expert Systems with Applications”, 37(9), s. 6218-6224.

- Anggraeni E.Y. i in., 2018, *Poverty level grouping using SAW method*, „International Journal of Engineering & Technology”, 7(2.27), s. 218-224.
- Athawale V.M., Chakraborty S., 2010, *Facility location selection using PROMETHEE II method*, [w:] Proceedings of the 2010 international conference on industrial engineering and operations management, s. 9-10.
- Athawale V.M., Kumar R., Chakraborty S., 2011, *Decision making for material selection using the UTA method*, „The International Journal of Advanced Manufacturing Technology”, 57(1-4), s. 11.
- Azzollini M., Pacelli V., 2011, *An Artificial Neural Network Approach for Credit*, „Journal of Intelligent Learning Systems and Applications” 3(2), s. 103-112.
- Bąk A., 2016, *Porządkowanie liniowe obiektów metodą Hellwiga i TOPSIS – analiza porównawcza*, „Prace Naukowe Uniwersytetu Ekonomicznego we Wrocławiu”, 426.
- Bana e Costa C., Vansnick, J-C., 1999, *The MACBETH approach: Basic ideas, software, and an application*, [w:] N. Meskens, M. Roubens (red.), *Advances in Decision Analysis*, Springer, s. 131-157.
- Banaś D., Michnik J., 2019, *Evaluation of the Impact of Strategic Offers on the Financial and Strategic Health of the Company – A Soft System Dynamics Approach*, „Mathematics” 7(2), 208, s. 1-20.
- Bartosiewicz S., 1976, *Propozycja metody tworzenia zmiennych syntetycznych*, „Prace Naukowe Akademii Ekonomicznej we Wrocławiu”, 84.
- Baster P., Poczłowska K., 2011, *Sieci neuronowe i polichotomiczne modele zmiennych jakościowych w analizie ryzyka kredytowego*, „Folia Oeconomica Cracoviensia”, 52, s. 5-11.
- Beccali M., Cellura M., Mistretta M., 2003, *Decision-making in energy planning. Application of the Electre method at regional level for the diffusion of renewable energy technology*, „Renewable Energy”, 28(13), s. 2063-2087.
- Behzadian M., Otaghsara S.K., Yazdani M., Ignatius J., 2012, *A state-of-the-art survey of TOPSIS applications*, „Expert Systems with Applications”, 39(17), s. 13051-13069.
- Bellman R.E., Zadeh L.A., 1970, *Decision making in a fuzzy environment*, „Management Science”, 17, s. 141-164.
- Belton V., Stewart T. 2002, *Multiple criteria decision analysis: an integrated approach*, Springer Science & Business Media, Berlin, Heidelberg.
- Biswas R., Roy A.R., 2001, *An application of intuitionistic fuzzy sets in medical diagnosis*, „Fuzzy Sets and Systems”, 117(2), s. 209-213.
- Bolc L., Borodziejewicz W., Wójcik M., 1991, *Podstawy przetwarzania informacji niepewnej i niepełnej*, Państwowe Wydawnictwo Naukowe, Warszawa.
- Bombiak E., 2010, *Modele dyskryminacyjne jako metoda oceny sytuacji finansowej przedsiębiorstwa*, „Zeszyty Naukowe Akademii Podlaskiej w Siedlcach”, Seria: Administracja i Zarządzanie, 86.

- Bottani E., Rizzi A., 2006, *A fuzzy TOPSIS methodology to support outsourcing of logistics services*, „Supply Chain Management: an International Journal”, 11(4), s. 294-308.
- Bottomley P.A., Doyle J.R., Green R.H., 2000, *Testing the reliability of weight elicitation methods: direct rating versus point allocation*, „Journal of Marketing Research”, 37(4), s. 508-513.
- Brans J.P., Vincke P., Mareschal B., 1986, *How to select and how to rank projects: The PROMETHEE method*, „European Journal of Operational Research”, 24(2), s. 228-238.
- Brzostowski J., Roszkowska E., 2014, *Wybrane własności i odmiany SAW w kontekście wspomagania negocjacji*, „Studia Ekonomiczne. Zeszyty Naukowe Wydziałowe Uniwersytetu Ekonomicznego w Katowicach”, 178, s. 108-128.
- Brzostowski J., Roszkowska E., Wachowicz T., 2014, *Supporting ill-structured negotiation problems*, [w:] P. Guo, W. Pedrycz (red.), *Human-Centric Decision Making Models for Social Sciences*, Springer, London, s. 339-367.
- Chanas S., Kolodziejczyk W., Machaj A., 1984, *A fuzzy approach to the transportation problem*, „Fuzzy Sets and Systems”, 13, s. 211-221.
- Chanas S., & Kuchta D., 1996, *A concept of the optimal solution of the transportation problem with fuzzy cost coefficients*, „Fuzzy Sets and Systems”, 82(3), s. 299-305.
- Chang P.T., Lee E.S., 1995, *The estimation of normalized fuzzy weights*, „Computer Mathematics with Applications”, 29(5), s. 21-42.
- Chavira D.A.G. i in., 2017, *A credit ranking model for a parafinancial company based on the ELECTRE-III method and a multiobjective evolutionary algorithm*, „Applied Soft Computing”, 60, s. 190-201.
- Chen C.T., 2000, *Extension of the TOPSIS of group decision-making under fuzzy environment*, „Fuzzy Sets and Systems”, 114, s. 1-9.
- Chen S.J., Hwang C.L., 1992, *Fuzzy multiple attribute decision making methods*, [w:] S.J. Chen, C.L. Hwang, *Fuzzy multiple attribute decision making. Methods and Applications*, Springer, Berlin – Heidelberg, s. 289-486.
- Chu T.C., Tsao C.T., 2000, *Ranking fuzzy Number with and Area between the centroid point and original point*, „Computers and Mathematics with Applications”, 43, s. 111-117.
- Cieślak M., 1974, *Taksonomiczna procedura prognozowania rozwoju gospodarczego i określania potrzeb na kadry kwalifikowane*, „Przegląd Statystyczny”, 1, s. 29-39.
- Daliyev A., 2015, *Credit Risk Assessment by Means of Fuzzy Logic Prediction*, „Journal of Multidisciplinary Engineering Science and Technology”, 2(5), s. 902-904.
- de Almeida A.T., 2007, *Multicriteria decision model for outsourcing contracts selection based on utility function and ELECTRE method*, „Computers & Operations Research”, 34(12), s. 3569-3574.
- De Soto J.H., 2009, *Pieniądz, kredyt bankowy i cykle koniunkturalne*, Instytut Ludwiga von Misesa, Warszawa.

- Deni W., Sudana O., Sasmita A., 2013, *Analysis and Implementation Fuzzy Multi-Attribute Decision Making SAW Method for Selection of High Achieving Students in Faculty Level*, „International Journal of Computer Science Issues”, 10(1), s. 674-680.
- Diakoulaki D., Mavrotas G., Papayannakis L., 1995, *Determining objective weights in multiple criteria problems: The CRITIC method*, „Computers & Operations Research”, 22, s. 763-770.
- Dowgiełło Z., 1996, *Słownik ekonomiczny przedsiębiorcy*, Wydawnictwo Znicz, Szczecin.
- Driankov D., Hellendoorn H., Reinfrank M., 1996, *Wprowadzenie do sterowania rozmytego*, WNT, Warszawa.
- Dubois D., and H. Prade H., 1978, *Operations of Fuzzy Numbers*, „International Journal of Systems Science”, 9(6), s. 613-626.
- Dubois D., and H. Prade H., 1980, *Fuzzy sets and systems, Theory and Applications*, Academic Press, New York.
- Edwards W., 1997, *How to Use Multiattribute Utility Analysis for Social Decision-making*, „IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetic”, 7, s. 326-340.
- Edwards W., Barron F.H., 1994, *SMARTS and SMARTER: Improved simple methods for multiattribute measurement*, „Organizational Behavior and Human Decision Process”, 60, s. 306-325.
- Ferreira F.A., Santos S.P., Dias V.M., 2014, *An AHP-based approach to credit risk evaluation of mortgage loans*, „International Journal of Strategic Property Management”, 18(1), s. 38-55.
- Ficoń K., 2013, *Zastosowanie rozmytych sterowników Mamdaniego do określania ryzyka wieloczynnikowego*, „Zeszyty Naukowe Akademii Marynarki Wojennej”, 54, 3(194), s. 65-88.
- Figueira J., Greco S., Ehrgott M., 2005, *Multiple Criteria Decision Analysis: State of the Art. Surveys*, Springer, New York.
- Figura P., 2011, *Sektorowe wartości rekomendowane wskaźników finansowych*, praca doktorska, Politechnika Gdańska, Gdańsk.
- Fisher R.A., 1936, *The use of multiple measurements in taxonomic problems*, „Annals of Eugenics”, 7, s. 179-188.
- Gabrusewicz W., 2014, *Analiza finansowa przedsiębiorstwa: teoria i zastosowanie*, Polskie Wydawnictwo Ekonomiczne, Warszawa.
- Gajdka J., Stos D., 1996, *Wykorzystanie analizy dyskryminacyjnej w ocenie kondycji finansowej przedsiębiorstw*, [w:] R. Borowiecki (red.), *Restrukturyzacja w procesie przekształceń i rozwoju przedsiębiorstw*, Akademia Ekonomiczna, TNOiK, Kraków.
- García-Cascales S.M., Lamata M.T., 2012, *On Rank Reversal and TOPSIS Method*, „Mathematical and Computer Modelling”, 56, s. 123-132.

