



## PRZEWIDYWANIE UPADŁOŚCI POLSKICH PRZEDSIĘBIORSTW – ZASTOSOWANIE ANALIZY DYSKRYMINACYJNEJ. WYNIKI BA- DAŃ PILOTAŻOWYCH.

**Bernard Kokczyński**

### Streszczenie

Celem artykułu jest prezentacja wyników wstępnych badań z zakresu modeli predykcji bankructwa oraz porównanie metod doboru zmiennych do modelu. Czy modele oparte na zmiennych eliminowanych na podstawie siły wzajemnej korelacji cechują się lepszą predykcją, niż modele ze zmiennymi dobranymi arbitralnie.

Problem bankructwa w gospodarce jest szczególnie istotny w warunkach kryzysu gospodarczego. Według raportu PIE Polskę i pozostałe gospodarki Unii Europejskiej czeka wyraźne spowolnienie w roku 2023. Liczba upadłości przedsiębiorstw w Polsce w IV kwartale 2022 roku wyniosła 112 i była o 28,7% większa niż w analogicznym okresie roku poprzedniego, według raportu GUS.

Metodą stosowaną w badaniach była analiza dyskryminacyjna. W 6 modelach wskaźniki do budowy funkcji dyskryminacyjnej zostały dobrane za pomocą eliminacji najbardziej skorelowanych zmiennych. W 4 modelach wskaźniki zostały wybrane arbitralnie.

W wyniku przeprowadzonych badań ustalono, że metody statystyczne doboru zmiennych do modeli, są skuteczniejsze od arbitralnego wyboru zmiennych. Najlepszą predykcją cechowały się modele oparte na danych na rok przed bankructwem. W próbie testowej modele prawidłowo sklasyfikowały 62,5% niebankrutów i 87,5% bankrutów. Ponadto dokonano analizy porównawczej błędnie zaklasyfikowanych podmiotów przez modele. Ustalono, że modele błędnie klasyfikowały te same przedsiębiorstwa. Może to świadczyć o nietypowych przypadkach, które przy niewielkiej bazie danych mają wysoki udział procentowy w błędach klasyfikacji.

**Słowa kluczowe:** modele predykcji bankructwa, prognozowanie upadłości przedsiębiorstw, bankructwo, finanse przedsiębiorstw, systemy wczesnego ostrzegania.

**Klasyfikacja JEL:** A22

## Wstęp

Celem artykułu jest zaprezentowanie wyników wstępnych badań, nad predykcją bankructwa przedsiębiorstw w Polsce i porównanie dwóch metod doboru zmiennych do modelu – eliminacji wskaźników skorelowanych ze sobą oraz doboru wskaźników w sposób arbitralny.

Dane wykorzystane w analizie pochodzą z serwisu EMIS (Emerging Markets Information Service) ze sprawozdań finansowych z lat 2017-2019. W ramach wstępnych badań zostało skonstruowanych 10 modeli dyskryminacyjnych. W 6 modelach wskaźniki do budowy funkcji dyskryminacyjnej zostały dobrane za pomocą eliminacji najbardziej skorelowanych zmiennych. W 4 modelach wskaźniki zostały wybrane arbitralnie.

W badaniu zastanawiano się nad tym, która metoda doboru zmiennych będzie bardziej efektywna. Ponadto weryfikowano, który model wykaże najlepszą skuteczność dotyczącą klasyfikacji podmiotów do odpowiednich grup. Czy zgodnie z literaturą przedmiotu największą skuteczność predykcyjną będzie posiadał model uwzględniający jedynie dane na rok przed bankructwem. (Altman, 1968) (Kopczyński, 2016) (Mączyńska, Zawadzki, 2006) (Pociecha i inni, 2014)

Problem bankructwa w gospodarce oraz problem wyboru skutecznych metod pozwalających na czas zdiagnozować zagrożone podmioty jest szczególnie istotny w warunkach kryzysu gospodarczego. Według raportu Polskiego Instytutu Ekonomicznego Polskę i pozostałe gospodarki Unii Europejskiej czeka wyraźne spowolnienie w roku 2023. Wzrost gospodarczy będzie anemiczny. Instytut prognozuje, że polska gospodarka wzrośnie o 1,2 proc. Mimo spowolnienia inflacja pozostanie wysoka. Wzrost cen w 2023 r. dalej będzie dwucyfrowy – wyniesie 13 proc. (Druchin, S., Klucznik, M., Rybacki, J., Sajnog, S., Sułkowski, D., 2022, s. 5)

Według raportu GUS w całym roku 2022 zanotowano 349 upadłości przedsiębiorstw w Polsce, czyli o 7,2% mniej niż w roku 2021. Przy jednoczesnym wzroście o 4,7% liczby rejestrowanych firm w Polsce. W całym 2022 roku zanotowano 366 803 rejestracji przedsiębiorstw. Natomiast w IV kwartale 2022 roku liczba upadłości przedsiębiorstw wyniosła 112 i była o 28,7% większa niż w IV kwartale 2021 roku. Przy jednoczesnej mniejszej liczbie nowo zarejestrowanych podmiotów, która w IV kwartale 2022 roku wyniosła 86 291 wobec 88 605 przedsiębiorstw zarejestrowanych w IV kwartale 2021 roku, co daje spadek liczby nowo zarejestrowanych podmiotów o 2,6%. (GUS, 2023, s. 1-2)

Duża zmienność panująca na rynku, a także wiele występujących czynników ryzyka takich jak: wysoka inflacja, fluktuacje w prawodawstwie, wzrost obciążeń fiskalnych, wyższe stopy procentowe, wpływają na ciągłość prowadzenia biznesu. Potwierdzają to dane opublikowane w raporcie Coface „Niewypłacalności firm w Polsce w I kwartale 2023”. Według raportu w I kwartale 2023 roku, łączna liczba niewypłacalnych polskich przedsiębiorstw (według stanu wiedzy na 3.04.23) wyniosła 1252 podmiotów, co stanowi 45% wszystkich niewypłacalności ogłoszonych w roku 2022. Porównując liczbę bankructw z I kwartału 2023 roku z liczbą bankructw w I kwartale 2022 roku (495), zaobserwowano wzrost o 153%. Wzrost liczby bankructw o 31% można zaobserwować porównując dane z I kwartału 2023 roku z danymi z IV kwartału 2022 roku. (Sielewicz, Kamińska, Warych, 2023, s. 1-2)

Dlatego istniejące modele predykcyjne należy aktualizować w oparciu o bieżące dane i pracować nad poprawieniem ich sprawności. Warto także pochylić się nad przedsiębiorstwami, które zostały błędnie zaklasyfikowane do grup, aby ustalić czy przyczyną błędnej klasyfikacji jest zły dobór zmiennych do modelu czy może błędnie zaklasyfikowane podmioty to przypadki atypowe, które przez różne modele zostały zaklasyfikowane niepoprawnie.

