

| *Sergiusz Herman*

# Specyfika branżowa spółek akcyjnych w Polsce a prognozowanie ich upadłości

## Streszczenie

Do upadłości przedsiębiorstw dochodzi w każdej rozwiniętej gospodarce rynkowej. Ze względu na negatywne konsekwencje tego zjawiska zaczęto podejmować próby przewidywania (prognozowania) jego wystąpienia. Jednym z kierunków badań poświęconych temu zagadnieniu jest konstruowanie modeli prognostycznych, w których zostaje uwzględniona specyfika branżowa badanych przedsiębiorstw. W polskiej literaturze przedmiotu rzadko opisuje się konstruowanie modeli dotyczących poszczególnych branż. W artykule dokonano przeglądu badań związanych z tą problematyką. Głównym celem przeprowadzenia opisanego w pracy badania empirycznego było porównanie wartości błędu predykcji modeli odnoszących się do poszczególnych branż oraz modeli ogólnych (nieuwzględniających specyfiki branżowej badanych spółek). Dodatkowym celem było ustalenie determinant upadłości spółek akcyjnych w analizowanych branżach gospodarki. W przeprowadzonej analizie wykorzystano dane finansowe 180 spółek akcyjnych, zastosowano metodę wielokrotnego repróbkiowania (*bootstrapping*) oraz wielowymiarową analizę dyskryminacyjną.

**Słowa kluczowe:** upadłość, prognozowanie, analiza dyskryminacyjna, specyfika branżowa.  
**Klasyfikacja JEL:** C53, G33.

## 1. Wprowadzenie

W prognozowaniu upadłości przedsiębiorstw oprócz stosowania coraz bardziej zaawansowanych narzędzi statystycznych i poszukiwania nowych zmiennych prognostycznych wykorzystuje się także modele, w konstruowaniu których uwzględnia się specyfikę branżową badanych przedsiębiorstw. Słuszność takiego podejścia potwierdza E.I. Altman, światowy autorytet w dziedzinie prognozowania upadłości przedsiębiorstw. Podkreśla on, że należy dążyć do szacowania modeli prognozowania upadłości na podstawie danych finansowych przedsiębiorstw prowadzących możliwie jak najbardziej jednorodną działalność gospodarczą [Altman 1983, s. 125]. W polskiej literaturze przedmiotu rzadko opisywane są modele dotyczące poszczególnych branż, co wynika z trudności z uzyskaniem odpowiednio licznej próby badawczej. Dotychczas jedynie w dwóch przypadkach autorzy badań dokonali porównania trafności klasyfikacji otrzymanych za pomocą modeli skonstruowanych dla konkretnych branż oraz modelu, w którym specyfika branżowa przedsiębiorstw nie została uwzględniona (w dalszej części opracowania nazywanego ogólnym) [Hołda 2006, Juszczak i Balina 2014]. Ze względu na wykorzystaną metodę szacowania błędu predykcji skonstruowanych modeli – prostą metodę podziału (*split sample method*, *holdout method*) – na podstawie wyników zaprezentowanych w tych opracowaniach nie da się jednoznacznie stwierdzić, czy dzięki zastosowaniu modeli branżowych można uzyskać większą zdolność predykcyjną niż w wypadku modeli ogólnych.

W artykule dokonano przeglądu badań empirycznych związanych z konstruowaniem modeli (klasyfikatorów), w których uwzględniono specyfikę branż, służących do prognozowania upadłości przedsiębiorstw w Polsce. Oszacowano oraz porównano zdolności predykcyjne modeli dotyczących poszczególnych branż oraz modeli ogólnych opracowanych dla spółek akcyjnych. W tym celu wykorzystano metodę wielokrotnego repróbkiowania (*bootstrapping*). Wyodrębniono także te spośród analizowanych wskaźników finansowych, które w wypadku modeli skonstruowanych dla poszczególnych branż mogą zostać uznane za determinanty upadłości spółek akcyjnych. Sprawdzone, czy determinanty te są różne w poszczególnych branżach gospodarki.

## 2. Przegląd literatury przedmiotu

W polskiej literaturze przedmiotu opracowywanie oddzielnych modeli predykcyjnych dla poszczególnych sektorów gospodarki zostało uznane za zasadne m.in. przez P. Rybickiego [2002, s. 53] z uwagi na różne wymagania dotyczące struktury aktywów i pasywów w firmach z różnych branż, np. handlowej oraz

produkcyjnej. B. Prusak [2011, s. 52] podkreślił z kolei, że poszczególne branże gospodarki charakteryzuje odmienny poziom rozwoju oraz konkurencji, znajdują się one na innych etapach cyklu życia sektorów. Przedsiębiorstwa powinny być zatem oceniane za pomocą odmiennych wskaźników finansowych, których wartości średnie oraz optymalne mogą być inne w wypadku różnych obszarów gospodarki. Zwrócił na to uwagę również J. Kitowski [2012, s. 267], który zauważył, że częstym błędem jest przypisywanie istniejącym już modelom uniwersalności sektorowej.

W ostatnich latach w polskiej literaturze przedmiotu opisywano pewne próby skonstruowania modeli uwzględniających specyfikę branżową badanych przedsiębiorstw, podejmowane z uwagi na zwiększenie się dostępu do danych finansowych. T. Korol [2005] wykorzystał w tym celu dwa rodzaje sieci neuronowych: jednokierunkowe wielowarstwowe oraz rekurencyjne. Próbę uczącą stanowiło 78 przedsiębiorstw produkcyjnych, spośród których połowa była zagrożona upadłością. Dane finansowe pochodziły ze sprawozdań finansowych dotyczących tych firm z lat 1998–2001. Sieci skonstruowano na dwa sposoby: uwzględniając w budowie wszystkie 28 zmiennych oraz biorąc pod uwagę tylko wybrane zmienne, wyselekcjonowane na podstawie analizy macierzy korelacji. Zbudowane modele charakteryzowały się wysokimi globalnymi współczynnikami trafnych klasyfikacji w próbie testowej (składającej się z 78 przedsiębiorstw): od 85,9% (na dwa lata przed upadłością) do 98,72% (rok przed upadłością).

Drugim opracowaniem, o którym należy wspomnieć, jest monografia A. Hołdy [2006]. W opisanym w niej kompleksowym badaniu analizą objęto 374 przedsiębiorstwa o różnej formie prawnej. Zbiór uczący próby liczył 262 podmioty, a grupę testową stanowiło 112 firm. Reprezentowały one trzy branże gospodarki: produkcyjną (EKD 10–36), budowlaną (EKD 45) oraz handlowo-usługową (EKD 50–74). W badaniu zastosowano trzy metody doboru zmiennych do modelu: regresję krokową, metodę głównych składowych i analizę kroczącą, oraz cztery metody prognozowania upadłości: liniową analizę dyskryminacyjną, regresję logistyczną, sztuczne sieci neuronowe i drzewa decyzyjne. Korzystając z trzech pierwszych metod prognozowania, skonstruowano aż 32 modele dla poszczególnych branż gospodarki. Trafność klasyfikacji uzyskana w wypadku tych modeli wynosiła 60–90%. Żadna z zastosowanych metod nie okazała się pod tym względem wyraźnie skuteczniejsza od pozostałych. Skonstruowano także jeden model z wykorzystaniem drzew decyzyjnych. Zbudowano go, opierając się na danych finansowych firm branży produkcyjnej. A. Hołda w swojej pracy zweryfikował także zasadność konstruowania modeli dotyczących poszczególnych branż. W tym celu oszacował dodatkowo modele ogólne (skonstruowane na podstawie danych dotyczących wszystkich przedsiębiorstw łącznie). Ich zdolność prognostyczna

okazała się mniejsza od tej charakteryzującej modele, w których specyfika branżowa została uwzględniona.