- Gasza R., 1997, *Związek między wynikami analizy typu Altmana a kształtowaniem się kursów akcji wybranych spółek giełdowych w Polsce. Rezultaty badań najstarszych spółek giełdowych w latach 1991-1995*, „Bank i Kredyt”, 3, s. 59-62.
- Gątarek D. i in., 2001, *Nowoczesne metody zarządzania ryzykiem finansowym*, Wig-Press, Warszawa.
- Goodman L.A., 1985, *The 1983 Henry L. Rietz memorial lecture. The analysis of cross-classified data having ordered and/or unordered categories: Association models, correlation models, and asymmetry models for contingency tables with or without missing entries*, „The Annals of Statistics”, 13, s. 10-69.
- Goodman L.A., 1986, *Some useful extensions of the usual correspondence analysis approach and the usual log-linear models approach in the analysis of contingency tables*, „International Statistical Review”, 54, s. 243-309.
- Goodwin P., Wright G., 2011, *Analiza decyzji*, Wolters Kluwer Polska, Warszawa.
- Gordy M.B., 2000, *A comparative anatomy of credit risk models*, „Journal of Banking & Finance”, 24(1-2), s. 119-149.
- Górecka D., Pietrzak M.B., 2012, *Zastosowanie metody Promethee II w procesie rankingu projektów europejskich w ramach Regionalnego Programu Operacyjnego województwa kujawsko-pomorskiego na lata 2007-2013 projektów europejskich w ramach regionalnego programu operacyjnego województwa kujawsko-pomorskiego na lata 2007-2013*. Studia Ekonomiczne/Uniwersytet Ekonomiczny w Katowicach, (Modelowanie preferencji a ryzyko '12), 83-103.
- Górecka D., Roszkowska E., Wachowicz T., 2014, *MARS – a hybrid of ZAPROS and MACBETH for verbal evaluation of the negotiation template*, [w:] P. Zarate i in., *Proceedings of the Joint International Conference of the INFORMS GDN Section and the EURO working Group on DSS*, Toulouse University, Toulouse, s. 24-31
- Górniak J., 2000, *Zastosowanie analizy korespondencji w badaniach społecznych i marketingowych*, „ASK. Research & Methods”, 9, s. 115-134.
- Grant J., 2001, *Churn modeling by rough set approach*, manuscript.
- Greco S., Mousseau V., Słowiński R., 2008, *Ordinal regression revisited: Multiple criteria ranking Using a set of additive value functions*, „European Journal of Operational Research”, 191, s. 416-436.
- Gruszczynski M., 2001, *Modele i prognozy zmiennych jakościowych w finansach i rachunkowości*, Monografie i Opracowania, Oficyna Wydawnicza Szkoły Głównej Handlowej, Warszawa.
- Gruszczynski M., 2003, *Modele mikroekonometrii w analizie i prognozowaniu zagrożenia finansowego przedsiębiorstw*, „Working Papers”, PAN, Instytut Nauk Ekonomicznych, 34.
- Gruszczynski M., 2010, *Mikroekonometria. Modele i metody analizy danych indywidualnych*, Wolters Kluwer Polska, Warszawa.

- Gruszczynski M., 2012, *Finanse empiryczne przedsiębiorstw*, Wydawnictwo Difin, Warszawa.
- Grzywa M., 2011, *Zastosowanie sztucznych sieci neuronowych w detekcji kartowych transakcji oszukańczych*, Alior Bank S.A., Warszawa.
- Grzywacz J., 2009, *Ryzyko kredytowania małych i średnich przedsiębiorstw w Polsce*, „Zeszyty Naukowe SGGW w Warszawie. Ekonomika i Organizacja Gospodarki Żywnościowej”, 77, s. 5-17.
- Guitouni A., Martel J.M., 1998, *Tentative guidelines to help choosing an appropriate MCDA method*, „European Journal of Operational Research”, 109(2), s. 501-521.
- Hadasik D., 1998, *Upadłość przedsiębiorstw w Polsce i metody jej prognozowania*, Wydawnictwo Akademii Ekonomicznej, Poznań.
- Hadasiuk D., 1998, *Zastosowanie wielowymiarowej analizy porównawczej do oceny zagrożenia przedsiębiorstwa upadkiem*, „Zeszyty Naukowe Akademii Ekonomicznej w Poznaniu”, 261, s. 22-37.
- Hamrol M., Chodakowski J., 2008, *Prognozowanie zagrożenia finansowego przedsiębiorstwa. Wartość predykcyjna polskich modeli analizy dyskryminacyjnej*, „Badania Operacyjne i Decyzje”, 3, s. 17-32.
- Hamrol M., Czajka B., Piechocki M., 2004, *Upadłość przedsiębiorstwa – model analizy dyskryminacyjnej*, „Przegląd Organizacji”, 6, s. 35-39.
- Hand D.J., Henley W.E., 1997, *Statistical classification methods in consumer credit scoring: a review*, „Journal of the Royal Statistical Society”, Series A (Statistics in Society), 160(3), s. 523-541
- Hanley J.A., McNeil B.J., 1982, *The meaning and use of the area under a receiver operating characteristic (ROC) curve*, „Radiology”, 143(1), s. 29-36.
- Harańczyk G., 2010, *Krzywe ROC, czyli ocena jakości klasyfikatora i poszukiwanie optymalnego punktu odcięcia*, StatSoft Polska, https://media.statsoft.pl/_old_dnn/downloads/krzywe_roc_czyli_ocena_jakosci.pdf [dostęp: 05.07.2018].
- Hartigan J.A., Wong M.A., 1979, *A K-Means Clustering Algorithm*, „Applied Statistics”, 28(1), s. 100-108.
- Heilpern S., 1980, *Wybrane zagadnienia z teorii zbiorów rozmytych*, „Roczniki Polskiego Towarzystwa Matematycznego”, Seria III: Matematyka Stosowana XVI, s. 26-38.
- Hellwig Z., 1968, *Zastosowanie metody taksonomicznej do typologicznego podziału kraju ze względu na poziom rozwoju oraz zasoby i strukturę wykwalifikowanych kadr*, „Przegląd Statystyczny”, 4.
- Hellwig Z., 1981, *Wielowymiarowa analiza porównawcza i jej zastosowanie w badaniach wielocechowych obiektów gospodarczych*, [w:] W. Welfe (red.), *Metody i modele ekonomiczno-matematyczne w doskonaleniu zarządzania gospodarką socjalistyczną*, PWE, Warszawa, s. 46-68.

- Hellwig Z., 1969, *Problem optymalnego wyboru predyktant*, „Przegląd Statystyczny”, 6(3-4).
- Hołda A., 2001, *Prognozowanie bankructwa jednostki w warunkach gospodarki polskiej z wykorzystaniem funkcji dyskryminacyjnej Z_{11}* , „Rachunkowość”, 5, s. 306-310.
- Hołda A., 2002, *Wykorzystanie analizy dyskryminacyjnej do prognozy upadłości spółek rynku kapitałowego*, „Nasz Rynek Kapitałowy”, 11(143).
- Hołda A., 2006, *Zasada kontynuacji działalności i prognozowanie upadłości w polskich realiach gospodarczych*, Wydawnictwo Akademii Ekonomicznej, Kraków.
- Hwang C.L., Yoon K., 1981, *Multiple Attribute Decision – making: Methods and Applications*, Springer, Berlin.
- İç Y.T., 2012, *Development of a credit limit allocation model for banks using an integrated Fuzzy TOPSIS and linear programming*, „Expert Systems with Applications”, 39(5), s. 5309-5316.
- Ishizaka A., Nemery P., 2013, *Multi-Criteria Decision Analysis Methods and Software*, Wiley, Chichester.
- Iwacewicz-Orłowska A., Sokołowska D., 2016, *Ocena realizacji koncepcji zrównoważonego rozwoju w podregionach województw Polski Wschodniej z wykorzystaniem metody wzorca rozwoju Hellwiga*, „Optimum. Studia Ekonomiczne”, 1(79), s. 182-197.
- Jacquet-Lagrange E., Siskos J., 1982, *Assessing a set of additive utility functions for multicriteria decision making: The UTA method*, „European Journal of Operational Research”, 10(2), s. 151-164.
- Jacquet-Lagrange E., Siskos J., 2001, *Preference disaggregation: 20 years of MCDA experience*, „European Journal of Operational Research”, 130(2), s. 233-245.
- Jacquet-Lagrange E., 1995, *An application of the UTA discriminant model for the evaluation of R & D projects*, [w:] P.M. Pardalos, Y. Siskos, C. Zopounidis (red.), *Advances in multicriteria analysis*, Springer, Boston, s. 203-211
- Jadidi O., Hong T.S., Firouzi F., Yusuff R.M., Zulkifili K., 2008, *TOPSIS and fuzzy Multi – objective model integration for supplier selection problem*, „Journal of Achievements in Materials and Manufacturing Engineering”, 31(2), s. 762-769.
- Jagiello R., 2000, *Zarządzanie portfelem kredytowym banku*, Fundacja Rozwoju Edukacji i Badań Bankowych, Warszawa.
- Jajuga K., 2007, *Zarządzanie ryzykiem*, Wydawnictwo Naukowe PWN, Warszawa.
- Jakubczyk M., Kamiński B., 2017, *Fuzzy approach to decision analysis with multiple criteria and uncertainty in health technology assessment*, „Annals of Operations Research”, 251(1-2), s. 301-324.
- Janc A., Kraska M., 2001, *Credit-scoring. Nowoczesna metoda oceny zdolności kredytowej*, Biblioteka Menedżera i Bankowca, Warszawa.
- Józwiak J., Podgórski J., 1997, *Statystyka od podstaw*, PWE, Warszawa.