## 1. Literatura

Celem konstrukcji statystycznych modeli predykcji bankructwa jest wsparcie procesów decyzyjnych dostarczających szczegółowych informacji o przedsiębiorstwach. Podstawowym problemem jest zrozumienie i określenie ryzyka, którym obarczone jest każde przedsiębiorstwo funkcjonujące na rynku. Podmioty dysponujące narzędziami pozwalającymi na diagnozę ryzyka, mogą we właściwym czasie przeprowadzić restrukturyzację, która wpłynie pozytywnie na standing finansowy firmy. (Rusiecki, Białek-Jaworska, 2015, s. 140)

Ryzyko jest niejednoznacznym pojęciem. W kontekście przedsiębiorstwa ryzyko można definiować jako zdarzenie, którego wystąpienie powoduje straty. (Topczak, Patalas-Maliszewska, 2019, s. 14). Zarządzanie ryzykiem należy podzielić na dwa etapy: identyfikacji i analizy czynników wpływających na ryzyko oraz ilościowego pomiaru poziomu ryzyka. Podczas identyfikacji czynników odpowiadających za wystąpienie ryzyka można wyróżnić metody jakościowe i ilościowe. (Topczak, Patalas-Maliszewska, 2019, s. 16)

Przykładem jakościowych metod identyfikacji ryzyka mogą być, następujące metody:

- analiza scenariuszy,
- mapa ryzyka,
- metoda szacowania ryzyka FMEA,
- analiza profilowa,
- wstępna analiza zagrożeń PHA. (Topczak, Patalas-Maliszewska, 2019, s. 16) (Zawiła-Niedźwiecki, 2013, s. 71)

Przykładem ilościowych metod identyfikacji ryzyka mogą być, następujące metody:

- analiza SWOT,
- metody szacowania VaR,
- modele autoregresji,
- sztuczne sieci neuronowe,
- technika delficka,
- drzewa decyzyjne,
- analiza dyskryminacyjna. (Kuziak, 2003 s. 29) (Ligas, 2006, s. 123) (Matuszewska-Janica, Witkowska, 2008, s. 61) (Perzyńska, 2018, s. 95) (Topczak, Patalas-Maliszewska, 2019, s. 17)

Powyższe metody są częścią systemów wczesnego ostrzegania o zagrożeniach, które mogą mieć swoje źródło na zewnątrz przedsiębiorstwa jak i w samym podmiocie. W systemach wczesnego ostrzegania istotną rolę powinny odgrywać modele predykcji bankructwa, których celem jest określenie, czy przedsiębiorstwo jest zdolne do kontynuowania swojej działalności na rynku. (Krajewski, 2014, s. 1-2) W modelach tych najczęściej wykorzystuje się: drzewa decyzyjne, sztuczne sieci neuronowe, modele logitowe i analizę dyskryminacyjną, której wyniki zastosowania do prognozowania bankructwa polskich przedsiębiorstw zostały opisane w tym artykule (Rusiecki, Białek-Jaworska, 2015, s. 138).

Przed przystąpieniem do konstrukcji funkcji dyskryminacyjnej należy obliczyć poszczególne wskaźniki finansowe dla badanych podmiotów. Istota analizy wskaźnikowej, to ustalenie kluczowych relacji między poszczególnymi pozycjami ze sprawozdań finansowych. Dzięki obliczeniu wskaźników finansowych można charakteryzować różne aspekty działalności podmiotu gospodarczego. (Sierpińska, Jachna, 2004, s. 144) Analiz wskaźnikowa sprowadza się do obliczenia relacji między wielkościami występującymi w rachunku zysków i strat oraz bilansie. Uzyskuje się w ten sposób zestaw wskaźników finansowych charakteryzujących różne obszary istotne dla podmiotu gospodarczego takie jak: płynność, zadłużenie, rentowność, czy sprawność działania. (Rutkowski, 2016, s. 83)

Wykorzystanie metod statystycznych, takich jak analiza dyskryminacyjna poprzedzona analizą wskaźnikową pozwalają na skonstruowanie obiektywnych modeli, opartych na

czynnikach mierzalnych, a ich skuteczność jest potwierdzona w oparciu o próbę testową i uczącą (Jagiello, 2013, s. 4). Ponadto bez wskaźników finansowych nie ma możliwość poprawnej oceny standingu finansowego przedsiębiorstwa. (Kopczyński, 2016, s. 118)

Do najistotniejszych prac polskich autorów z zakresu predykcji bankructwa, statystycznych modeli służących do predykcji i analizy ekonomicznej można zaliczyć: (Gajdka, Stos, 1996), (Mączyńska, Zawadzki, 2006), (Wojna, 2007), (Dec, 2009), (Bombiak, 2010), (Kisielińska, Waszkowski, 2010), (Pociecha, 2011), (Pociecha, Pawełek, Baryła, Augustyn, 2014), (Wojnar, 2014), (Rusiecki, Białek-Jaworska, 2015), (Kopczyński, 2016), (Sieniawska, Prokopowicz, 2018), (Lichota, 2020), (Kornacki, Ćwik, 2021), (Cenkier, Masiukiewicz, Dec, Wysocki, Sokół, 2022).

W wyniku przeprowadzonych badań literaturowych, opracowano tabelę (załącznik nr 1), która zawiera porównanie najpopularniejszych i najskuteczniejszych modeli predykcji bankructwa, skonstruowanych przez polskich autorów.