Drzewa decyzyjne zostały zastosowane przez A. Hołdę [2009] także w celu skonstruowania modelu dla branży budowlanej. Sprawozdania finansowe wykorzystane w badaniu pochodziły z lat 1999–2001 i dotyczyły 68 podmiotów gospodarczych. Spośród tych przedsiębiorstw wyodrębniono próbę uczącą, liczącą 48 obiektów, oraz testową – 20 pozostałych firm. Do budowy drzewa wykorzystano 12 wskaźników finansowych, z których ostatecznie uwzględniono tylko dwa: charakteryzujące rentowność oraz przepływy pieniężne w działalności inwestycyjnej. Globalny współczynnik trafnych klasyfikacji uzyskanych z zastosowaniem modelu na próbie testowej wyniósł zaledwie 65%.

O potrzebie konstruowania modeli do prognozowania upadłości z uwzględnieniem poszczególnych branż pisał także S. Juszczyk [2010]. Efektem jego pracy był model zbudowany w odniesieniu do branży usług spedycyjnych. Do skonstruowania go wykorzystano liniową analizę dyskryminacyjną, sekwencyjny dobór zmiennych objaśniających metodą regresji krokowej wstecz oraz dane finansowe 16 przedsiębiorstw (ośmiu sprawnie funkcjonujących oraz ośmiu, które ogłosiły upadłość) z lat 2003–2007. Globalny współczynnik trafnych klasyfikacji w wypadku tego modelu wyniósł aż 100%, należy jednak podkreślić, że został on wyznaczony wyłącznie na podstawie bardzo małej próby uczącej.

Kolejnym opracowaniem, w którym opisano konstruowanie modelu do prognozowania upadłości przedsiębiorstw z uwzględnieniem specyfiki branż, jest publikacja E. Grzegorzewskiej [2011]. Zbudowała ona model logitowy na podstawie informacji z lat 1996–2009 o 11 parach przedsiębiorstw rolniczych. Weryfikację trafności klasyfikacji uzyskanych za pomocą modelu przeprowadzono na próbie uczącej. Globalny współczynnik trafnych klasyfikacji wyniósł 93,8%.

Skonstruowania modeli do prognozowania upadłości przedsiębiorstw różnych branż gospodarki podjęły się w ostatnich latach także M. Potoczna oraz O. Wiśniewska [2013]. Przedmiotem ich zainteresowania były sektory handlu, przemysłu oraz usług. Próbę badawczą stanowiły 352 średnie i duże firmy, spośród których 102 znalazły się w stanie upadłości. Autorki wykorzystały w badaniu liniową analizę dyskryminacyjną oraz regresję logistyczną. Warto zaznaczyć, że zastosowano metodę walidacji krzyżowej typu „pozostaw jedną poza” (*leave-one-out*). Globalny współczynnik trafnych klasyfikacji w wypadku tych modeli wynosił 67–87%. Autorki odrzuciły postawioną hipotezę badawczą o tym, że w poszczególnych sektorach gospodarki odmienne czynniki wpływają na prawdopodobieństwo upadłości przedsiębiorstw.

Badanie dotyczące prognozowania upadłości przedsiębiorstw w poszczególnych branżach gospodarki przeprowadzili również S. Juszczyk oraz R. Balina [2014]. Próbę badawczą stanowiło 180 spółek z ograniczoną odpowiedzialnością,

reprezentujących trzy branże gospodarki: handel hurtowy żywnością, napojami i wyrobami tytoniowymi (PKD 46.31.Z–46.39.Z), roboty budowlane związane ze wznoszeniem budynków (PKD 41.10.Z–41.20.Z) oraz transport drogowy towarów (PKD 49.41.Z). Badanie dotyczyło okresu 2007–2010 r. Autorzy skonstruowali trzy modele dyskryminacyjne odnoszące się do poszczególnych branż oraz jeden model ogólny na podstawie danych dotyczących 120 przedsiębiorstw. Trafność klasyfikacji ocenili na podstawie informacji o pozostałych 60 spółkach. Globalne współczynniki trafnych klasyfikacji w próbie testowej w wypadku modeli opracowanych z uwzględnieniem specyfiki branż okazały się wysokie: wynosiły 85% w odniesieniu do przedsiębiorstw z branży budowlanej, 87,5% w odniesieniu do spółek handlowych oraz 92,5% dla przedsiębiorstw transportowych. W wypadku modelu ogólnego trafność klasyfikacji wyniosła 77,5%. Zdaniem autorów świadczy to o zasadności konstruowania dla polskich przedsiębiorstw modeli odnoszących się do poszczególnych branż.

Kolejne badanie przeprowadzone na podstawie danych dotyczących jednorodnej grupy przedsiębiorstw zostało opisane w opracowaniu J. Pocięchy, M. Baryły oraz B. Pawełek [2015]. Próbę badawczą stanowiło 7329 przedsiębiorstw (w tym 182 firmy, w wypadku których ogłoszono upadłość) z branży przetwórstwa przemysłowego. Zasadniczym celem autorów artykułu było sprawdzenie, jaki wpływ na rezultaty badania ma zastosowanie losowej i nielosowej metody doboru próby. W analizie wykorzystano cztery metody klasyfikacyjne: liniową funkcję dyskryminacyjną, model logitowy, sieć neuronową oraz drzewo klasyfikacyjne. Globalne współczynniki trafnych klasyfikacji uzyskanych w wyniku zastosowania oszacowanych modeli i nielosowej techniki doboru przedsiębiorstw do próby wynosiły 62,16–89,58%. W wypadku losowego doboru firm współczynniki te przyjmowały wartości 71,43–95,83%. Na podstawie rezultatów badania stwierdzono, że w większości wypadków modele statystyczne charakteryzowały się lepszymi zdolnościami prognostycznymi, gdy jako metodę dobierania próby stosowano losowanie niezależne.

Specyfikę branżową przedsiębiorstw uwzględniono także w badaniu opisanym w pracy B. Pawełek oraz D. Grochowiny [2017]. Dotyczyło ono zbilansowanego (84 firmy) oraz niezbilansowanego (168 firm) zbioru przedsiębiorstw z sektora przetwórstwa przemysłowego. Celem badania było zweryfikowanie przydatności stosowania podejścia wielomodelowego w prognozowaniu upadłości przedsiębiorstw w Polsce. Wykorzystano metody *bagging*, *boosting*, *random subspaces* oraz *random forests*. Uśrednione globalne współczynniki błędnych klasyfikacji uzyskanych w wyniku zastosowania oszacowanych w badaniu modeli wynosiły 21,1–35,5%. Rezultaty badania pozwoliły wyciągnąć wniosek, że zastosowanie podejścia wielomodelowego może przyczynić się do poprawy zdolności predykcyjnej drzew klasyfikacyjnych.