- Juszczak S., 2008, *Zdolność kredytowa w ocenie banku na przykładzie małych i średnich przedsiębiorstw*, „Zeszyty Naukowe SGGW. Ekonomika i Organizacja Gospodarki Żywnościowej”, 66, s. 17-35.
- Kacprzyk J., 1986, *Zbiory rozmyte w analizie systemowej*, PWN, Warszawa.
- Kaczmarek T.T., 2010, *Zarządzanie ryzykiem: ujęcie interdyscyplinarne*, Wydawnictwo Difin, Warszawa.
- Kahraman C., 2008, *Fuzzy multi-criteria decision making: theory and applications with recent developments*, Springer Science & Business Media, New York.
- Kamalloo E., Abadeh M., 2014, *Credit Risk Prediction Using Fuzzy Immune Learning*, „Advances in Fuzzy Systems”, 2014, Article ID 651324, s. 1-11.
- Kasjaniuk M., 2006, *Zastosowanie analizy dyskryminacyjnej do modelowania i prognozowania upadłości przedsiębiorstw*, „Barometr Regionalny”, 2(6), s. 95-100.
- Keeney R.L., Raiffa H., 1976, *Decisions with Multiple Objectives: Preferences and Value Trade-Offs*, Wiley, New York.
- Khalil J., Martel J.M., Jutras P., 2000, *A multicriterion system for credit risk rating*, <http://www.fsa.ulaval.ca/sirul/1999-014.pdf>.
- Kisielińska J., Waszkowski A., 2010, *Polskie modele do prognozowania bankructwa przedsiębiorstw i ich weryfikacja*, „Zeszyty Naukowe SGGW w Warszawie. Ekonomika i Organizacja Gospodarki Żywnościowej”, 82, s. 17-31.
- Konarzewska-Gubała E., 1989, *Bipolar: Multiple criteria decision aid using bipolar reference system*, LAMSADE, Cahiers et Documents , 56.
- Konarzewska-Gubała E., 2002, *Multiple criteria company benchmarking using the Bipolar method*, [w:] T. Tanino, T. Tanaka, M. Inuiguchi (red.), *Multiple Objective and Goal Programming*, Physica, Heidelberg, s. 338-350.
- Konopka P., 2010, *Zastosowanie logiki rozmytej do oceny ryzyka przyznania limitu odnawialnego*, „Optimum. Studia Ekonomiczne”, 2(46), s. 169-182.
- Konopka P., 2011, *Zastosowanie przedziałowej metody TOPSIS do oceny projektów pretendujących do objęcia współfinansowaniem funduszami pomocowymi*, „Optimum. Studia Ekonomiczne”, 6(54), s. 218-234.
- Konopka P., 2012, *Podejmowanie decyzji inwestycyjnych z wykorzystaniem liczb rozmytych*, [w:] R. Przygodzka (red.), *Obszary innowacyjnego wzrostu regionu – od badań do praktyki*, Podlaska Strategia Innowacji – Budowa Systemu Wdrażania, Białystok.
- Konopka P., 2012, *Podejmowanie decyzji inwestycyjnych z wykorzystaniem modelowania rozmytego*, [w:] S. Czupryński (red.), *Współpraca międzynarodowa a rozwój regionalny*, Wydawnictwo Uniwersytetu w Białymstoku, Białystok, s. 113-126.
- Konopka P., 2012, *Potencjały i bariery rozwojowe województwa podlaskiego. Propozycje obszarów strategicznej interwencji oraz kierunków i rodzajów inteligentnej specjalizacji w regionie*, współautorzy: J. Jankowska, K. Jaworska, T. Perkowski, M. Poświętka, S. Rynkiewicz, P. Szewczyk, U. Werpachowska, Tomasz Consulting S.A., Białystok.

- Konopka P., 2013, *Zastosowanie wnioskowania rozmytego do oceny ryzyka kredytowego przedsiębiorstw*, „Studia Ekonomiczne. Uniwersytet Ekonomiczny w Katowicach”, 163, s. 285-299.
- Konopka P., 2013, *Zintegrowany poradnik na temat prowadzenia i rozliczania projektów w działaniach 8.1 i 8.2 POIG*, współautorzy: M. Arciszewska, J. Jankowska, K. Jaworska, E. Kiwierowicz-Mogielnicka, T. Perkowski, M. Poświętna, S. Rynkiewicz, P. Szewczyk, U. Werpachowska, Polska Agencja Rozwoju Przedsiębiorczości, Warszawa, http://www.web.gov.pl/g2/big/2013_06/a21d9f32a6d37a2dad0ad8e85208ce38.pdf.
- Konopka P., Roszkowska E., 2016, *Application of the MARS Method to the Evaluation of Grant Applications and Non-Returnable Instruments of Start-Up Business Financing*, „Multiple Criteria Decision Making”, 11, s. 153-167,
- Konopka P., 2018, *The application of SAW method to support the decisions concerning start-up financing*, „Optimum. Studia Ekonomiczne”, 4(94), s. 242-255.
- Konopka P., 2018, *Zastosowanie metody WINGS do wspomagania podejmowania decyzji o finansowaniu startów indywidualnych działalności gospodarczych*, „Studia Ekonomiczne. Uniwersytet Ekonomiczny w Katowicach”, 364, s. 114-124.
- Konopka P., Roszkowska E., 2015, *Zastosowanie metody UTA do wspomagania podejmowania decyzji o finansowaniu startupów działalności gospodarczej*, „Optimum. Studia Ekonomiczne”, 3(75), s. 138-153.
- Kopiński A., 2014, *Taksonomia i zastosowanie metody Hellwiga w ocenie efektywności funduszu inwestycyjnych*, „Prace Naukowe Uniwersytetu Ekonomicznego we Wrocławiu”, 330, 192-204.
- Korol T., 2010a, *Nowe podejście do analizy wskaźnikowej w przedsiębiorstwie*, Wolters Kluwer Polska, Warszawa.
- Korol T., 2010b, *Systemy ostrzegania przedsiębiorstw przed ryzykiem upadłości*, Wolters Kluwer Polska, Warszawa.
- Kosinski W., Prokopowicz P., 2004, *Algebra liczb rozmytych*, „Matematyka Stosowana”, 5(46), s. 37-63.
- Krakowiak-Bal A., 2005, *Wykorzystanie wybranych miar syntetycznych do budowy miary rozwoju infrastruktury technicznej*, „Infrastruktura i Ekologia Terenów Wiejskich”, 3, s. 71-82.
- Krysiak A., Staniszewska A., Wiatr M., 2012, *Zarządzanie portfelem kredytowym banku*, Oficyna Wydawnicza Szkoły Głównej Handlowej, Warszawa.
- Krzyśko M., 1990, *Analiza dyskryminacyjna*, WNT, Warszawa.
- Kurkiewicz J., Pocięcha J., Zając K., 1991, *Metody wielowymiarowej analizy porównawczej w badaniach rozwoju demograficznego*, „Monografie i Opracowania. Szkoła Główna Handlowa”, 336, s. 134.
- Kuryłek W., 2000, *Credit scoring – podejście statystyczne*, „Bank i Kredyt”, 6, s. 72-77.
- Łachwa A., 2001, *Rozmyty świat zbiorów, liczb, relacji, faktów, reguł i decyzji*, Akademicka Oficyna Wydawnicza Exit, Warszawa.

- Lan J., Lin J., Cao L., 2009, *An information mining method for deriving weights from an interval comparison matrix*, „Mathematical and Computer Modelling”, 50, s. 393-400.
- Larichev, OI., Moshkovich HM., 1995, *ZAPROS-LM – A method and system for ordering multiattribute alternatives*, „European Journal of Operational Research”, 82(3), s. 503-521.
- Lasek M., 1996, *Wielokryterialna ocena kondycji ekonomicznej firm – klientów banku*, Wydawnictwo Uniwersytetu Warszawskiego, Warszawa.
- Lin Ch.-T., Lee C.S.G., 1996, *Neural fuzzy systems. A neuro-fuzzy synergism to intelligent systems*, Prentice-Hall Inc., Upper Saddle River.
- Liou T.S., Wang M.J., 1992, *Ranking fuzzy numbers with integral value*, „Fuzzy Sets and Systems”, 50(3), s. 247-255.
- Macoun P., Prabhu R., 1999, *Guidelines for applying multi-criteria analysis to the assessment of criteria and indicators*, Criteria and Indicators Toolbox Series, 9, CIFOR, Bogor, Indonesia.
- MacQueen J.B., 1967, *Some Methods for Classification and Analysis of Multivariate Observations*, „Proceedings of the Fifth Symposium on Math, Statistics, and Probability”, s. 281-297.
- Mączyńska E., Zawadzki M., 2006, *Dyskryminacyjne modele predykcji bankructwa przedsiębiorstw*, „Ekonomista”, 2, s. 205-235.
- Mahmoodzadeh S. i in., 2007, *Project selection by using fuzzy AHP and TOPSIS technique*, „World Academy of Science, Engineering and Technology”, 30, s. 333-338.
- Mamdani E.H., 1974, *Applications of fuzzy algorithms for the control of a simple dynamic plant*, „Proceedings of the Institution of Electrical Engineers”, 121(12), s. 1585-1588.
- Mamdani E.H., 1976, *Advances in the linguistic synthesis of fuzzy controllers*, „International Journal of Man-Machine Studies”, 8, s. 669-678.
- Mamdani E.H., Assilian S., 1975, *An experiment in linguistic synthesis with a fuzzylogic controller*, „International Journal of Man-Machine Studies”, 7(1), s. 1-33.
- Martinez L., Ruan D., Herrera F., 2010, *Computing with words in decision support systems: an overview on models and applications*, „International Journal of Computational Intelligence Systems”, 3(4), s. 382-395.
- Massad E i in., 2008, *Fuzzy Logic In Action: Applications In Epidemiology and Beyond*, Springer Verlag, Berlin – Heidelberg.
- Matuszyk A., 2008, *Credit Scoring*, CeDeWu, Warszawa .
- McNeill F.M., Thro E., 2014, *Fuzzy logic: a practical approach*, Academic Press, Cambridge MA.
- Michie D., Spiegelhalter D.J., Taylor C.C., 1994, *Machine learning. Neural and Statistical Classification*, Ellis Horwood, Imprint of Simon and Schuster, Upper Saddle River.