Zróżnicowanie oraz duża liczba wskaźników ekonomicznych używanych w analizie ekonomiczno-finansowej, a także trudności z ich interpretacją, skłaniają badaczy do poszukiwania metod umożliwiających jednoznaczną ocenę stanu finansowego firm. Modele dyskryminacyjne, takie jak modele przewidujące bankructwo, spełniają to kryterium i są szeroko stosowane w praktyce. Te modele cechuje obiektywizm, wysoka skuteczność prognozowania i prostota, wynikająca z ograniczenia analizy do najważniejszych wskaźników. Modele te stanowią ważne narzędzie systemów wczesnego ostrzegania przed ryzykiem powstania lub pogłębienia trudności finansowych. Powinny być stosowane do analizy kondycji finansowej przedsiębiorstw, zwłaszcza w okresach słabnącej koniunktury na rynku. (Bombiak, 2010, s.151).

W obecnej erze dynamicznego postępu technologicznego i wzrastającej cyfryzacji, dane finansowe stają się coraz bardziej dostępne. W rezultacie, sprawność modeli powinna być wyższa, ponieważ jakość danych ma kluczowe znaczenie dla efektywności tych modeli. (Kokczyński, 2022, s.160)

## 2. Dane

Informacje dotyczące polskich przedsiębiorstw uwzględnionych w badaniu zostały pozyskane z serwisu Emerging Markets Information Service (EMIS)<sup>1</sup>. Oprócz danych finansowych ze sprawozdań, baza EMIS zawiera również dane dotyczące obliczonych wskaźników finansowych. Jednak zdecydowano się zrezygnować z korzystania z tych informacji, ponieważ okazało się, że są one w dużej mierze niekompletne, a ponadto istnieją istotne rozbieżności dotyczące sposobu obliczania wskaźników dla poszczególnych podmiotów. W związku z tym, w celu minimalizacji dodatkowych czynników, które mogłyby zakłócić modele, podjęto decyzję o samodzielnym obliczeniu wszystkich uwzględnionych wskaźników finansowych.

Pozyskane sprawozdania roczne przedsiębiorstw uznanych za bankrutów dotyczyły tych podmiotów, które rozpoczęły postępowanie upadłościowe lub likwidacyjne do 2020 roku włącznie oraz przedsiębiorstw w dobrej kondycji finansowej działających w tej samej branży, co przedsiębiorstwa z przesłankami bankructwa i o podobnej wielkości rocznych przychodów. Struktura branżowa podmiotów w próbie badawczej została zaprezentowana na rysunku nr 1.

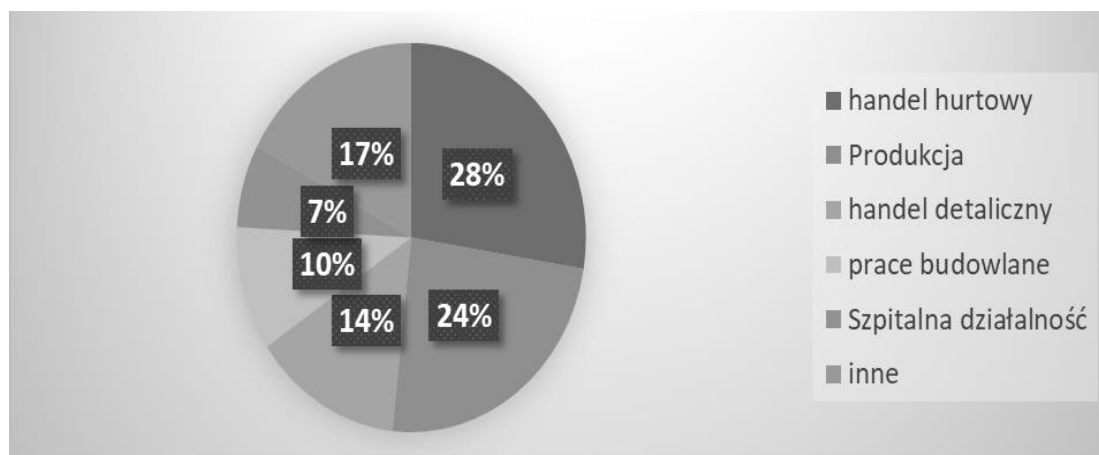
Najwyraźniejsze sygnały dotyczące bankructwa przedsiębiorstw są najbardziej widoczne w krótkim okresie czasu, pozyskane sprawozdania finansowe pochodzą z lat 2017-2019. Analizowane sprawozdania finansowe obejmują okres dwóch lat przed formalnym zgłoszeniem

---

<sup>1</sup> Jest to serwis internetowy działający od 1994 roku, przechowujący informacje o ponad 80 rynkach wschodzących na świecie. W bazie EMIS znajdują się informacje o charakterze politycznym, finansowym i ekonomicznym. (Pociecha, Pawełek, Baryła, Augustyn, 2014, s. 11).

wniosku o likwidację lub upadłość. Decyzja ta jest oparta na literaturze przedmiotu, która wskazuje na niską skuteczność prognostyczną modeli opartych na informacjach finansowych starszych niż 3 lata. Warto również dodać, że według literatury przedmiotu modele osiągają największą skuteczność predykcyjną rok przed wystąpieniem bankructwa. (Altman, 1968) (Kopczyński, 2016) (Mączyńska, Zawadzki, 2006) (Pociecha i in., 2014) Nie uwzględniono analizy sprawozdań finansowych z roku zgłoszenia wniosku o likwidację lub upadłość.