Jedynie w dwóch z przedstawionych publikacji podjęto próbę porównania trafności klasyfikacji uzyskanych w wyniku zastosowania modeli ogólnych oraz modeli odnoszących się do poszczególnych branż [Hołda 2006, Juszczak i Balina 2014]. W obu wypadkach wykorzystano w tym celu wyłącznie prostą metodę podziału i uwzględniono mało liczne próby testowe. A. Hołda skonstruował modele, korzystając z danych finansowych przedsiębiorstw o różnej formie prawnej, a S. Juszczak oraz R. Balina wykorzystali wyłącznie sprawozdania finansowe spółek z ograniczoną odpowiedzialnością. W badaniach tych modele opracowane dla poszczególnych branż charakteryzowały się wyższą trafnością klasyfikacji niż modele ogólne.

### 3. Metodyka badania\*

W celu przeprowadzenia prezentowanego w artykule badania empirycznego należało przygotować odpowiednią próbę badawczą, w której byłyby reprezentowane dwie rozłączne populacje: przedsiębiorstw w złej oraz dobrej kondycji finansowej. Kryterium decydującym o zaklasyfikowaniu przedsiębiorstw do pierwszej grupy było ogłoszenie przez odpowiedni sąd ich upadłości. Do wyselekcjonowania próby wykorzystano informacje zawarte w Internetowym Monitorze Sądowym i Gospodarczym. W ten sposób zgromadzono dane finansowe dotyczące:

- 30 spółek akcyjnych prowadzących działalność z zakresu budownictwa (PKD 41.10–43.99.Z),
- 30 spółek akcyjnych z branży przetwórstwa przemysłowego (PKD 10.11–33.20.Z),
- 30 spółek akcyjnych, których działalność została zaklasyfikowana jako handel hurtowy i detaliczny (PKD 46.11–47.99.Z).

Do każdego z tych przedsiębiorstw została dobrana spółka akcyjna będąca w dobrej kondycji finansowej. Jako kryteria dopasowania poszczególnych par przyjęto: sektor, działalność główną oraz wielkość aktywów. Dane finansowe spółek, w wypadku których ogłoszono upadłość, pochodziły ze sprawozdań finansowych dotyczących roku poprzedzającego ten, w którym złożono pierwszy wniosek o ogłoszenie upadłości. Pochodziły one z lat 2000–2013. Sprawozdania finansowe dobrze prosperujących spółek dotyczyły tego samego okresu. Źródłem danych były bazy firm Notoria Serwis i Bisnode Dun & Bradstreet oraz Monitor Polski B.

W badaniach empirycznych obliczono i zastosowano 19 wskaźników finansowych, charakteryzujących rentowność, płynność finansową, strukturę kapita-

---

\* Wybrane wyniki badania zostały przedstawione w pracy [Herman 2017].

łowo-majątkową oraz sprawność działania przedsiębiorstw (tabela 1). Ich wyboru dokonano na podstawie studiów literatury przedmiotu – są to wskaźniki najczęściej uwzględniane w modelach do prognozowania upadłości. Kierowano się także dostępnością danych w sprawozdaniach finansowych spółek.

Do skonstruowania modeli do prognozowania upadłości przedsiębiorstw wykorzystano liniową analizę dyskryminacyjną. Pomimo dynamicznego rozwoju metod statystycznych jest ona wciąż bardzo popularna wśród praktyków biznesu.

Tabela 1. Wskaźniki finansowe wykorzystane w badaniach

Wskaźnik	Formuła
<i>ROA</i>	zysk netto / aktywa
<i>ROE</i>	zysk netto / kapitały własne
<i>ZB</i>	zysk brutto / aktywa
<i>ZS</i>	zysk ze sprzedaży / przychody ze sprzedaży
<i>MZ</i>	zysk brutto / przychody ze sprzedaży
<i>MZ2</i>	zysk netto / przychody ze sprzedaży
<i>MZO</i>	zysk operacyjny / przychody ze sprzedaży
<i>KP</i>	kapitał pracujący / suma bilansowa
<i>WBP</i>	majątek krótkoterminowy / zobowiązania krótkoterminowe
<i>WSP</i>	(majątek obrotowy – zapasy) / zobowiązania krótkoterminowe
<i>WPP</i>	(majątek obrotowy – zapasy – należności) / zobowiązania krótkoterminowe
<i>ZO</i>	zobowiązania ogółem / aktywa ogółem
<i>ZD</i>	zobowiązania długoterminowe / aktywa ogółem
<i>KW</i>	kapitał własny / aktywa ogółem
<i>KWZ</i>	kapitał własny / zobowiązania ogółem
<i>RN</i>	średnia wartość należności / przychody ze sprzedaży netto · 365
<i>RZ</i>	średnia wartość zapasów / przychody ze sprzedaży netto · 365
<i>Rzob</i>	średnia wartość zobowiązań / przychody ze sprzedaży · 365
<i>Rakt</i>	średnia wartość aktywów / przychody ze sprzedaży · 365

Źródło: opracowanie własne.

O jakości skonstruowanego klasyfikatora decyduje poprawność uzyskanych dzięki niemu wyników dotyczących przewidywania (prognozowania) przynależności obiektów, w wypadku których przynależność ta nie jest znana, do rozważanych populacji. Miarą tak zdefiniowanej jakości może być wartość błędu predykcji klasyfikatora. W światowej literaturze przedmiotu opisano badania empiryczne, których celem było przeprowadzenie analizy porównawczej różnych metod szacowania błędu predykcji [Braga-Neto i Dougherty 2004;

Wehberg i Schumacher 2004; Molinaro, Simon i Pfeiffer 2005; Kim 2009]. Dotyczyły one zwykle zastosowania klasyfikatorów w medycynie. Wspólny dla wszystkich tych badań jest wniosek, który można wyciągnąć na podstawie uzyskanych w nich wyników: estymatory błędu predykcji uzyskane za pomocą prostych metod podziału charakteryzują się najwyższą zmiennością spośród wszystkich innych poddanych analizie. W literaturze przedmiotu podkreśla się, że z prostej metody podziału należy korzystać tylko wtedy, gdy dysponuje się dostatecznie dużym zbiorem danych, który pozwala na wyodrębnienie odpowiednio licznych, niezależnych zbiorów treningowego i testowego [Ripley 1996]. W badaniach dotyczących polskiego rynku kapitałowego spełnienie tego warunku jest bardzo trudne.