- Michaluk K., 1999, *Identyfikacja sygnałów zagrożenia bankructwem w przedsiębiorstwie*, [w:] IV Zachodniopomorskie Forum Finanse '99. Materiały konferencyjne, Uniwersytet Szczeciński, Szczecin.
- Michnik J., 2013, *Weighted Influence Non-linear Gauge System (WINGS) – An analysis method for the systems of interrelated components*, „European Journal of Operational Research”, 228(3), s. 536-544.
- Michnik J., 2016, *Zastosowanie metody WINGS do wspierania decyzji w przypadku występowania zależności między kwestiami negocjacyjnymi*, „Optimum. Studia Ekonomiczne”, 79(1), s. 119-134.
- Michnik J., Frączkiewicz-Wronka A., 2014, *Wspomaganie decyzji w zarządzaniu podmiotem leczniczym*, „Studia Ekonomiczne. Uniwersytet Ekonomiczny w Katowicach”, 199, s. 206-217.
- Michnik J., Grabowski A., 2020, *Modeling Uncertainty in the Wings Method Using Interval Arithmetic*, „International Journal of Information Technology & Decision Making”, 19(1), s. 221-240.
- Młodak A., 2006, *Analiza taksonomiczna w statystyce regionalnej*, Centrum Doradztwa i Informacji Difin, Warszawa.
- Moshkovich H., Mechitov A., Olson D., 2005, *Verbal Decision Analysis*, [w:] S. Figueira, M. Greco, M. Ehrgott (red.), *Multiple criteria decision analysis: State of the art surveys*, Kluwer Academic Publishers, Dordrecht.
- Mousseau V., Slowinski R., Zieniewicz P., 1999, *ELECTRE TRI 2.0a methodological guide and user's manual*, „Document du LAMSADE”, 111, s. 263-275.
- Nadali A., Pourdarab S., Nosratabadi H.E., 2012, *Class Labeling of Bank Credit's Customers Using AHP and SAW for Credit Scoring with Data Mining Algorithms*, „International Journal of Computer Theory and Engineering”, 4(3), s. 401-404.
- Nedeljkovic I., 2004, *Image classification based on fuzzy logic*, MapSoft Ltd, Zahumska 26 11000 Belgrade, Serbia and Montenegro, Commission VI, WG VI/1-3.
- Niedziółka P., 2002, *Zarządzenie ryzykiem stopy procentowej w banku*, Wydawnictwo Difin, Warszawa.
- Nowak E., 1984, *Problemy doboru zmiennych do modelu ekonometrycznego*, PWN, Warszawa.
- Nowak E., 1997, *Zarys metod ekonometrii*, Wydawnictwo Naukowe PWN, Warszawa.
- Nowak M., 2004, *Preference and veto thresholds in multicriteria analysis based on stochastic dominance*, „European Journal of Operational Research”, 158, s. 339-350.
- Nowak M., 2005, *Investment project evaluation by simulation and multiple criteria decision aiding procedure*, „Journal of Civil Engineering and Management”, 11, s. 193-202.
- Nowak M., 2006, *INSDECM – An Interactive Procedure for Stochastic Multicriteria Decision Problems*, „European Journal of Operational Research”, 175(3), s. 1413-1430.

- Nowak M., 2008, *Interaktywne wielokryterialne wspomaganie decyzji w warunkach ryzyka: metody i zastosowania*, Wydawnictwo Akademii Ekonomicznej, Katowice.
- Nowak M., 2010, *Trade-off analysis in discrete decision making problems under risk*, [w:] D. Jones, M. Tamiz, J. Ries (red.), *New Developments in Multiple Objective and Goal Programming*, Springer Verlag, Berlin.
- Ohlson J., 1980, *Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy*, „Journal of Accounting Research”, 18(1), Spring.
- Olson D.L., 2004, *Comparison of weights In TOPSIS models*, „Mathematical and Computer Modeling”, 40(7-8), s. 721-727.
- Olszewski D.W., 1992, *Zdolność płatnicza przedsiębiorstwa-koncepcje i metody oceny*, „Bank i Kredyt”, 6, s. 12-23
- Opricovic S., Tzeng G., 2003, *Defuzzification within a multicriteria decision model*, „International Journal of Uncertainty Fuzziness and Knowledge-Based Systems”, 11(5), s. 635-652.
- Pacelli V., M. Azzollini, 2011, *An Artificial Neural Network Approach for Credit Risk Management*, „Journal of Intelligent Learning Systems and Applications”, 3(2), s. 103-112.
- Paiva R.P., Douranto A., 2001, *Structure and Parametr Learning of Neuro-Fuzzy Systems: A Methodology and Comparative Study*, „Journal of Intelligent & Fuzzy Systems”, 11(3-4), s. 147-161.
- Panek T., 2009, *Statystyczne metody wielowymiarowej analizy porównawczej*, Oficyna Wydawnicza Szkoły Głównej Handlowej, Warszawa.
- Patyra M.J., Mlynek D.J. (red.), 2012, *Fuzzy logic: implementation and applications*, Friedrick Vieweg & Son.
- Pavlacka O., 2014, *On various approaches to normalization of interval and fuzzy weights*, „Fuzzy Sets and Systems”, 243, s. 110-130.
- Pawlak Z., 1983, *Rough Sets*, „International Journal of Computer and Information Science”, 11, s. 341-356.
- Pawlak Z., 1999, *Decision rules, Bayes' rule and rough sets*, [w:] N. Zhong, A. Skowron, S. Ohsuga (red.), *New Direction in Rough Sets, Data Mining, and Granular-Soft Computing*, Proceedings of 7th International Workshop, RSFDGrC '99, Yamaguchi, Japan, November 9-11, 1999, Springer, s. 1-9.
- Pawlak Z., 2001, *New look Bayes' theorem – the rough set outlook*, [w:] G. Hirano, M. Inuiguchi, S. Tsumoto (red.), *Proceedings of International Workshop on Rough Set Theory and Granular Computing (RSTGC 2001)*, Matshue, Shimane, Japan, s. 1-8.
- Perlo D., Roszkowska E., 2011, *Zastosowanie wybranych metod klasyfikacji do analizy zrównoważonego rozwoju*, „Zeszyty Naukowe Uniwersytetu Ekonomicznego w Poznaniu”, 176, s. 372-399.
- Peters J., 1990, *A Cognitive Computational Model of Risk Hypothesis Generation*, „Journal of Accounting Research”, 28, s. 83-109.

- Pfeffer L., 1956, *Insurance and Economic Theory*, Homewood, Illinois.
- Piasecki K., 1985, *Probability of fuzzy events defined as denumerable additivity measure*, „Fuzzy Sets and Systems”, 17(3), s. 271-284.
- Piegat A., 1999, *Modelowanie i sterowanie rozmyte*, Akademicka Oficyna Wydawnicza Exit, Warszawa.
- Pluta W., 1976, *Taksonomiczna procedura prowadzenia syntetycznych badań porównawczych za pomocą zmodyfikowanej miary rozwoju gospodarczego*, „Przegląd Statystyczny”, 4, s. 511-517.
- Pociecha J., 2007, *Metody analizy danych jako narzędzie prognozowania upadłości firmy*, [w:] J. Pociecha (red.), *Przestrzenno-czasowe modelowanie i prognozowanie zjawisk gospodarczych: materiały z XXVIII Ogólnopolskiego Seminarium Naukowego zorganizowanego przez Zakład Teorii Prognoz Katedry Statystyki Akademii Ekonomicznej w Krakowie, (Zakopane, 18-21 IV 2006 r.)*, Wydawnictwo Akademii Ekonomicznej, Kraków.
- Polskowski L., Skowron A. (red.), 1998, *Rough Sets and Current Trends in Computing. Proceedings of First International Conference, RSCTC'98 Warsaw, Poland, June 22-26, 1998*, Springer, Berlin.
- Pomykańska B., Pomykański P., 2017, *Analiza finansowa przedsiębiorstw*, Wydawnictwo Naukowe PWN, Warszawa.
- Predki B. i in., 1998, *ROSE-software implementation of the rough set theory*, [w:] L. Polskowski, A. Skowron, *Rough Sets and Current Trends in Computing. Proceedings of First International Conference, RSCTC'98 Warsaw, Poland, June 22-26, 1998*, Springer, Berlin, s. 605-608.
- Pritchard C.L., 2002, *Zarządzanie ryzykiem w projektach. Teoria i praktyka*, WIG-PRESS, Warszawa.
- Prusak B., 2004, *Ocena zagrożenia upadłością produkcyjnych spółek kapitałowych w Polsce w latach 1998-2002*, [w:] D. Appenzeller (red.), *Upadłość przedsiębiorstw w Polsce w latach 1990-2003. Teoria i praktyka*, Wydawnictwo Akademii Ekonomicznej, Poznań.
- Prusak B., 2005, *Nowoczesne metody prognozowania zagrożenia finansowego przedsiębiorstw*, Wydawnictwo Difin, Warszawa.
- Prusak B., 2011, *Ekonomiczna analiza upadłości przedsiębiorstw. Ujęcie międzynarodowe*, CeDeWu, Warszawa.
- Prusak B., *Metody wykorzystywane w analizie porównawczej modeli oceny zagrożenia przedsiębiorstw upadłością*, <http://www.zie.pg.gda.pl/~pb/ap.pdf>.
- Prusak B., 2007, *Ekonomiczne i prawne aspekty upadłości przedsiębiorstw. Ujęcie międzynarodowe*, CeDeWu, Warszawa.
- Rao C.R., 1965, *Linear statistical inference and its applications*, Willey, New York.
- Rejer I., 2008, *Integracja źródeł wiedzy w modelach rozmytych zależności ekonomicznych*, Wydawnictwo Uniwersytetu Szczecińskiego, Szczecin.