W przypadku każdego analizowanego podmiotu uwzględniono sprawozdania roczne indywidualne. Wszystkie przedsiębiorstwa sklasyfikowane jako bankruci nie są notowane na Gieldzie Papierów Wartościowych w Warszawie. W celu uproszczenia w artykule, te przedsiębiorstwa zostaną oznaczone jako "bankruci". Z kolei przedsiębiorstwa uznane za niezagrożone bankructwem będą nazywane "niebankrutami". Ważne jest zauważenie, że w celu skutecznego porównania sytuacji finansowej przedsiębiorstw bankrutów z przedsiębiorstwami w dobrej kondycji, muszą one prowadzić swoją działalność operacyjną w tej samej branży. Dodatkowo, podczas procesu parowania bankrutów z przedsiębiorstwami zdolnymi do kontynuacji działalności, starano się uwzględnić podobny poziom rocznych przychodów, aby przedsiębiorstwa były jak najlepiej porównywalne. W badaniu nie uwzględniono podmiotów zarejestrowanych w Polsce jako banki, fundusze inwestycyjne, fundusze sekurytyzacyjne ani firmy ubezpieczeniowe.



**Rysunek 1.** Analiza branżowa przedsiębiorstw w próbie badawczej.

Źródło: opracowanie własne, na podstawie danych z serwisu EMIS, dane przedsiębiorstw za lata 2017-2019.

W przypadku przedsiębiorstw, które są w stanie utrzymać się na rynku (niebankrutów), sprawozdania finansowe pochodzą z tego samego okresu. Oznacza to, że czynniki ryzyka wynikające z otoczenia są takie same zarówno dla przedsiębiorstw, uznanych za bankrutów, jak i dla niebankrutów.

Baza danych wykorzystana w badaniu zawierała początkowo 35 przedsiębiorstw bankrutów i 35 przedsiębiorstw zdolnych do kontynuowania działalności. Została ona zredukowana do 56 obserwacji (28 bankrutów i 28 niebankrutów). Redukcja obserwacji była umotywowana istotnymi brakami danych, które nie były możliwe do uzupełnienia. Zdecydowano się nie uzupełniać brakujących danych, ale zamienić lub wykluczyć uwzględnione w bazie danych przedsiębiorstwa.

### 3. Metoda

Zgromadzone obserwacje zostały podzielone na dwie próby - uczącą i testową. W próbie uczącej znalazło się w sumie 40 przedsiębiorstw (20 bankrutów i 20 niebankrutów). W próbie testowej znalazło się w sumie 16 przedsiębiorstw (8 bankrutów i 8 niebankrutów).

Uwzględnione w badaniu wskaźniki finansowe można podzielić na cztery następujące grup: płynność, zadłużenie, rentowność, sprawność działania (Korol, 2010, s. 143). W badaniu wyszczególniono w sumie 32 wskaźniki finansowe, które najczęściej są wymieniane w literaturze poświęconej predykcji bankructwa przedsiębiorstw w Polsce. (Pociecha i in., 2014, s. 56)

Pierwotnie w badaniach wstępnych została podjęta decyzja dotycząca arbitralnego wyboru 4 wskaźników po jednym z każdej grupy. Wybrane wskaźniki były następujące:

- P02 - wskaźnik płynności szybkiej, (aktywa obrotowe - zapasy)/ zobowiązania krótkoterminowe,
- Z06 - wskaźnik zadłużenia kapitału, (zobowiązania długoterminowe + zobowiązania krótkoterminowe)/ kapitał własny,
- R18 - wskaźnik rentowności sprzedaży netto,  $(100 * \text{wynik netto}) / \text{przychody netto ze sprzedaży}$ ,
- S23 - wskaźnik rotacji majątku ogółem,  $\text{przychody netto ze sprzedaży} / \text{suma bilansowa}$ .

Powyżej wyszczególnione wskaźniki zostały wykorzystane w 4 modelach dyskryminacyjnych:

- F01 - modelu opartym na zmiennych obserwowanych na rok przed bankructwem,
- F02 - modelu opartym na zmiennych obserwowanych na 2 lata przed bankructwem,
- F03 - modelu opartym na zmiennych z obu okresów,
- F04 - modelu opartym na zmiennych z obu okresów przy specyfikacji modelu metodą krokową wstecz.

W kolejnych sześciu modelach wskaźniki finansowe były eliminowane na podstawie siły wzajemnej korelacji. Z modeli zostały wykluczone te nadmiernie ze sobą skorelowane przy uwzględnieniu zasady oszczędności w usuwaniu danych. Starano się, aby pozostał przynajmniej jeden reprezentant z każdej grupy wskaźników tzn.: płynność, zadłużenie, rentowność, sprawność działania.

W modelu (F05) opartym na zmiennych obserwowanych na rok przed bankructwem i modelu (F06) opartym na zmiennych obserwowanych na rok przed bankructwem wykonanym metodą krokową zostały uwzględnione poniższe wskaźniki finansowe.

- P03 – wskaźnik natychmiastowej wymagalności, (aktywa obrotowe - zapasy - należności krótkoterminowe)/ zobowiązania krótkoterminowe.
- Z07 – wskaźnik zadłużenia długoterminowego, (zobowiązania długoterminowe/ kapitał własny).
- R18 – wskaźnik rentowności sprzedaży netto,  $(100 * \text{wynik netto}) / \text{przychody netto ze sprzedaży}$ .
- S25 - wskaźnik rotacji zapasów,  $\text{zapasy} / \text{koszty operacyjne}$ .
- S29 – wskaźnik rotacji należności,  $\text{przychody netto ze sprzedaży} / \text{należności krótkoterminowe}$ .

W modelu (F07) opartym na zmiennych obserwowanych na 2 lata przed bankructwem i modelu (F08) opartym na zmiennych z obserwowanych na 2 lata przed bankructwem wykonanym metodą krokową zostały uwzględnione poniższe wskaźniki finansowe.

- P03 – wskaźnik natychmiastowej wymagalności, (aktywa obrotowe - zapasy - należności krótkoterminowe)/ zobowiązania krótkoterminowe.

- Z06 – wskaźnik zadłużenia kapitału, (zobowiązania długoterminowe + zobowiązania krótkoterminowe)/ kapitał własny.
- R17 – wskaźnik rentowności sprzedaży brutto (100 \* wynik brutto) / przychody netto ze sprzedaży.
- S23 – wskaźnik rotacji majątku ogółem, przychody netto ze sprzedaży/ suma bilansowa.
- S25 – wskaźnik rotacji zapasów, zapasy/ koszty operacyjne.