Z wcześniejszych badań przeprowadzonych przez autora [Herman 2016] wynika, że w wypadku prognozowania upadłości spółek akcyjnych w Polsce estymatory błędu predykcji uzyskane za pomocą metod wielokrotnego repróbkiwania charakteryzują się najbardziej pożądanymi własnościami. Metody należące do tej grupy opierają się na generowaniu  $B$  prób typu bootstrap  $x^{*1}, x^{*2}, x^{*3}, \dots, x^{*B}$  w taki sposób, że każda z nich powstaje poprzez  $n$ -krotne losowanie proste ze zwracaniem obiektów z dostępnej próby  $n$  obiektów  $[x_1, x_2, \dots, x_n]$ . Próby te są następnie wykorzystywane jako próby treningowe. Obiekty niewylosowane w kolejnych iteracjach stanowią próbę testową. Na podstawie tak wyselekcjonowanych prób szacowany jest następnie prawdziwy błąd predykcji (*true prediction error*). Definiowany jest on często jako błąd predykcji modelu skonstruowanego na podstawie wszystkich  $n$  obiektów, a następnie przetestowanego na dużej i niezależnej próbie. W badaniu wykorzystano estymator błędu predykcji 0,632+, zaproponowany przez B. Efrona i R. Tibshiraniego [1997].

#### **4. Analiza zróżnicowania wskaźników finansowych w poszczególnych branżach gospodarki**

Wśród założeń przyjmowanych podczas konstruowania funkcji dyskryminacyjnej są te dotyczące rozkładu normalnego oraz równości wariancji w badanych grupach. W pierwszym kroku analizy zweryfikowano hipotezę o tym, że obserwacja dotyczy populacji, w której wartości analizowanych wskaźników mają rozkład normalny. W tym celu wykorzystano test Kołmogorowa-Smirnowa. Okazało się, że jedynie w przypadku wartości trzech wskaźników (*KP*, *ZO* oraz *KW*) dla spółek w dobrej kondycji finansowej oraz jednego wskaźnika (*WBP*) dla spółek, w wypadku których ogłoszono upadłość, zostało spełnione założenie o rozkładzie normalnym. W kolejnym kroku za pomocą testu Levene'a zbadano równość wariancji wartości poszczególnych wskaźników w obu badanych popu-



lacjach. Tylko w przypadku wartości trzech wskaźników dotyczących sprawności działania (*RN*, *RZ* oraz *Rakt*) nie było podstaw do odrzucenia hipotezy zerowej mówiącej o tym, że w populacjach, z których pochodzą obiekty, występuje jednokowa wariancja. W literaturze przedmiotu podkreśla się, że niespełnienie założeń związanych z liniową analizą dyskryminacyjną nie pogarsza istotnie wyników uzyskanych za pomocą tej metody [Hand 1981, Hadasik 1998], dlatego pomimo niespełnienia wymienionych założeń zdecydowano o jej zastosowaniu.

W celu zweryfikowania, czy w wypadku poszczególnych branż gospodarki średnie wartości wskaźników dla spółek w dobrej kondycji finansowej oraz tych w stanie upadłości różnią się istotnie statystycznie, wykorzystano nieparametryczny test *U* Manna-Whitneya. Tylko w czterech przypadkach dotyczących budownictwa: wskaźników *ZD* ( $p\text{-value} = 0,066$ ), *RN* (0,636), *RZ* (0,451), *Rakt* (0,953), czterech dotyczących przetwórstwa przemysłowego: *ROE* (0,067), *ZD* (0,753), *RN* (0,092), *RZ* (0,081), oraz trzech dotyczących handlu: *ZD* (0,094), *RN* (0,121), *RZ* (0,132), nie można było uznać, że przy poziomie istotności równym 0,05 średnie te różnią się w badanych populacjach. Wartości statystyk dla spółek z sektora przetwórstwa przemysłowego były zdecydowanie wyższe od pozostałych poddanych badaniu.

Ostatnim krokiem wstępnej analizy danych finansowych wykorzystanych w dalszej części badania było porównanie średnich wartości wskaźników finansowych spółek z poszczególnych branż gospodarki. W tym celu ponownie zastosowano test *U* Manna-Whitneya. Badanie przeprowadzono oddzielnie dla spółek w dobrej kondycji finansowej oraz spółek w stanie upadłości. W wypadku dobrze prosperujących spółek średnie wartości dziewięciu wskaźników finansowych (*WSP*, *WPP*, *ZO*, *KW*, *KWZ*, *RN*, *RZ*, *RZob*, *Rakt*) przy poziomie istotności równym 0,05 były różne w poszczególnych branżach gospodarki. Różnice średnich wartości wskaźników finansowych występowały znacznie częściej, gdy analiza dotyczyła spółek w stanie upadłości. Wyłącznie w przypadku trzech wskaźników finansowych: *ROE*, *ZO* oraz *ZD*, przy poziomie istotności równym 0,05 nie można było stwierdzić, że ich średnie wartości są różne w poszczególnych branżach gospodarki.

Analogiczne wnioski wyciągnięto na podstawie weryfikacji hipotezy o równości median wartości badanych wskaźników finansowych, do czego wykorzystano test oparty na statystyce o rozkładzie chi-kwadrat. Stwierdzone różnice mogą świadczyć o potrzebie konstruowania odrębnych modeli do prognozowania upadłości spółek akcyjnych poszczególnych branż gospodarki.

## 5. Badanie zdolności predykcyjnych modeli dotyczących poszczególnych branż

Punktem wyjścia do skonstruowania oraz ocenienia zdolności predykcyjnych klasyfikatorów dotyczących poszczególnych branż było przyjęcie następujących założeń:

- zbudowane zostaną osobne modele dla 60 spółek z każdej analizowanej branży gospodarki,
- modele zostaną skonstruowane na podstawie liniowej funkcji dyskryminacyjnej oraz wskaźników finansowych przedstawionych w tabeli 1,
- przed procesem uczenia zostaną usunięte te zmienne, które będą silnie skorelowane z pozostałymi (w wypadku których współczynnik korelacji będzie wyższy od 0,90),
- ocena błędu predykcji zostanie przeprowadzona z wykorzystaniem estymatora wielokrotnego repróbkiowania 0,632+, liczba wylosowanych prób typu bootstrap  $B = 50$ ,
- zastosowaną metodą doboru zmiennych do modelu będzie wybór pięciu zmiennych, w wypadku których wartość bezwzględna statystyki  $t$  dla testu porównującego średnią wartość wskaźników finansowych w badanych populacjach będzie najwyższa.

Przyjmując opisane założenia, oszacowano prawdziwy błąd predykcji klasyfikatorów dotyczących poszczególnych branż. Wyniki przedstawiono w tabeli 2.

Tabela 2. Zdolność predykcyjna modeli dotyczących poszczególnych branż

Wyszczególnienie	Branża		
	budownictwo	handel	przetwórstwo przemysłowe
Obiekty klasyfikowane ogółem	1064	1064	1064
Obiekty zaklasyfikowane poprawnie	821	749	950
– w dobrej kondycji finansowej	395	394	503
– w stanie upadłości	426	355	447
Obiekty zaklasyfikowane błędnie	243	315	114
– w dobrej kondycji finansowej	137	138	29
– w stanie upadłości	106	177	85
Oszacowanie błędu predykcji (w %)	21,86	27,67	10,45

Źródło: opracowanie własne.