- Richardson B., Nwankwo S., Richardson S., 1994, *Understanding the causes of business failure crises*, „Management Decision Journal”, 32(4), s. 9-22.
- Rogowska D., 2011, *Zastosowanie logiki rozmytej w zarządzaniu zapasami*, „Logistyka”, 5, s. 1240-1247.
- Rogowski W., 1999, *Możliwość wczesnego rozpoznawania symptomów zagrożenia zdolności płatniczej przedsiębiorstwa*, „Bank i Kredyt”, 6, s. 56-72.
- Rosiek J., Zyguła A., 2009, *Upadłości przedsiębiorstw w Polsce – tendencje i perspektywy*, „Zeszyty Naukowe Małopolskiej Wyższej Szkoły Ekonomicznej w Tarnowie”, 2(13)/2, s. 211-223.
- Roszkowska E., 2015, *The application of preference information on the set of alternatives near ideal solutions in selected multi-criteria methods*, „Ekonometria Econometrics”, 4(50), s. 142-158.
- Roszkowska E., Brzostowski J., Wachowicz T., 2013, *Szacowanie wag zagadnień negocjacyjnych na podstawie metod wielokryterialnych*, [w:] W. Sikora (red.), *Metody i zastosowania badań operacyjnych w gospodarce, finansach i szkolnictwie wyższym*, Wydawnictwo Uniwersytetu Ekonomicznego, Poznań, s. 209-227.
- Roszkowska E., Brzostowski J., Wachowicz T., 2014, *Supporting Ill-Structured Negotiation Problems*, [w:] G. Peijun, W. Pedrycz (red.), *Human-Centric Decision-Making Models for Social Sciences*, Springer, London, s. 339-367.
- Roszkowska E., Wachowicz T., 2014, *SAW-Based Rankings vs. Intrinsic Evaluations of the Negotiation Offers – An Experimental Study*, [w:] P. Zaraté, G.E. Kersten, J.E. Hernández (red.), *Group Decision and Negotiation, A Process-Oriented View. Proceedings of Joint INFORMS-GDN and EWG-DSS International Conference, GDN 2014*, Springer International Publishing, s. 176-183.
- Roszkowska E., Wachowicz T., 2015a, *Inaccuracy in Defining Preferences by the Electronic Negotiation System Users*, [w:] B. Kamiński, G. Kersten, T. Szapiro, *Outlooks and Insights on Group Decision and Negotiation*, Springer International Publishing, s. 131-143.
- Roszkowska E., Wachowicz T., 2015b, *Application of fuzzy TOPSIS to scoring the negotiation offers in ill-structured negotiation problems*, „European Journal of Operational Research” 242(3), s. 920-932.
- Roszkowska E., Wachowicz T., 2015c, *Ocena ofert negocjacyjnych spoza dopuszczalnej przestrzeni negocjacyjnej*, „Prace Naukowe Uniwersytetu Ekonomicznego we Wrocławiu” 385, s. 202-209.
- Roszkowska E., Wachowicz T., 2015d, *Holistic evaluation of the negotiation template – comparing MARS and GRIP approaches*, [w:] G. Kersten, B. Kamiński, M. Jakubczyk, P. Szufel (red.), *Proceedings of the 15th International Conference on Group Decision & Negotiation*, Warsaw School of Economics Press, s. 139-147.
- Roszkowska E., Wachowicz T. (2015c), *Inaccuracy in Defining Preferences by the Electronic Negotiation System Users*, [w:] B. Kamiński, G. Kersten, T. Szapiro,

- Outlooks and Insights on Group Decision and Negotiation*, Springer International Publishing, s. 131-143.
- Roszkowska E., Wachowicz T., 2016, *Negocjacje, analiza i wspomaganie decyzji*, Wolters Kluwer, Warszawa.
- Roy B., 1980, *Wielokryterialne wspomaganie decyzji*, Wydawnictwo Naukowo-Techniczne, Warszawa.
- Roy B., Bouyssou D., 1993, *Aide multicritère à la décision: méthodes et cas*, Economica, Paris.
- Saaty T.L., 1980, *The analytical hierarchy process*, McGraw-Hill, New York.
- Saaty T.L., 1996, *Decision making with dependence and feedback. The analytic network process*, RWS Publications, 4922 Ellsworth Ave., Pittsburgh.
- Saaty T.L., 1998, *The Analytic Hierarchy Process*, RWS Publications, Pittsburgh.
- Saaty T.L. 2005, *Analytic hierarchy process*, „Encyclopedia of Biostatistics”, 1.
- Saunders A., 2001, *Metody pomiaru ryzyka kredytowego – KMV, VAR, CreditMetrics, LAR, RAROC, CreditRisk Plus*, Dom Wydawniczy ABC, Oficyna Ekonomiczna, Kraków.
- Sealey, Jr C.W., Lindley J.T., 1977 *Inputs, outputs, and a theory of production and cost at depository financial institutions*, „The Journal of Finance”, 32(4), s. 1251-1266.
- Sehraneh G., Sohrab K., Mohammadali T., 2010, *Driver's Behavior Modeling Using Fuzzy Logic*, „Mathematical Problems in Engineering”, 2010, Article ID 172878, s. 1-29.
- Şener B., Süzen M.L., Doyuran V., 2006, *Landfill site selection by using geographic information systems*, „Environmental Geology”, 49(3), s. 376-388.
- Sevastjanov P., Dymova L., Bartosiewicz P., 2012, *A new approach to normalization of interval and fuzzy weights*, „Fuzzy Sets and Systems”, 198, s. 34-45.
- Sevklı M., 2010, *An application of the fuzzy ELECTRE method for supplier selection*, „International Journal of Production Research”, 48(12), s. 3393-3405.
- Shen F., Lan D., Li Z., 2017, *An intuitionistic fuzzy ELECTRE-III method for credit risk assessment*, [w:] J. Xu, A. Hajiyev, S. Nickel, M. Gen (red.), *Proceedings of the Tenth International Conference on Management Science and Engineering Management*, Springer, Singapore, s. 289-296.
- Simon H.A., 1960, *The Ford distinguished lectures, t. 3: The new science of management decision*, Harper & Brothers, New York.
- Siskos Y., Grigoroudis E., 2010, *New trends in aggregation – disaggregation approaches*, [in:] C. Zopounidis, P.M. Pardalos (red.), *Handbook of multicriteria analysis*, Springer, Berlin.
- Siskos Y., Grigoroudis E., Matsatsinis N., 2005, *The UTA methods*, [w:] J. Figueira, S. Greco, M. Ehrogott (red.), *Multiple Criteria Decision Analysis: State of the Art Surveys*, Springer, New York, s. 297-334.

- Skowronek-Mielczarek E., 2007, *Małe i średnie przedsiębiorstwa – źródła finansowania*, Oficyna Wydawnicza C.H. Beck, Warszawa.
- Solymosi T., Dompi J., 1985, *A metod for determining the weights of criteria: The centralized weights*, „European Journal of Operational Reserches”, 26, s. 35-41.
- Srinivasan V., Kim Y.H., 1987, *Credit granting: A comparative analysis of classification procedures*, „The Journal of Finance”, 42(3), s. 665-681.
- Stanimir A., 2005, *Analiza korespondencji jako narzędzie do badania zjawisk ekonomicznych*, Wydawnictwo Akademii Ekonomicznej, Wrocław.
- Stasiewski T., 1996, *Z-score – indeks przewidywanego upadku przedsiębiorstwa*, „Rachunkowość”, 12.
- Steinhaus H., 1956, *Sur la division des corp materiels en parties*, „Bulletin de l'Academie Polonaise des Sciences”, 4(12), s. 801-804.
- Stępnik A., 2014, *Różnice między informacją a wiedzą w kontekście zarządzania*, „Studia Metodologiczne”, 32, s. 29-47.
- Stillwell W.G., Seaver D.A., Edwards W., 1981, *A comparison of weight approximation techniques im multiattribute utility decision making*, „Organizational Behavior and Human Performance”, 28, s. 62-77.
- Strahl D., Walesiak M., 1997, *Normalizacja zmiennych w skali przedziałowej i ilorazowej w referencyjnym systemie granicznym*, „Przegląd Statystyczny”, 1, s. 69-77.
- Takagi T., Sugeno M., 1983, *Derivation of fuzzy control rules from human operator's control actions*, „IFAC Proceedings Volumes”, 16(13), s. 55-60.
- Tanaka K., 1997, *An introduction to fuzzy logic for practical applications*, Springer, Berlin.
- Tansel İç Y., 2012, *Development of a credit limit allocation model for banks using an integrated Fuzzy TOPSIS and linear programming*, „Expert Systems with Applications”, 39, s. 5309-5316.
- Trabia M., Shi L.Z., Hodge N.E., 2006, *A Fuzzy Logic Controller for Autonomous Wheeled Vehicles*, [w:] J. Buchli (red.), *Mobile Robots, Moving Intelligence*, InTech, s. 175-200.
- Triantaphyllou E., 2000, *Multi-criteria decision making methods. A comparative study*, Springer, Boston.
- Trzaskalik T., 2014, *Wielokryterialne wspomaganie decyzji. Metody i zastosowania*, Polskie Towarzystwo Ekonomiczne, Warszawa.
- Trzaskalik T., 2016, *Modelowanie preferencji w wielokryterialnych dyskretnych problemach decyzyjnych – przegląd bibliografii*, „Prace Naukowe Uniwersytetu Ekonomicznego we Wrocławiu”, 426.
- Trzaskalik T., Sitarz S., Dominiak C., 2013, *Unified procedure for Bipolar method*, [w:] L. Zadnik i in. (red.), *Unified procedure for bipolar method. Proceedings of the 12th International Symposium on Operational Research in Slovenia, SOR 2013*, Springer, s. 213-218.
- Turlej J., 1994, *Strategia i taktyka zarządzania ryzykiem kredytowym*, „Bank i Kredyt”, 10, s. 41-47.