W modelu (F09) opartym na zmiennych z obu okresów i modelu (F10) opartym na zmiennych z obu okresów wykonanym metodą krokową zostały uwzględnione poniższe wskaźniki finansowe.

- P03 (t-1) – wskaźnik natychmiastowej wymagalności, (aktywa obrotowe - zapasy - należności krótkoterminowe)/ zobowiązania krótkoterminowe.
- Z08 (t-1) – wskaźnik udziału kapitału własnego w finansowaniu aktywów ogółem, kapitał własny/ suma bilansowa.
- S29 (t-1) – wskaźnik rotacji należności, przychody netto ze sprzedaży /należności krótkoterminowe.
- Z06 (t-2) – wskaźnik zadłużenia kapitału, (zobowiązania długoterminowe + zobowiązania krótkoterminowe)/ kapitał własny.
- R17 (t-2) – wskaźnik rentowności sprzedaży brutto (100 \* wynik brutto) / przychody netto ze sprzedaży.
- S23 (t-2) - wskaźnik rotacji majątku ogółem, przychody netto ze sprzedaży/ suma bilansowa.

#### 4. Wyniki badań empirycznych

Wybrane wskaźniki zostały wykorzystane do analizy dyskryminacyjnej przeprowadzonej za pomocą programu SPSS. Zgodnie z wcześniejszymi założeniami, obserwacje zostały podzielone na próbę uczącą i testową. Poniżej zostaną zaprezentowane wyniki analizy dyskryminacyjnej. Baza danych, została tak przygotowana, aby była w pełni kompletna, zatem braki danych nie zakłóciły przeprowadzonej analizy dyskryminacyjnej.

W tabeli 1 zostały zaprezentowane równania funkcji dyskryminacyjnych dla wszystkich 10 modeli oraz wartości Lambda Wilksa ( $\lambda$ ) i statystyk chi-kwadrat (X) dla poszczególnych modeli wraz z liczbą stopni swobody (df) i poziomami istotności ( $\alpha$ ).

**Tabela 1.** Równania funkcji dyskryminacyjnych wraz z wartościami Lambda Wilksa i statystykami chi-kwadrat.

Model	Równanie funkcji	$\lambda$	X	df	$\alpha$
F01	$Y = 0,422 P02(t-1) + 0,170 Z06(t-1) - 0,053 S23(t-1) - 0,178$	0,659	15,040	4	0,005
F02	$Y = -0,683 P02(t-2) + 0,025 Z06(t-2) + 0,029 R18(t-2) + 0,079 S23(t-2) + 0,201$	0,839	6,302	4	0,178
F03	$Y = -0,736 P02(t-2) + 0,918 P02(t-1) + 0,141 Z06(t-1) - 0,012 R18(t-2) + 0,056 S23(t-2) - 0,079 S23(t-1) + 0,038$	0,604	17,156	8	0,029



<b>F04</b>	$Y = 0,483 P02(t-1) + 0,179 Z06(t-1) - 0,463$	0,694	13,523	2	0,001
<b>F05</b>	$Y = 0,889 P03(t-1) + 0,585 Z07(t-1) + 0,026 S25(t-1) - 0,421$	0,683	13,542	5	0,019
<b>F06</b>	$Y = 0,972 P03(t-1) + 0,603 Z07(t-1) - 0,465$	0,714	12,470	2	0,002
<b>F07</b>	$Y = -1,630 P03(t-2) + 0,020 Z06(t-2) + 0,029 R17(t-2) + 0,067 S23(t-2) + 0,387 S25(t-2) + 0,390$	0,714	11,966	5	0,035
<b>F08</b>	$Y = 1,721 P03(t-2) - 0,024 R17(t-2) - 0,648$	0,791	8,680	2	0,013
<b>F09</b>	$Y = -0,834 P03(t-1) + 0,020 Z06(t-2) + 0,022 R17(t-2) + 0,061 S23(t-2) - 0,106$	0,606	17,524	6	0,008
<b>F10</b>	$Y = -0,943 P03(t-1) + 0,020 R17(t-2) + 0,156$	0,687	13,681	3	0,003

Źródło: opracowanie własne na podstawie analizy danych z serwisu EMIS w programie SPSS.

W tabeli 2 zostały zaprezentowane wyniki klasyfikacji dla modeli opartych o arbitralnie wybrane wskaźniki finansowe w ujęciu procentowym.

**Tabela 2.** Wyniki klasyfikacji w ujęciu procentowym - zmienne wybrane arbitralnie.

<b>F01</b>	<b>Próba ucząca</b>		<b>Próba testowa</b>	
	niebankruci	bankruci	niebankruci	bankruci
niebankruci	95%	5%	75%	25%
bankruci	30%	70%	50%	50%
<b>F02</b>	<b>Próba ucząca</b>		<b>Próba testowa</b>	
	niebankruci	bankruci	niebankruci	bankruci
niebankruci	70%	30%	75%	25%
bankruci	40%	60%	75%	25%
<b>F03</b>	<b>Próba ucząca</b>		<b>Próba testowa</b>	
	niebankruci	bankruci	niebankruci	bankruci
niebankruci	90%	10%	87,5%	12,5%
bankruci	30%	70%	75%	25%
<b>F04</b>	<b>Próba ucząca</b>		<b>Próba testowa</b>	
	niebankruci	bankruci	niebankruci	bankruci
niebankruci	90%	10%	87,5%	12,5%
bankruci	30%	70%	50%	50%

Źródło: opracowanie własne na podstawie analizy danych z serwisu EMIS w programie SPSS.

W tabeli 3 zostały zaprezentowane wyniki klasyfikacji dla 6 modeli opartych o wskaźniki finansowe eliminowane na podstawie siły wzajemnej korelacji w ujęciu procentowym.