Z analizy danych zawartych w tabeli 2 wynika, że najmniejszy oszacowany błąd predykcji dotyczy klasyfikatora skonstruowanego dla sektora przetwórstwa prze-

mysłowego. Jest on o ponad 10 pkt proc. mniejszy niż w wypadku branży budownictwa oraz o ponad 17 pkt proc. mniejszy niż w wypadku handlu. Błędy predykcji w odniesieniu do wszystkich trzech branż zostały oszacowane na podstawie próby testowej składającej się z 1064 obiektów. Jest to konsekwencją przyjęcia założeń dotyczących generatora odpowiedzialnego za losowanie prób bootstrap. Takie rozwiązanie umożliwia uśrednienie oszacowanego błędu predykcji modeli odnoszących się do analizowanych branż. Średni błąd predykcji w wypadku modeli dotyczących poszczególnych branż wynosi w przybliżeniu 20%.

Celem badania jest porównanie zdolności predykcyjnej modeli skonstruowanych dla poszczególnych branż i modelu ogólnego, zbudowanego na podstawie danych o wszystkich 180 spółkach akcyjnych, konieczne jest zatem oszacowanie błędu predykcji tego modelu. Przyjęto w tym celu te same założenia co poprzednio, z wyjątkiem pierwszego z nich. Oszacowania błędu predykcji dokonano na dwa różne sposoby: uwzględniając wszystkie 180 spółek jednocześnie oraz biorąc pod uwagę 100 wylosowanych podprób obejmujących 60 przedsiębiorstw z dostępnej próby 180 spółek. Wyniki oceny zdolności predykcyjnych modelu uzyskane pierwszym z wymienionych sposobów przedstawiono w tabeli 3.

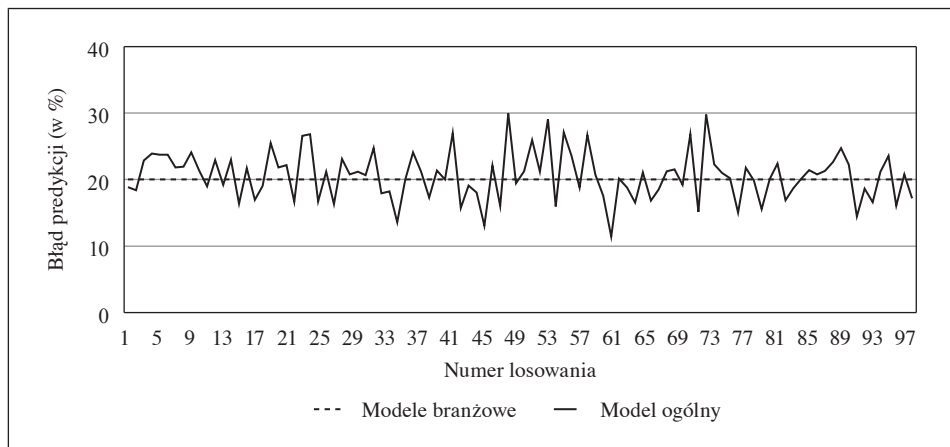
Tabela 3. Zdolność predykcyjna modelu ogólnego

Wyszczególnienie	Liczba spółek
Spółki poddane badaniu ogółem	3278
Spółki zaklasyfikowane poprawnie	2623
– w dobrej kondycji finansowej	1337
– w stanie upadłości	1286
Spółki zaklasyfikowane błędnie	655
– w dobrej kondycji finansowej	302
– w stanie upadłości	353
Oszacowanie błędu predykcji (w %)	19,79

Źródło: opracowanie własne.

Oszacowany błąd predykcji był mniejszy od średniego błędu predykcji modeli dotyczących poszczególnych branż (wynoszącego 20%). Na podstawie szczegółowej analizy wyników klasyfikacji poszczególnych obiektów wykazano ponadto, że model ogólny trafniej klasyfikuje spółki z badanych sektorów gospodarki niż modele skonstruowane dla poszczególnych branż.

Na rys. 1 przedstawiono, jak kształtowały się wartości błędu predykcji modeli ogólnych dla kolejnych 100 wylosowanych podprób obejmujących 60 spółek (oszacowane drugim z wymienionych sposobów) na tle średniego błędu predykcji modeli dotyczących analizowanych branż.



Rys. 1. Błąd predykcji modeli ogólnych dla 100 kolejnych wylosowanych podprób na tle średniego błędu predykcji modeli dotyczących poszczególnych branż  
 Źródło: opracowanie własne.

Wykorzystując statystykę  $t$ , zweryfikowano hipotezę, że średni błąd predykcji dla 100 wylosowanych podprób jest równy wartości błędu oszacowanego dla modeli dotyczących analizowanych branż (tj. 20%). Wartość statystyki testowej wyniosła 1,546 przy poziomie istotności równym 0,05, nie było więc podstaw do odrzucenia tak sformułowanej hipotezy zerowej.

Na podstawie uzyskanych wyników można zatem stwierdzić, że modele dotyczące poszczególnych branż nie charakteryzują się przeciętnie mniejszym błędem predykcji, a tym samym większą zdolnością predykcyjną, niż model ogólny. Gdy wskaźniki finansowe spółek charakteryzowały się pożądanymi własnościami statystycznymi, czyli wysoką mocą dyskryminacyjną, jak w wypadku przetwórstwa przemysłowego, zarówno modele ogólne, jak i odnoszące się do poszczególnych branż poprawnie prognozowały ryzyko upadłości tych podmiotów.

## 6. Determinanty upadłości spółek akcyjnych w wybranych branżach gospodarki

W poprzedniej części artykułu porównano zdolność predykcyjną modeli dotyczących poszczególnych branż oraz modelu ogólnego, w którym nie została uwzględniona specyfika branżowa badanych przedsiębiorstw. Zgodnie z podejściem zaproponowanym przez B. Efrona [1983] oszacowano w ten sposób prawdziwy błąd predykcji klasyfikatorów odnoszących się do danej branży zbudowanych na podstawie wyselekcjonowanej próby obiektów.