- Tzeng G.H., Chen T.Y., Wang J.C., 1998, *A weight assessing method with habitual domains*, „European Journal of Operational Research”, 110(2), s. 342-367.
- Tzeng G.H., Huang J.J., 2011, *Multiple Attribute Decision Making Methods and Applications*, CRC Press, Boca Raton.
- Walesiak M., 2002, *Propozycja uogólnionej miary odległości w statystycznej analizie wielowymiarowej*, [w:] J. Paradysz (red.), *Statystyka regionalna w służbie samorządu lokalnego i biznesu*, Internetowa Oficyna Wydawnicza, Centrum Statystyki Regionalnej, Poznań, s. 115-121.
- Walesiak M., 2012, *Pomiar odległości obiektów opisanych zmiennymi mierzonymi na skali porządkowej – strategię postępowania*, „Prace Naukowe Uniwersytetu Ekonomicznego we Wrocławiu”, 242, s. 39-46.
- Wang X., Ruan D., Kerre E.E., 2009, *Mathematics of Fuzziness – Basic Issues*, Springer Verlag, Berlin – Heidelberg.
- Wang Y.-M., Elhag T.M.S., 2006, *On the normalization of interval and fuzzy weight*, „Fuzzy Sets and Systems”, 157(18), s. 2456-2471.
- Wędzki D., 2009, *Analiza wskaźnikowa sprawozdania finansowego: Wskaźniki finansowe*, wyd. 2, Wolters Kluwer Polska, Kraków.
- Wiatr M.S., 2011, *Zarządzanie indywidualnym ryzykiem kredytowym. Elementy systemu*, Oficyna Wydawnicza Szkoły Głównej Handlowej, Warszawa.
- Wierzba D., 2000, *Wczesne wykrywanie przedsiębiorstw zagrożonych upadłością na podstawie wskaźników finansowych – teoria i badania empiryczne*, „Zeszyty Naukowe”, nr 9, Wydawnictwo Wyższej Szkoły Ekonomiczno-Informacyjnej w Warszawie, Warszawa.
- Winterfeld D. von, Edwards W., 1986, *Decision Analysis and Behavioral Research*, Cambridge University Press, London.
- Witkowska D., Chrzanowska M., 2004, *Wybrane metody klasyfikacji kredytobiorców: modele logitowe i sieci neuronowe*, „Prace Naukowe. Akademia Ekonomiczna w Katowicach”, s. 531-540.
- Wu D., Olson D.L., 2006, *A TOPSIS data mining demonstration and application to credit scoring*, „International Journal of Data Warehousing and Mining”, 2(3), s. 16-26.
- Wu T.C., Hsu M.F., 2012, *Credit risk assessment and decision making by a fusion approach*, „Knowledge-Based Systems”, 35, s. 102-110.
- Wysocki F., 2010, *Metody taksonomiczne w rozpoznawaniu typów ekonomicznych rolnictwa i obszarów wiejskich*, Wydawnictwo Uniwersytetu Przyrodniczego, Poznań.
- Yager R.R., 1980, *On a general class of fuzzy connectives*, „Fuzzy Sets and Systems”, 4(3), s. 235-242.
- Yager R.R., Filev D.P., 1995, *Podstawy modelowania i sterowania rozmytego*, WNT, Warszawa.

- Yazdani M., 2012, *Risk Analysis for Critical Infrastructures Using Fuzzy TOPSIS*, „Journal of Management Research”, 4(1), s. 1-19.
- Zadeh L.A., 1975a, *The concept of a linguistic variable and its application to approximate reasoning - Part I. Information linguistic variable*, „Expert Systems with Applications”, 36(2), s. 3483-3488.
- Zadeh L.A., 1975b, *The concept of a linguistic variable and its application to approximate reasoning - Part II*, „Information Sciences”, 8(4), s. 301-357.
- Zadeh L.A., 1975c, *The concept of a linguistic variable and its application to approximate reasoning - Part III*, „Information Sciences”, 9(1), s. 43-80.
- Zadeh L.A., 1997, *Toward a theory of fuzzy information granulation and its centrality in human reasoning and fuzzy logic*, „Fuzzy Sets and Systems”, 90(2), s. 111-127.
- Zadeh L.A., 1965, *Fuzzy sets*, „Information and Control”, 8, s. 338-353.
- Zavadskas E.K. i in., 2016, *Development of TOPSIS method to solve complicated decision-making problems – An overview on developments from 2000 to 2015*, „International Journal of Information Technology & Decision Making”, 15(3), s. 645-682.
- Zawadzka Z., 2000, *Zarządzanie ryzykiem w banku komercyjnym*, Poltext, Warszawa.
- Zhong N., Skowron A., Ohsuga S., 1999, *New Direction in Rough Sets, Data Mining, and Granular-Soft Computing*, Springer.
- Zimmermann H.J., 2001, *Fuzzy set theory and its application*, Kluwer Academic Publishers, Boston – Dordrecht – London.
- Zopounidis C., Doumpos M., 2002, *Multicriteria classification and sorting methods: a literature review*, „European Journal of Operational Research”, 138(2), s. 229-246

STRESZCZENIE

Problem oceny ryzyka finansowania przedsiębiorstw jest zagadnieniem ważnym i wciąż aktualnym. Sektor finansowy, a przede wszystkim banki, jest podstawowym źródłem finansowania inwestycji. Banki przeprowadzają ocenę zdolności kredytowej klientów, aby zminimalizować ryzyko kredytowe, przez które rozumie się ryzyko zwrotności kredytu i odsetek, czyli zagrożenie, że kredyt udzielony klientowi wraz z należnymi odsetkami nie zostanie spłacony. Szczególnie w okresach niepewności co do przyszłej sytuacji mikroekonomicznej i makroekonomicznej, banki stają przed wyborem metod i technik, dzięki którym mogą zadbać o marginalizowanie ryzyka działalności kredytowej, co w konsekwencji przyczynia się do stabilności systemu bankowego.

Celem głównym pracy było przedstawienie problemu oceny ryzyka finansowania przedsiębiorstw jako problemu wielokryterialnego podejmowania decyzji oraz budowa modeli decyzyjnych z wykorzystaniem wybranych metod. Celem metodycznym pracy było opracowanie procedur wielokryterialnych wspomagających ocenę aplikacji kredytowej przedsiębiorstwa. Cel praktyczny pracy sprowadzono do empirycznej weryfikacji zaproponowanych modeli na podstawie danych rzeczywistych. Zarówno cel główny pracy, jak i cele cząstkowe zostały zrealizowane. Do budowy modeli decyzyjnych zaproponowano różne podejścia, wykorzystujące wiele metod.

Praca ma charakter teoretyczno-empiryczny, a podstawową cechą ją wyróżniającą są dwa aspekty: metodologiczny i praktyczny. Przegląd literatury przedmiotu pomógł w analizie rozważanych w pracy problemów decyzyjnych. Powstałe modele, które skonstruowano opierając się na danych empirycznych, mogą być stosowane w praktyce.

W rozdziale 1 przedstawiono pojęcie ryzyka i niepewności. Przedstawiono problem oceny ryzyka kredytowego oraz związany z nim problem oceny zdolności kredytowej. Zaprezentowano spotykane w literaturze metody stosowane do oceny ryzyka finansowania przedsiębiorstw.

W rozdziale 2 omówiono podstawy wielokryterialnej analizy decyzyjnej oraz przedstawiono problem oceny ryzyka finansowania przedsiębiorstw jako

zagadnienie wielokryterialnego podejmowania decyzji. Zaprezentowano rozpatrywane w pracy problemy decyzyjne oraz powiązane z nimi dane liczbowe, które w rozdziałach kolejnych wykorzystano do budowy modeli decyzyjnych. Dokonano także weryfikacji statystycznej danych oraz wyboru zmiennych zastosowanych w modelach jako kryteria decyzyjne. W kolejnym kroku z każdym problemem decyzyjnym powiązano metody wielokryterialne (klasyczne lub rozmyte), których użyto do budowy modeli decyzyjnych.

Rozdział 3 poświęcono zastosowaniu klasycznych metod wielokryterialnego podejmowania decyzji w ocenie ryzyka finansowania przedsiębiorstw. Dla każdej prezentowanej metody skonstruowano model decyzyjny, a następnie dokonano jego weryfikacji empirycznej z wykorzystaniem posiadanych danych. Rozważano tu zarówno metody oparte na konstrukcji miernika syntetycznego (SAW, Hellwiga, TOPSIS), jak i metodę nieliniową WINGS opartą na konstrukcji i analizie zależności między kryteriami w grafie. W budowie modeli wielokryterialnych uwzględniono różne wektory współczynników wagowych, wyznaczone za pomocą metod szacowania wag kryteriów przedstawionych w rozdziale 2.