**Tabela 3.** Wyniki klasyfikacji w ujęciu procentowym - zmienne nieskorelowane wzajemnie.



F05	Próba ucząca		Próba testowa	
	niebankruci	bankruci	niebankruci	bankruci
niebankruci	65%	35%	62,5%	37,5%
bankruci	10%	90%	12,5%	87,5%
F06	Próba ucząca		Próba testowa	
	niebankruci	bankruci	niebankruci	bankruci
niebankruci	65%	35%	62,5%	37,5%
bankruci	5%	95%	12,5%	87,5%
F07	Próba ucząca		Próba testowa	
	niebankruci	bankruci	niebankruci	bankruci
niebankruci	65%	35%	75%	25%
bankruci	20%	80%	37,5%	62,5%
F08	Próba ucząca		Próba testowa	
	niebankruci	bankruci	niebankruci	bankruci
niebankruci	55%	45%	62,5%	37,5%
bankruci	20%	80%	25%	75%
F09	Próba ucząca		Próba testowa	
	niebankruci	bankruci	niebankruci	bankruci
niebankruci	70%	30%	75%	25%
bankruci	20%	80%	62,5%	37,5%
F10	Próba ucząca		Próba testowa	
	niebankruci	bankruci	niebankruci	bankruci
niebankruci	70%	30%	75%	25%
bankruci	20%	70%	50%	50%

Źródło: opracowanie własne na podstawie analizy danych z serwisu EMIS w programie SPSS.

W wyniku przeprowadzonych wstępnych badań zostało skonstruowanych 10 modeli predykcji bankructwa. Model F03 wydaje się wyróżniać, ponieważ ma najniższą wartość Lambda Wilksa, co oznacza, że zmienne niezależne mają największy wpływ na zmienne zależne, a jego równanie funkcji zawiera wiele zmiennych niezależnych. Model F03 jest istotny statystycznie, ponieważ jego statystyka chi-kwadrat jest większa od wartości krytycznej dla wybranego poziomu istotności.

Kolejnym wyróżniającym się modelem jest funkcja F09. Wartość Lambda Wilksa dla modelu F09 wynosi 0,606. Jest to stosunkowo niska wartość Lambda Wilksa, co sugeruje, że ten model wykazuje stosunkowo niską redundancję lub współzależność między zmiennymi niezależnymi. Zmienne niezależne w tym modelu wydają się lepiej wyjaśniać zmienność w zmiennych zależnych. Poziom istotności dla Modelu F09 wynosi 0,008. Jest to wartość istotności znacznie niższa niż standardowy poziom  $\alpha=0,05$ , co dodatkowo wskazuje na istotność statystyczną tego modelu. Oznacza to, że zmienne niezależne w tym modelu mają istotny wpływ na zmienne zależne.

Najwyższą wartość Lambda Wilksa (0,839) ma Model F02, co oznacza, że w tym modelu jest najmniejszy wpływ zmiennych niezależnych na zmienne zależne. Równanie funkcji F02 nie przyczynia się w wystarczający sposób do wyjaśnienia zmienności zmiennych zależnych.

Modelem cechującym się najlepszą predykcją spośród modeli, z dobranymi zmiennymi arbitralnie był model F04. W próbie testowej model prawidłowo sklasyfikował 87,5% niebankrutów i 50% bankrutów.

Modelami cechującymi się najlepszą predykcją spośród modeli, z nieskorelowanymi zmiennymi były modele F05 i F06. W próbie testowej modele prawidłowo sklasyfikowały 62,5% niebankrutów i 87,5% bankrutów.

Porównano również błędnie sklasyfikowane przedsiębiorstwa poprzez modele, aby znaleźć zależności między nimi. W wyniku analizy porównawczej okazało się, że błędna klasyfikacja do określonej grupy przez różne modele zazwyczaj dotyczyła tych samych przedsiębiorstw. Może to świadczyć o nietypowych przypadkach, które przy niewielkiej bazie danych mają wysoki udział procentowy w błędach klasyfikacji.

## Zakończenie

Udało się potwierdzić, że doборы zmiennych metodami statystycznymi do modeli (nawet najprostsze np. eliminowanie zmiennych na podstawie siły korelacji), są skuteczniejsze od wyborów zmiennych w sposób arbitralny. Udało się również potwierdzić, że najskuteczniejszym skonstruowanym modelem był model oparty na zmiennych z okresu na rok przed bankructwem. Założenie to jest spójne z literaturą przedmiotu. (Altman, 1968) (Kopczyński, 2016) (Mączyńska, Zawadzki, 2006) (Pociecha i in., 2014)

W artykule uwzględniono najskuteczniejsze modele konstruowane przez polskich autorów, na ich tle opracowany model plasuje się w czołówce polskich modeli pod względem prawidłowo zaklasyfikowanych obserwacji.

Artykuł ten podsumowuje również statystyki dotyczące cech modeli, takich jak liczba zmiennych i zastosowana metoda, omawia trafność predykcyjną modeli skonstruowanych na podstawie aktualnych danych polskich przedsiębiorstw, identyfikuje rosnące ryzyko bankructwa w warunkach wysokiej zmienności na rynku i spowolnienia gospodarczego.

Należy dodać, że przeprowadzone badanie wstępne jest punktem wyjściowym do finalnego badania, które będzie przeprowadzone w oparciu o większą bazę danych (400 obserwacji), zostaną również zastosowane bardziej zaawansowane metody doboru zmiennych do modelu oraz planowane jest wykorzystanie wskaźników niefinansowych, które na rynku pełnią coraz istotniejszą rolę.

Mimo różnic w modelach prognozowania bankructwa, wyniki empiryczne większości z tych modeli wykazują wysoką zdolność predykcyjną. Sugeruje to, że modele te mogą być przydatne dla wielu grup, w tym dla audytorów, menedżerów, kredytodawców i analityków. Jednakże, wydaje się, że modele prognozowania bankructwa nie są powszechnie wykorzystywane w praktyce. (Gissel, Giacomino, Akers, 2007) Ponadto, pomimo ogromnej ilości literatury i opracowanych modeli, badacze nadal poszukują "nowych i ulepszonych" modeli do prognozowania bankructwa. Dlatego oprócz aktualizowania modeli i opracowywania nowych metod predykcji bankructwa, należy popularyzować już istniejące metody. Ich upowszechnienie wydaje się być istotne, zwłaszcza w warunkach rosnącej liczby bankructw w Polsce.