Pierwszy model uzyskano na podstawie próby składającej się ze spółek reprezentujących sektor budownictwa. Opisano go równaniami w dwóch wersjach, tj. niestandardyzowanej (W) oraz standardyzowanej (SW).

$$D(W) = -0,349 \cdot WBP + 2,397 \cdot MZO + 3,00 \cdot KP + 0,403 \cdot KWZ + 0,841 \cdot KW - 0,419,$$

$$D(SW) = -0,303 \cdot WBP + 0,293 \cdot MZO + 0,664 \cdot KP + 0,460 \cdot KWZ + 0,231 \cdot KW.$$

Model skonstruowano tak, że dodatnie wartości funkcji dyskryminacyjnej świadczą o dobrej kondycji spółek, ujemne wartości wskazują natomiast na złą kondycję finansową spółek, co decyduje o zaklasyfikowaniu ich do grupy podmiotów zagrożonych upadłością. Dodatnie wartości współczynników modelu oznaczają, że im wyższe są wartości tych wskaźników finansowych, tym mniejsze jest prawdopodobieństwo upadłości spółek. Można więc stwierdzić, że wzrost rentowności (mierzonej za pomocą wskaźnika *MZO*) oraz płynności (*KP*) przyczynił się do zmniejszenia ryzyka upadłości analizowanych spółek. Podobnie było w wypadku wskaźników struktury kapitałowo-majątkowej: wzrost udziału kapitału własnego (wzrost wartości wskaźników *KW* oraz *KWZ*) powodował zmniejszenie ryzyka upadłości spółek. W wypadku wskaźnika *WBP* ujemna wartość współczynnika modelu może budzić pewne zastrzeżenia, w literaturze przedmiotu często jednak podkreśla się, że pewien przedział wartości wskaźników płynności jest uznawany za właściwy (zbyt duże odstępstwa od wartości należących do tego przedziału świadczą o złej kondycji finansowej przedsiębiorstwa).

Drugi model do prognozowania upadłości spółek akcyjnych został oszacowany na podstawie danych finansowych dotyczących podmiotów reprezentujących branżę przetwórstwa przemysłowego. Poniżej przedstawiono odpowiednie równania:

$$D(W) = 1,293 \cdot ZB + 4,169 \cdot ZS - 0,432 \cdot ZO + 0,696 \cdot MZO + 0,322 \cdot KWZ + 0,342,$$

$$D(SW) = 0,218 \cdot ZB + 0,492 \cdot ZS - 0,193 \cdot ZO + 0,152 \cdot MZO + 0,458 \cdot KWZ.$$

W tym przypadku, podobnie jak w poprzednim, wzrost rentowności (wskaźniki *ZB*, *ZS* oraz *MZO*) oraz większy udział kapitału własnego w strukturze kapitałowo-majątkowej (*KWZ*) wpłynęły na zmniejszenie prawdopodobieństwa upadłości. Odwrotna sytuacja występuje w wypadku zadłużenia: im stopa zadłużenia ogółem (wskaźnik *ZO*) jest wyższa, tym większe jest ryzyko upadłości przedsiębiorstwa.

Trzeci model został skonstruowany na podstawie próby składającej się ze spółek należących do sektora handlu hurtowego oraz detalicznego. Został opisany następującymi równaniami:

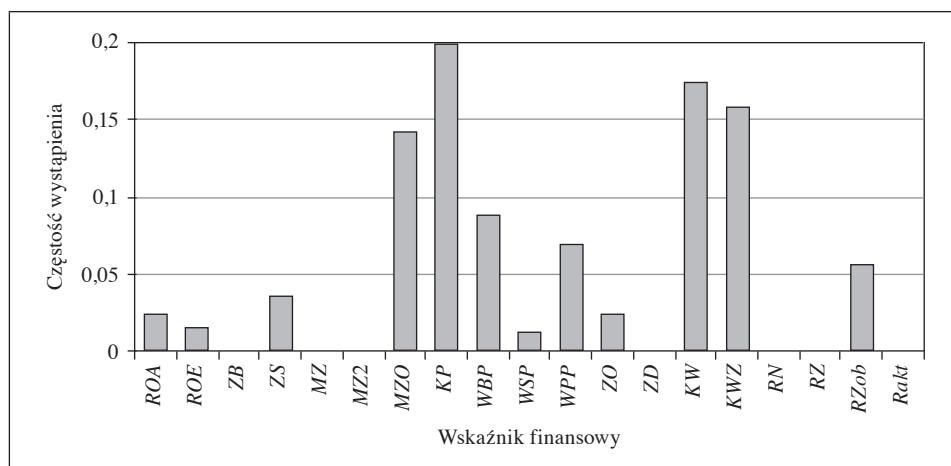
$$D(W) = 1,38 \cdot ROA + 2,41 \cdot MZ2 - 0,364 \cdot WBP - 0,111 \cdot WSP + 0,577 \cdot KWZ - 0,606,$$

$$D(SW) = 0,258 \cdot ROA + 0,375 \cdot MZ2 + 0,310 \cdot WBP - 0,076 \cdot WSP + 0,509 \cdot KWZ.$$

Z przedstawionych zależności wynika, że wzrost rentowności, opisany za pomocą wskaźników *ROA* i *MZ2*, oraz udziału kapitału własnego w strukturze kapitałowo-majątkowej zmniejsza ryzyko upadłości spółek. Jeśli chodzi o wskaźniki płynności, wzrost wartości wskaźnika *WBP* wpływa na zmniejszenie prawdopodobieństwa upadłości firm, w wypadku wskaźnika *WSP* jest natomiast przeciwnie.

Modele oszacowane na podstawie danych o spółkach reprezentujących poszczególne sektory gospodarki są skonstruowane na podstawie odmiennych zestawów wskaźników finansowych. Jedynym wskaźnikiem występującym we wszystkich trzech modelach jest *KWZ*. Dzięki przyjętej metodzie doboru zmiennych stwierdzono, że w poszczególnych branżach gospodarki inne wskaźniki finansowe są istotne w prognozowaniu bankructwa rozpatrywanych spółek.

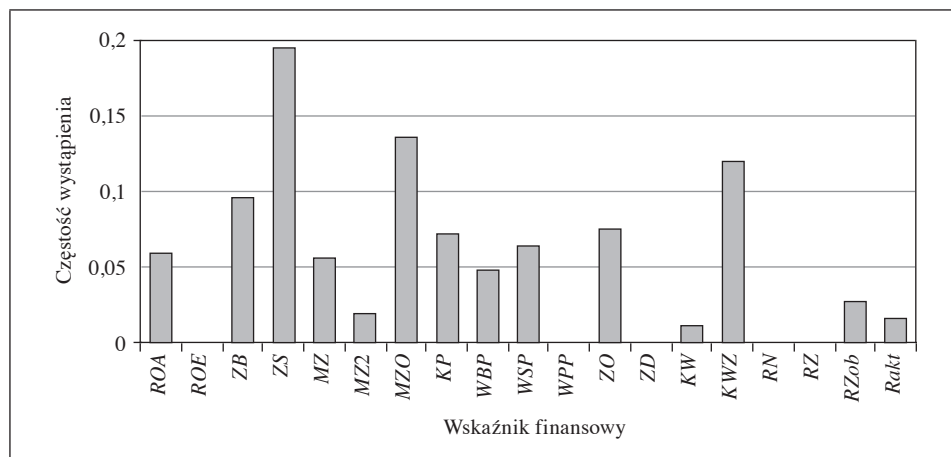
Oszacowanie błędów predykcji modeli dotyczących poszczególnych branż zgodnie z metodą wielokrotnego repróbkiowania wymagało wylosowania 50 prób typu bootstrap. Na ich podstawie 50-krotnie dokonywano doboru zmiennych i konstruowano odpowiedni model. Poddano analizie częstość doboru poszczególnych wskaźników finansowych do konstruowanych modeli wykorzystanych do szacowania prawdziwego błędu predykcji klasyfikatorów odnoszących się do poszczególnych branż (rys. 2–4).