Rozdział 4 dotyczy zastosowania rozmytych metod wielokryterialnego podejmowania decyzji w ocenie ryzyka finansowania przedsiębiorstw. Określono w nim również podstawowe pojęcia związane z teorią zbiorów rozmytych. Do budowy modeli decyzyjnych wykorzystano rozmyte metody SAW i TOPSIS. Dla obu metod skonstruowano modele decyzyjne, wykorzystując dane o różnym charakterze oraz dokonano ich weryfikacji empirycznej.

Podsumowanie zawiera wyniki, wnioski i rekomendacje dotyczące możliwości wykorzystania poszczególnych metod w praktyce.

SUMMARY

The problem of corporate financing risk assessment is an important and still current issue. The financial sector, especially banks, is the primary source of investment financing. Banks conduct customer creditworthiness assessments to minimize credit risk, through which we can understand the credit and interest repayment risk, i.e. the risk that a loan granted to a customer, together with interest due, will not be repaid. Especially in periods of uncertainty as to the future microeconomic and macroeconomic situation, banks are confronted with the choice of methods and techniques which may help to marginalize the risk of lending activities, which in turn contributes to the stability of the banking system.

The main aim of the work was to present the problem of risk assessment of financing enterprises as a problem of multi-criteria decision making and to build decision models. The methodological aim of the work was to develop multi-criteria procedures supporting the assessment of the company's credit application. The practical aim of the study was reduced to empirical verification of the proposed models based on actual data. Both the main goal of the work and the sub-goals have been achieved. Various approaches, using many methods, have been proposed for the construction of decision models.

The dissertation includes theoretical and empirical aspects and its main distinguishing feature is two aspects: methodological and practical. The review of the literature on the subject helped in the analysis of the decision problems considered in the study. The resulting models, which were constructed based on empirical data, can be used in practice.

Chapter 1 introduces the theories of risk and uncertainty, presents the problem of credit risk assessment and the related problem of creditworthiness assessment. The methods used in the assessment of the risk of financing enterprises currently used in the literature are presented.

Chapter 2 presents the basics of multi-criteria decision analysis and shows the problem of enterprises financing risk assessment as an issue of multi-criteria

decision making. The decision problems considered in the paper and the related numerical data were presented, which were used in the following chapters to build decision models. The data was also statistically verified and the variables used in the models were selected as decision criteria. In the next step, multi-criteria methods (classical or fuzzy) were associated with each decision problem, which was used to build decision models.

Chapter 3 is devoted to the application of classic methods of multi-criteria decision making in the assessment of the risk of financing enterprises. For each of the presented methods, a decision model was constructed and then empirically verified using the available data. Both methods based on the construction of a synthetic measure (SAW, Hellwig, TOPSIS) and the nonlinear WINGS method based on the construction and analysis of the relationship between the criteria in the graph were considered. In the construction of multi-criteria models, various vectors of weighting factors were taken into account, determined using the methods of estimating the weight of the criteria presented in Chapter 2.

Chapter 4 deals with the use of fuzzy multi-criteria decision-making methods in corporate finance risk assessment. It also defines the basic concepts related to the fuzzy sets theory. Fuzzy SAW and TOPSIS methods were used to build decision models. For both methods, decision models were constructed using data of a different nature and empirically verified.

The summary contains the results, conclusions and recommendations concerning the possibilities of using particular methods in practice.

SPIS TABEL

Tabela 1.1. Zarządzanie ryzykiem	20
Tabela 1.2. Źródła finansowania dostępne dla małych i średnich przedsiębiorstw	24
Tabela 1.3. Wybrane definicje ryzyka kredytowego	26
Tabela 1.4. Czynniki oddziałujące na sytuację finansową przedsiębiorstwa.....	31
Tabela 1.5. Parametry redukcji (korekty) wartości zabezpieczeń w zależności od rodzaju zabezpieczenia	34
Tabela 1.6. Syntetyczne zestawienie wartości wskaźników w branży <i>Produkcja piwa po dwóch kwartałach w latach 2012-2014</i>	39
Tabela 1.7. Syntetyczne zestawienie wartości wskaźników dla przedsiębiorstwa „X” i przedsiębiorstw branży <i>Produkcja piwa w 2014 roku</i>	40
Tabela 1.8. Ocena wskaźnika rentowności sprzedaży (RS)	41
Tabela 1.9. Skala punktowej oceny kondycji finansowej przedsiębiorstwa w wybranych bankach	41
Tabela 1.10. Kryteria oceny czynników subiektywnych w banku B.	43
Tabela 1.11. Przeciętna skuteczność klasyfikacji w prognozowaniu zagrożenia upadłością charakteryzująca wybrane funkcje dyskryminacyjne.	46
Tabela 1.12. Wynik klasyfikacji dokonanej modelem wykorzystującym sztuczne sieci neuronowe	50
Tabela 2.1. Podział metod ze względu na cel decydena	69
Tabela 2.2. Macierz decyzyjna	74
Tabela 2.3. Wybrane funkcje rangujące wykorzystane do oszacowania wag kryteriów decyzyjnych	76
Tabela 2.4. Skala Saatyego	77
Tabela 2.5. Wartości indeksu zgodności (według Saatyego)	79

Tabela 2.6. Macierz klasyfikacji – stan faktyczny i wskazania modelu	82
Tabela 2.7. Zmienne opisujące posiadane dane empiryczne dla PD_1	86
Tabela 2.8. Statystyki opisowe zmiennych opisujących kredytobiorców w PD_1	87
Tabela 2.9. Wskaźniki finansowe, spośród których wybrano kryteria decyzyjne w problemie decyzyjnym PD_1	89
Tabela 2.10. Klasyfikacja wskaźników finansowych przedsiębiorstwa ze względu na ich wpływ na zdolność kredytową.	90
Tabela 2.11. Rozpatrywane kryteria decyzyjne w przypadku modelu PD_1 agregującego.	91
Tabela 2.12. Zmienne obrazujące posiadane dane empiryczne dla PD_2	93
Tabela 3.13. Opis statystyczny wybranych zmiennych w drugim problemie decyzyjnym (pożyczki udzielone $n = 80$)	97
Tabela 2.16. Rozpatrywane kryteria decyzyjne w przypadku problemu PD_2	108
Tabela 3.1. Nadawanie rang wyrażeniom lingwistycznym	114
Tabela 3.2. Oszacowanie współczynników wagowych kryteriów decyzyjnych	116
Tabela 3.3. Ocena globalna wniosków pożyczkowych otrzymana metodą SAW z wykorzystaniem wektora wagowego wyznaczonego metodą opartą na współczynniku zmienności – model $M(PD_1, SAW)$	117
Tabela 3.4. Współrzędne krzywej ROC dla modelu $M(PD_1, SAW)$, w zależności od przyjętego punktu odcięcia	118
Tabela 3.5. Wyniki klasyfikacji pożyczkobiorców – model $M(PD_1, SAW)$	120
Tabela 3.6. Skalowanie wyrażań lingwistycznych: kryterium – „stan cywilny pożyczkobiorcy”, „wiek pożyczkobiorcy”, „wykształcenie”, „liczba osób na utrzymaniu”, „staż pracy w latach”	122
Tabela 3.7. Macierz porównań parami, macierz unormowana oraz wagi kryteriów decyzyjnych – metoda AHP szacowania współczynników wagowych – model $M(PD_2, LSAW)$	123
Tabela 3.8. Wagi kryteriów wyznaczone na podstawie współczynnika V Cramera – model $M(PD_2, LSAW)$	124
Tabela 3.9. Ocena globalna wniosków pożyczkowych otrzymana metodą LSAW z wykorzystaniem wektora wagowego, wyznaczonego metodą V Cramera	125
Tabela 3.10. Ocena globalna wniosków pożyczkowych otrzymana metodą LSAW z wykorzystaniem wektora wagowego, wyznaczonego metodą AHP	127

Tabela 3.11. Powierzchnia pod krzywą ROC, model $M(PD_2, LSAW)$	130
Tabela 3.12. Współrzędne krzywej ROC, w zależności od przyjętego punktu odcięcia, dla modelu SAW, z wagami wyznaczonymi metodą V Cramera	131
Tabela 3.13. Wyniki klasyfikacji pożyczkobiorców metodą LSAW model $M(PD_2, LSAW)$, w zależności od przyjętej metody szacowania wag kryteriów decyzyjnych	132
Tabela 3.14. Kryteria główne i podkryteria decyzyjne, wykorzystane w budowie modelu	133
Tabela 3.15. Skalowanie wyrażeń lingwistycznych: kryterium – „stan cywilny pożyczkobiorcy”, „wiek pożyczkobiorcy”, „wykształcenie”, „liczba osób na utrzymaniu”, „staż pracy w latach” – model $M(PD_2, agregacyjny)$	134
Tabela 3.16. Wagi kryteriów głównych i podkryteriów wyliczone na podstawie współczynnika V Cramera – model $M(PD_2, agregacyjny)$	135
Tabela 3.17. Ocena globalna wniosków pożyczkowych, otrzymana metodą agregacyjną z wykorzystaniem wektora wagowego, wyznaczonego na podstawie współczynnika V Cramera – model $M(PD_2, agregacyjny)$	136
Tabela 3.18. Wynik klasyfikacji pożyczkobiorców – model $M(PD_2, agregacyjny)$	139
Tabela 3.19. Ocena globalna wniosków pożyczkowych otrzymana metodą Hellwiga z wykorzystaniem wektora wagowego, wyznaczonego metodą opartą na współczynniku zmienności – model $M(PD_1, Hellwig)$	145
Tabela 3.20. Współrzędne krzywej ROC – analiza punktu odcięcia – model $M(PD_1, Hellwig)$	146
Tabela 3.21. Wynik klasyfikacji pożyczkobiorców otrzymany metodą Hellwiga – model $M(PD_1, Hellwig)$	147
Tabela 3.22. Ocena globalna wniosków pożyczkowych, otrzymana metodą Hellwiga z wykorzystaniem wektora wagowego, wyznaczonego metodą opartą na współczynniku V Cramera	149
Tabela 3.23. Wyniki klasyfikacji pożyczkobiorców – model $M(PD_2, LHellwig)$	151
Tabela 3.24. Ocena globalna wniosków pożyczkowych otrzymana metodą LTOPSIS – model $M(PD_2, LTOPSIS)$	157
Tabela 3.25. Współrzędne krzywej ROC – model $M(PD_2, LTOPSIS)$	159
Tabela 3.26. Wyniki klasyfikacji pożyczkobiorców otrzymany metodą LTOPSIS – model $M(PD_2, LTOPSIS)$	160