## Bibliografia

- Altman E. (1968). Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *Journal of Finance*, Vol. 23, Issue 4.
- Bombiak E. (2010) *Modele dyskryminacyjne jako metoda oceny sytuacji finansowej przedsiębiorstwa*. Siedlce
- Cenkier A., Masiukiewicz P., Dec P., Wysocki J, Sokół H., (2022). *Analiza Ekonomiczno Finansowa*. Warszawa: Oficyna Wydawnicza
- Dec P., (2009). *Kompleksowy system wczesnego ostrzegania, (w:) Ryzyko w działalności przedsiębiorstw. Wybrane aspekty*. A. Fierla (red.), Warszawa: Szkoła Główna Handlowa.

- Druchin, S., Klucznik, M., Rybacki, J., Sajnog, S., Sułkowski, D. (2022), *Przegląd gospodarczy PIE: zima 2022*. Warszawa: Polski Instytut Ekonomiczny
- Gajdka J., Stos D., (1996). *Wykorzystanie analizy dyskryminacyjnej przewidywaniu bankructwa spółki w: Przedsiębiorstwo na rynku kapitałowym*. Łódź: Wydawnictwo Uniwersytetu Łódzkiego
- Gissel J., Giacomino D., Akers M., (2007). *Journal of Financial Education*, Vol. 33, strony 1-42
- GUS (2023), Rejestracje i upadłości przedsiębiorstw w IV kwartale 2022 roku, <https://stat.gov.pl/obszary-tematyczne/podmioty-gospodarcze-wyniki-finansowe/przedsiębiorstwa-niefinansowe/rejestracje-i-upadlosci-przedsiębiorstw-w-iv-kwartale-2022-roku,29,16.html> (24.06.2023).
- Jagiello R., (2013). *Analiza dyskryminacyjna i regresja logistyczna w procesie oceny zdolności kredytowej przedsiębiorstw*. Warszawa: NBP
- Kisielińska J., Waszkowski A., (2010). Polskie modele do prognozowania bankructwa przedsiębiorstw i ich weryfikacja. *Zeszyty Naukowe SGGW w Warszawie. Ekonomika i Organizacja Gospodarki Żywnościowej*, nr 82, strony 17-31
- Kokczyński B., (2022) *Ewolucja statystycznych modeli predykcji bankructwa*, W: A. Adamczyk (red.), *Finanse – kierunki i wymiary zmian* (strony 147-162). Szczecin: Wydawnictwo Naukowe Uniwersytetu Szczecińskiego
- Kopczyński P., (2016). *Prognozowanie upadłości spółek giełdowych*. Łódź: Wydawnictwo Uniwersytetu Łódzkiego
- Korol T., (2010). *Systemy ostrzegania przedsiębiorstw przed ryzykiem upadłości*. Warszawa: Wolters Kluwer Polska SA
- Koronacki J., Ćwik J., (2021). *Statystyczne systemy uczące się*. Warszawa: Akademicka Oficyna Wydawnicza EXIT
- Krajewski M., (2014) System wczesnego ostrzegania w aspekcie kondycji finansowej przedsiębiorstwa. *Zeszyty Naukowe Uniwersytetu Szczecińskiego nr 802*, strony 1-7
- Kuziak K., (2003). *Koncepcja wartości zagrożonej VaR*. StatSoft Polska, strony 29-39.
- Lichota W., (2020). Zastosowanie modeli logitowych do zdiagnozowania zagrożenia bankructwem przedsiębiorstw. *Zeszyty Naukowe SGGW w Warszawie, nr 24 (73)*, strony 92-103.
- Ligas M., (2006). Modele autoregresji w zastosowaniu do wyceny nieruchomości. *Studia i materiały towarzystwa naukowego nieruchomości Vol. 14 nr1*, s. 123-136.
- Mączyńska E., Zawadzki M., (2006). Dyskryminacyjne modele predykcji upadłości przedsiębiorstw. *Ekonomista nr 2*.
- Matuszewska-Janica A., Witkowska D., (2008). Modelowanie kursu euro/dolar: dynamiczne modele ekonometryczne i sztuczne sieci neuronowe. *Zeszyty Naukowe SGGW - Ekonomika i Organizacja Gospodarki Żywnościowej*, nr 69, strony 55-75.
- Perzyńska J., (2018). Zastosowanie sztucznych sieci neuronowych do prognozowania szeregów czasowych. *Zeszyty Naukowe ZPSB FIRMA i RYNEK 2018/2*, strony 95-104.
- Pociecha J., Pawełek B., Baryła M., Augustyn S., (2014). *Statystyczne metody prognozowania bankructwa w zmieniającej się koniunkturze gospodarczej*. Kraków: Fundacja uniwersytetu ekonomicznego w Krakowie.
- Pociecha J., (2011). Modele prognozowania bankructwa w systemie wczesnego ostrzegania przedsiębiorstw, *Prace Naukowe Uniwersytetu Ekonomicznego we Wrocławiu*.
- Rusiecki K., Białek-Jaworska A., (2015). Systemy wczesnego ostrzegania o zagrożeniu upadłością przedsiębiorstw z sektora budowlanego – porównanie analizy dyskryminacyjnej i modelu logitowego. *Ekonomia. Rynek, gospodarka, społeczeństwo nr 43*, strony 137-160.