Rys. 2. Częstość doboru poszczególnych wskaźników finansowych do konstruowanych modeli wykorzystanych do szacowania błędu predykcji w wypadku branży budownictwa  
Źródło: opracowanie własne.

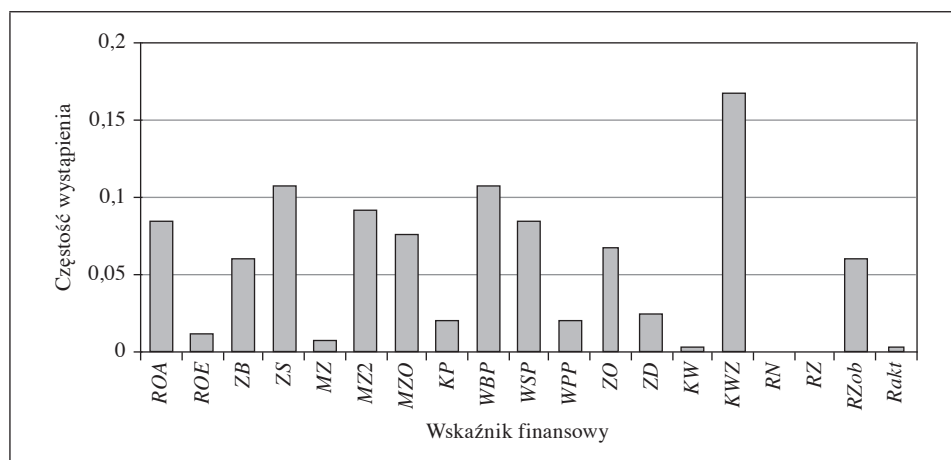
Z analizy danych przedstawionych na rys. 2–4 wynika, że w wypadku każdej analizowanej branży gospodarki częstość doboru poszczególnych wskaźników finansowych do modeli użytych do szacowania błędu predykcji była różna. Najmniej

różnych wskaźników finansowych wykorzystano w wypadku branży budownictwa. Podczas szacowania błędu predykcji odnośnie do branży handlu dwa wskaźniki finansowe (*RN* i *RZ*) w ogóle nie zostały uwzględnione w konstruowanych modelach. By uwidocznić różnice w częstości użycia poszczególnych wskaźników finansowych, pogrupowano je z uwzględnieniem obszarów działalności spółek (rys. 5).



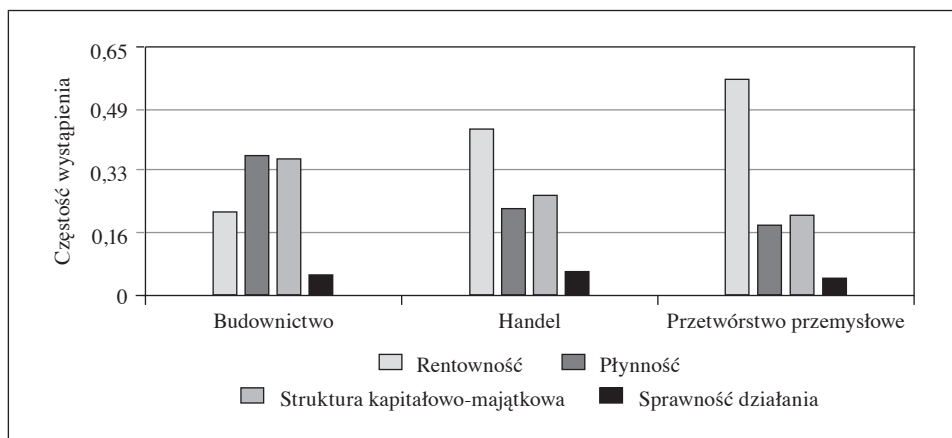
Rys. 3. Częstość doboru poszczególnych wskaźników finansowych do konstruowanych modeli wykorzystanych do szacowania błędu predykcji w wypadku branży przetwórstwa przemysłowego

Źródło: opracowanie własne.



Rys. 4. Częstość doboru poszczególnych wskaźników finansowych do konstruowanych modeli wykorzystanych do szacowania błędu predykcji w wypadku branży handlu

Źródło: opracowanie własne.



Rys. 5. Częstość doboru poszczególnych wskaźników finansowych do modeli z uwzględnieniem obszarów działalności spółek

Źródło: opracowanie własne.

Jedyną cechą wspólną modeli skonstruowanych w odniesieniu do badanych branż gospodarki było rzadkie występowanie w nich wskaźników finansowych określających sprawność działania spółek. W wypadku przetwórstwa przemysłowego oraz handlu najistotniejsze okazały się wskaźniki rentowności, podczas gdy w wypadku budownictwa najważniejszą rolę odgrywały wskaźniki charakteryzujące płynność oraz strukturę kapitałowo-majątkową spółek. Porównując modele dotyczące handlu oraz przetwórstwa przemysłowego, można stwierdzić, że częstość doboru poszczególnych wskaźników finansowych dla spółek z tych branż gospodarki była bardzo podobna.

Częstość doboru poszczególnych wskaźników finansowych oraz postać modeli dotyczących poszczególnych sektorów świadczą o tym, że determinanty upadłości spółek akcyjnych w Polsce są inne w wypadku każdej z branż gospodarki. Zasadne jest zatem kontynuowanie badań związanych z konstruowaniem modeli do prognozowania upadłości z uwzględnieniem branż.

## 7. Podsumowanie

Przedstawione w artykule wyniki analizy dowodzą, że modele odnoszące się do poszczególnych branż nie charakteryzują się przeciętnie niższą wartością błędu predykcji, a tym samym większą zdolnością prognostyczną, niż modele ogólne. Tylko w wypadku przetwórstwa przemysłowego błąd predykcji modelu dotyczą-



cego tej branży był mniejszy od tego uzyskanego w wyniku zastosowania modelu ogólnego.

Dodatkowym celem przeprowadzenia badania było ustalenie determinant upadłości spółek akcyjnych w analizowanych branżach gospodarki. Wzięto pod uwagę zarówno postać modeli skonstruowanych dla poszczególnych branż, jak i zmienne użyte w modelach wykorzystanych do oszacowania wartości ich prawdziwych błędów predykcji. Na tej podstawie stwierdzono, że determinanty upadłości spółek akcyjnych w Polsce są różne w poszczególnych branżach gospodarki. Konstruowanie modeli do prognozowania upadłości z uwzględnieniem branży przedsiębiorstwa jest zatem zasadne, choć nie zawsze prowadzi do uzyskania modeli o istotnie większej zdolności predykcyjnej.

Na wyniki uzyskane w przedstawionym w artykule badaniu mogło wpłynąć to, że analizowane spółki akcyjne, nawet jeśli zostały zaliczone do jednej branży gospodarki, często prowadziły bardzo zróżnicowaną działalność (odpowiadającą różnym działom w klasyfikacji PKD). W ramach dalszych badań warto powtórzyć analizę, uwzględniając przedsiębiorstwa prowadzące bardziej jednorodną działalność gospodarczą zamiast brania pod uwagę spółek o takiej samej formie prawnej.