Tabela 3.27. Zawartość macierzy D oceny przykładowej aplikacji pożyczkowej.....	163
Tabela 3.28. Wynik klasyfikacji pożyczkobiorców otrzymany metodą WINGS – model $M(PD_2, WINGS)$, punkt odcięcia $P = 0,281$...	164
Tabela 3.29. Porównanie wyników klasyfikacji wniosków aplikacyjnych otrzymanych za pomocą skonstruowanych modeli decyzyjnych	165
Tabela 3.30. Metodyka wyboru metody wielokryterialnej w zależności od specyfiki problemu decyzyjnego	167
Tabela 4.1. Terminy lingwistyczne dla kryteriów decyzyjnych i współczynników wagowych wraz z przypisanymi trójkątnymi liczbami rozmytymi	176
Tabela 4.2. Terminy lingwistyczne wraz z przypisanymi trójkątnymi liczbami rozmytymi – zmienna „Rodzaj zabezpieczenia pożyczki”	176
Tabela 4.3. Rozmycie zmiennej – X_8 – „Stan cywilny pożyczkobiorcy” ...	182
Tabela 4.4. Rozmycie zmiennej – X_{11} – „Wykształcenie”	182
Tabela 4.5. Rozmycie zmiennej – X_{15} – „Status posiadania nieruchomości”	183
Tabela 4.6. Ranking pożyczkobiorców – model $M(PD_2, FLSAW)$	185
Tabela 4.7. Wynik klasyfikacji – model $M(PD_2, FLSAW)$	187
Tabela 4.8. Ocena globalna wniosków pożyczkowych otrzymana metodą FLTOPSIS – model $M1(PD_2, FLTOPSIS)$	193
Tabela 4.9. Wynik klasyfikacji wniosków aplikacyjnych – model $M1(PD_2, FLTOPSIS)$	194
Tabela 4.10. Reprezentacja kryteriów decyzyjnych X_{10}, X_{12}, X_{13} , za pomocą trójkątnych liczb rozmytych – model $M2(PD_2, FTOPSIS)$	195
Tabela 4.11. Reprezentacja kryteriów decyzyjnych X_7, X_{19}, X_2 , za pomocą trójkątnych liczb rozmytych – model $M2(PD_2, FTOPSIS)$	196
Tabela 4.12. Wagi kryteriów decyzyjnych wyznaczone za pomocą metody opartej na współczynniku V Cramera – model $M2(PD_2, FTOPSIS)$	197
Tabela 4.13. Ocena globalna wniosków pożyczkowych otrzymana metodą FTOPSIS – model $M2(PD_2, FTOPSIS)$	198
Tabela 4.14. Podkryteria decyzyjne związane z kryterium głównym K_2 wraz z przypisanymi trójkątnymi liczbami rozmytymi.....	201
Tabela 4.15. Wagi kryteriów głównych przyjęte do analizy	202
Tabela 4.16. Wagi podkryteriów powiązanych z kryterium K_1 – model $M(PD_1, FTOPSIS)$	203

Tabela 4.17. Wagi podkryteriów powiązanych z kryterium K_2 – model $M(PD_1, FTOPSIS)$	203
Tabela 4.18. Ranking wnioskodawców w zależności od przyjętego wektora wagowego – model $M(PD_1, FTOPSIS)$	204
Tabela 4.19. Wagi kryteriów decyzyjnych – model $M(PD_1,$ ilościowy, $FTOPSIS)$	205
Tabela 4.20. Ranking wnioskodawców – model $M(PD_1,$ ilościowy, $FTOPSIS)$ oraz model $M(PD_1,$ jakościowy, $FTOPSIS)$	205
Tabela 4.21. Porównanie wyników klasyfikacji otrzymanych za pomocą skonstruowanych modeli decyzyjnych	207
Tabela 4.22. Metodyka wyboru rozmytej metody wielokryterialnej w zależności od specyfiki problemu decyzyjnego	209
Tabela A-1. Dane powiązane z pierwszym problemem decyzyjnym. Wskaźniki ROS oraz ZN/WK	213
Tabela A-2. Dane powiązane z drugim problemem decyzyjnym	214

SPIS SCHEMATÓW

Schemat 1. Schemat organizacyjny prowadzonych w pracy badań nad ryzykiem w finansowaniu przedsiębiorstw	14
Schemat 2. Wykorzystanie metod wielokryterialnego podejmowania decyzji w zależności od posiadanych danych	15
Schemat 1.1. Definicje ryzyka.....	18
Schemat 1.2. Obszary mające wpływ na zdolność kredytową przedsiębiorstwa.....	30
Schemat 1.3. Etapy pojawiania się kryzysu w przedsiębiorstwie.....	35
Schemat 2.1. Założenie dotyczące celu, jaki chce osiągnąć osoba podejmująca decyzję	61
Schemat 2.2. Klasyfikacja metod wielokryterialnych rozważanych w pracy ze względu na własności kryteriów oceny wniosku kredytowego.....	81
Schemat 2.3. Schemat opisujący rozważane problemy decyzyjne oraz powiązane z nimi dane empiryczne	84
Schemat 3.1. Graf zależności w analizowanym problemie decyzyjnym ...	163

SPIS WYKRESÓW

Wykres 1.1. Źródła finansowania inwestycji w sektorze MŚP (bez mikroprzedsiębiorstw)	23
Wykres 2.1. Rozkład wieku pożyczkobiorców (n = 64) – luty 2015 roku	95
Wykres 2.2. Rozkład wieku pożyczkobiorców (n = 77) – październik 2015 roku	96
Wykres 2.3. Rozkład wieku wnioskodawców (n = 160) – luty 2017 roku (dane z uwzględnieniem wniosków odrzuconych)	96
Wykres 2.4. Prezentacja wyników powiązań zmiennych <i>wiek pożyczkobiorcy i status spłaty</i>	100
Wykres 2.5. Prezentacja wyników współwystępowania wartości zmiennych: <i>wykształcenie, źródło uzyskiwanych dochodów oraz zmiennej jakości spłaty („dobry klient”, „zły klient”, „odrzucony”)</i>	101
Wykres 2.6. Prezentacja wyników powiązań zmiennych <i>status posiadania nieruchomości i status spłaty</i>	102
Wykres 2.7. Prezentacja wyników powiązań zmiennych <i>status posiadania samochodu i status spłaty</i>	103
Wykres 2.8. Prezentacja wyników powiązań zmiennych: <i>wiek, płeć i status spłaty</i>	104
Wykres 2.9. Powiązania zmiennych <i>status mieszkaniowy, małżeńska wspólnota mieszkaniowa, wiek pożyczkobiorcy, status spłaty</i>	105
Wykres 2.10. Powiązania zmiennych <i>status posiadania samochodu, wykształcenie, stan cywilny, status spłaty</i>	106
Wykres 2.11. Powiązania zmiennych <i>wartość środków własnych wniesiona do inwestycji, liczba osób na utrzymaniu, wiek, status spłaty</i>	107

Wykres 3.1. Wykresy krzywej ROC dla modelu $M(PD_1, SAW)$	119
Wykres 3.2. Wykresy krzywych ROC dla modelu $M(PD_2, LSAW)$, wagi szacowane metodą AHP (linia ciągła) oraz metodą opartą na współczynniku V Cramera (linia kropkowana).....	130
Wykres 3.3. Wykresy krzywej ROC dla modelu $M(PD_2, \text{agregacyjny})$...	138
Wykres 3.4. Wykres krzywej ROC dla modelu $M(PD_1, \text{Hellwig})$	146
Wykres 3.5. Wykres krzywej ROC dla modelu $M(PD_2, \text{LHellwig})$	151
Wykres 3.6. Porównywanie wariantów decyzyjnych – metoda TOPSIS ..	152
Wykres 3.7. Wykresy krzywych ROC – model $M(PD_2, \text{LTOPSIS})$	159
Wykres 3.8. Wykresy krzywej ROC dla modelu $M(PD_2, \text{WINGS})$	164
Wykres 4.1. Krzywa ROC dla modelu – model $M(PD_2, \text{FLSAW})$	184
Wykres 4.2. Krzywa ROC – model $M1(PD_2, \text{FLTOPSIS})$	194
Wykres 4.3. Wykres krzywej ROC dla modelu – $M2(PD_2, \text{FTOPSIS})$...	197
Wykres 4.4. Krzywa ROC dla modelu jakościowego – model $M(PD_1, \text{jakościowy, FTOPSIS})$	206

SPIS RYSUNKÓW

Rysunek 1.1. Graficzna postać sieci neuronowej.....	49
Rysunek 4.1. Przynależność punktu do zbioru – ujęcie klasyczne	171
Rysunek 4.2. Przynależność punktu do zbioru – ujęcie rozmyte	172