- Rutkowski, A., (2016). *Zarządzanie finansami*. Warszawa: PWE.
- Sielewicz G., Kamińska B., Warych A., Raport Coface: Niewypłacalności firm w Polsce w I kwartale 2023 r., <https://www.coface.pl/Aktualnosci-i-media/Biuro-prasowe/Niewypalalnosci-w-I-kwartale-2023-r.-w-Polsce-RAPORT-COFACE> (24.06.2023).
- Sieniawska M., Prokopowicz D., (2018). Analiza predykcji bankructwa spółek kapitałowych z branży budowlanej za pomocą wybranych modeli analizy dyskryminacyjnej (w:) *Zeszyty Naukowe Uniwersytetu Kardynała Stefana Wyszyńskiego. Ekonomia i Zarządzanie. Wydział Nauk Historycznych i Społecznych, Uniwersytet Kardynała Stefana Wyszyńskiego w Warszawie, nr1(3)*, strony 89-123.
- Sierpińska, M., Jachna, T., (2004). *Ocena przedsiębiorstwa według standardów światowych*. Warszawa: Wydawnictwo Naukowe PWN.
- Topczak M., Patalas-Maliszewska J., (2019). Model oceny poziomu ryzyka w przedsiębiorstwie produkcyjnym. *Zarządzanie Przedsiębiorstwem Vol. 22*, strony 14-21.
- Wojna A., (2007). *Predykcja ekonometryczna oraz modelowanie stochastyczne*. Koszalin: Wydawnictwo Uczelniane Politechniki Koszalińskiej.
- Wojnar J., (2014). Ocena skuteczności modeli analizy dyskryminacyjnej do prognozowania zagrożenia finansowego spółek giełdowych. *Zeszyty Naukowe Małopolskiej Wyższej Szkoły Ekonomicznej w Tarnowie, t. 24, nr 1, czerwiec 2014*, strony 220-225.
- Zawiła-Niedźwiecki J., (2013). *Zarządzanie ryzykiem operacyjnym w zapewnianiu ciągłości działania organizacji*. Kraków-Warszawa: Edu-libri.

## **BANKRUPTCY PREDICTION OF POLISH COMPANIES - THE APPLICATION OF DISCRIMINANT ANALYSIS. RESULTS OF PILOT STUDIES.**

### **Abstract**

The aim of the article is to present preliminary research results in the field of bankruptcy prediction models and compare methods of variable selection for the model. Whether models based on variables eliminated based on mutual correlation show better prediction than models with arbitrarily selected variables.

The problem of bankruptcy in the economy is particularly significant in times of economic crisis. According to the PIE report, Poland and other European Union economies are expected to experience a clear slowdown in 2023. The number of corporate bankruptcies in Poland in the fourth quarter of 2022 amounted to 112, which was 28.7% higher than in the corresponding period of the previous year, according to the GUS report.

Discriminant analysis was the method used in the research. In 6 models, indicators for constructing the discriminant function were selected by eliminating the most correlated variables. In 4 models, indicators were chosen arbitrarily.

The conducted research revealed that statistical methods of variable selection for models are more effective than arbitrary selection of variables. The best prediction was observed in models based on data one year before bankruptcy. In the test sample, the models correctly classified 62.5% of non-bankrupt companies and 87.5% of bankrupt companies. Additionally, a comparative analysis of misclassified entities by the models was conducted. It was found that the models misclassified the same companies. This may

indicate atypical cases that, with a small database, have a high percentage share in classification errors.

**Keywords:** bankructcy prediction models, forecasting corporate bankructcy, bankructcy, corporate finance, early warning systems.

**JEL classification:** A22

Bernard Kokczyński  
Szkoła Doktorska Nauk Społecznych Uniwersytetu Łódzkiego  
Ul. Gen. Grotta Roweckiego 19/15, 95-200 Pabianice.  
Adres e-mailowy: [bernard.kokczynski@edu.uni.lodz.pl](mailto:bernard.kokczynski@edu.uni.lodz.pl)



Źródło: opracowanie własne na podstawie: Wojnar, Ocena skuteczności modeli analizy dyskryminacyjnej do prognozowania zagrożenia finansowego spółek giełdowych,

Autor	Rok	Dane finansowe z lat	Liczba wskaźników	Metoda	Baza	Liczebność próby	Branża	Skuteczność modelu
Wierzba	2000	1995-1998	4	liniowy model dyskryminacyjny	Monitor sądowy i gospodarczy	48	Próba niejednolita branżowo, dobór parami	92%
Hołda	2001	1993-1996	5	liniowy model dyskryminacyjny	GPW - sprawozdania finansowe	80	Europejską Klasyfikację Działalności (EKD) w grupach 4500-7400	92,50%
Gajdka i Stos	2003	1998-2001	4	liniowy model dyskryminacyjny	GPW - sprawozdania finansowe	34	Próba niejednolita branżowo, dobór parami	100% (dane próby uczącej)
Hamrol, Czajka, Piechocki	2004	1999-2000	4	liniowy model dyskryminacyjny	Monitor sądowy i gospodarczy	100	spółki prawa handlowego	96%
Ciesielski	2004	brak informacji	7	model logitowy, (probitowy i liniowy model prawdopodobieństwa)	Monitor Polski B, Monitor Sądowy i Gospodarczy	80	lekki przemysł, spożywczy, obróbka drewna, chemiczna, budownictwo, it, telecom, media, IT, obróbka metali.	87,50%
Prusak	2005	1998-2000	4	liniowy model dyskryminacyjny	Monitor sądowy i gospodarczy	80	przedsiębiorstwa skalsyfikowane pomiędzy 1000 a 4000 wg EKD	100%
Mączyńska, Zawadzki, Janek, Żuchowski	2006	1997-2001	12	liniowy model dyskryminacyjny	Instytutu Nauk Ekonomicznych PAN	80	usługowa i handlowa (spółki GPW)	97%
Pociecha, Pawełek, Baryła, Augustyn	2014	2005-2009	34	liniowy model dyskryminacyjny, logitowe, drzewa klasyfikacyjne, sieci neuronowe	EMIS Inteligence Polska	63	sektor przetwórstwa przemysłowego	71,43%
Kopczyński	2016	2002-2013	10	liniowy model dyskryminacyjny, drzewa klasyfikacyjne	GPW - sprawozdania finansowe, new-connect i ceto/ notoria serwis	102	Próba niejednolita branżowo, dobór parami	76,47%

Zeszyty Naukowe Małopolskiej Wyższej Szkoły Ekonomicznej w Tarnowie, t. 24, nr 1, czerwiec 2014, s. 220-225. Kopczyński, Prognozowanie upadłości spółek giełdowych, Wydawnictwo Uniwersytetu Łódzkiego, 2016, s. 336-342, s. 381-385. Kopczyński, Ewolucja statystycznych modeli predykcji bankructwa, Finanse – kierunki i wymiary zmian, p. red: Adamczyk, 2022.