Opisane w pracy badania można również rozszerzyć, stosując inną metodykę przeprowadzania analizy. Warto przede wszystkim wykorzystać inne metody prognozowania upadłości przedsiębiorstw, np. popularne ostatnio metody zaliczane do miękkich technik obliczeniowych.

## Literatura

- Altman E.I. [1983], *Corporate Financial Distress: A Complete Guide to Predicting, Avoiding, and Dealing with Bankruptcy*, Wiley, New York.
- Braga-Neto U.M., Dougherty E.R. [2004], *Is Cross-validation Valid for Small-sample Microarray Classification?*, „Bioinformatics”, vol. 20, nr 3, <https://doi.org/10.1093/bioinformatics/btg419>.
- Efron B. [1983], *Estimating the Error Rate of a Prediction Rule: Improvement on Cross-validation*, „Journal of the American Statistical Association”, vol. 78, nr 382, <https://doi.org/10.1080/01621459.1983.10477973>.
- Efron B., Tibshirani R. [1997], *Improvements on Cross-validation: The 632+ Bootstrap Method*, „Journal of the American Statistical Association”, vol. 92, nr 438, <https://doi.org/10.1080/01621459.1997.10474007>.
- Grzegorzewska E. [2011], *Zagrożenie upadłością a cykl życia przedsiębiorstw rolniczych* [w:] *Cykle życia i bankructwa przedsiębiorstw*, red. E. Mączyńska, Oficyna Wydawnicza Szkoły Głównej Handlowej w Warszawie, Warszawa.
- Hadasik D. [1998], *Upadłość przedsiębiorstw w Polsce i metody jej prognozowania*, Wydawnictwo Akademii Ekonomicznej w Poznaniu, Poznań.
- Hand D.J. [1981], *Discrimination and Classification*, Wiley, Chichester.

- Herman S. [2016], *Analiza porównawcza wybranych metod szacowania błędu predykcji klasyfikatora*, „Przegląd Statystyczny”, t. 63, z. 4.
- Herman S. [2017], *Industry Specifics of Joint-stock Companies in Poland and Their Bankruptcy Prediction* [w:] *The 11th Professor Aleksander Zelias International Conference on Modelling and Forecasting of Socio-economic Phenomena. Conference Proceedings*, red. M. Papież, S. Śmiech, Foundation of the Cracow University of Economics, Cracow.
- Hołda A. [2006], *Zasada kontynuacji działalności i prognozowanie upadłości w polskich realiach gospodarczych*, Wydawnictwo Akademii Ekonomicznej w Krakowie, Kraków.
- Hołda A. [2009], *Wykorzystanie drzew decyzyjnych w prognozowaniu upadłości przedsiębiorstw w branży budowlanej*, „Zeszyty Naukowe Uniwersytetu Ekonomicznego w Krakowie”, nr 796.
- Juszczyk S. [2010], *Prognozowanie upadłości przedsiębiorstw*, „Ekonomista”, nr 5.
- Juszczyk S., Balina R. [2014], *Prognozowanie zagrożenia bankructwem przedsiębiorstw w wybranych branżach*, „Ekonomista”, nr 1.
- Kim J. [2009], *Estimating Classification Error Rate: Repeated Cross-validation, Repeated Hold-out and Bootstrap*, „Computational Statistics & Data Analysis”, vol. 53, nr 11, <https://doi.org/10.1016/j.csda.2009.04.009>.
- Kitowski J. [2012], *Sposoby ujmowania kryterium specyfiki branżowej w metodach oceny kondycji finansowej przedsiębiorstwa*, „Zarządzanie i Finanse”, t. 10, nr 4, cz. 1.
- Korol T. [2005], *Wykorzystanie sieci jednokierunkowej wielowarstwowej oraz sieci rekurencyjnej w prognozowaniu upadłości przedsiębiorstw* [w:] *Zagrożenie upadłością*, red. K. Kuciński, E. Mączyńska, Materiały i Prace Instytutu Funkcjonowania Gospodarki Narodowej, t. 93, Szkoła Główna Handlowa w Warszawie, Warszawa.
- Molinaro A.M., Simon R., Pfeiffer R.M. [2005], *Prediction Error Estimation: A Comparison of Resampling Methods*, „Bioinformatics”, vol. 21, nr 15, <https://doi.org/10.1093/bioinformatics/bti499>.
- Pawełek B., Grochowina D. [2017], *Podejście wielomodelowe w prognozowaniu zagrożenia przedsiębiorstw upadłością w Polsce*, „Prace Naukowe Uniwersytetu Ekonomicznego we Wrocławiu”, nr 468, <https://doi.org/10.15611/pn.2017.468.17>.
- Pociecha J., Baryła M., Pawełek B. [2015], *Porównanie skuteczności klasyfikacyjnej wybranych metod prognozowania bankructwa przedsiębiorstw przy losowym i nielosowym doborze prób*, „Prace Naukowe Uniwersytetu Ekonomicznego we Wrocławiu”, nr 384, <https://doi.org/10.15611/pn.2015.384.25>.
- Potoczna M., Wiśniewska O. [2013], *Zastosowanie analizy dyskryminacyjnej oraz modelu logitowego do prognozowania upadłości polskich przedsiębiorstw* [w:] *Metody i techniki diagnostyczne w doskonaleniu organizacji*, red. S. Wawak, Mfiles.pl, Kraków.
- Prusak B. [2011], *Zalety i ograniczenia modeli prognozowania zagrożenia przedsiębiorstw upadłością* [w:] *Ekonomia i prawo upadłości przedsiębiorstw. Zarządzanie przedsiębiorstwem w kryzysie*, red. S. Morawska, Oficyna Wydawnicza Szkoły Głównej Handlowej w Warszawie, Warszawa.
- Ripley B.D. [1996], *Pattern Recognition and Neural Networks*, Cambridge University Press, Cambridge.
- Rybicki P. [2002], *Ocena ryzyka upadku przedsiębiorstwa*, „Manager”, nr 7.
- Wehberg S., Schumacher M. [2004], *A Comparison of Nonparametric Error Rate Estimation Methods in Classification Problems*, „Biometrical Journal”, vol. 46, nr 1, <https://doi.org/10.1002/bimj.200410011>.

## **Predicting Bankruptcy and the Industry Specifics of Joint-stock Companies in Poland**

Bankruptcy is a characteristic of every developed market economy. Numerous attempts have been made to predict it. One way this has been done in research is by building models which are based on the characteristics of the industry companies operate in. Due to the difficulty of gathering a large enough research sample, Polish researchers rarely try to build models for certain industries. This article reviews the empirical research related to this issue. The first aim of empirical research is to compare prediction errors of both industry and general models. The second was to define the determinants of joint-stock company bankruptcy in particular industries. Empirical studies were conducted on 180 joint-stock companies in the Polish capital market. Calculations were performed using the bootstrapping method and multivariate discriminant analysis.

**Keywords:** bankruptcy, predicting, discriminant analysis, industry specifics.