

Łukasz POSTEK*

 0000-0003-3685-5310

Michał THOR**

 0000-0002-7801-0765

Modele predykcji bankructwa i ich zastosowanie dla rynku NewConnect

Streszczenie: Niniejsza praca podejmuje problematykę modelowania bankructwa spółek notowanych na rynku NewConnect. Dokonano przeglądu prac empirycznych związanych z predykcją upadłości przedsiębiorstw w Polsce i za pomocą regresji logistycznej zbudowano modele przewidujące bankructwa spółek notowanych na rynku NewConnect w rocznym horyzoncie czasowym. Brak odporności uzyskanych oszacowań podaje w wątpliwość istnienie stabilnej i monotonicznej relacji pomiędzy wskaźnikami finansowymi a prawdopodobieństwem bankructwa na NewConnect. Równocześnie zarówno oszacowane modele, jak i najpopularniejsze polskie modele predykcji bankructwa cechują się brakiem zdolności prognostycznych *out-of-sample*. Mimo to modele predykcji bankructwa okazują się być potencjalnie przydatne w wyborze celów inwestycyjnych i ustaleniu wag poszczególnych akcji w portfelu inwestycyjnym – portfele skonstruowane na podstawie modeli oszacowanych w niniejszej pracy oraz najpopularniejsze polskie modele predykcji bankructwa cechują się wyższą stopą zwrotu niż portfel z równymi wagami dla wszystkich spółek.

Słowa kluczowe: prognozowanie bankructwa, logit, NewConnect, portfel akcyjny

Kody klasyfikacji JEL: G33, G11

Artykuł złożony 29 lipca 2019 r., w wersji poprawionej nadesłany 10 stycznia 2020 r.,
zaakceptowany 15 stycznia 2020 r.

* Katedra Statystyki i Ekonometrii, Wydział Nauk Ekonomicznych UW, Polska, e-mail: lpostek@wne.uw.edu.pl

** Wydział Nauk Ekonomicznych UW, Polska, e-mail: michal.thor5@gmail.com

Default Prediction Models and Their Application to Poland's NewConnect Market

Abstract: This paper deals with modeling the default of enterprises listed on Poland's NewConnect market. The study covers an overview of the empirical literature on default prediction in Poland and proposes logit models to predict the default of enterprises listed on the NewConnect market over a one-year horizon. The lack of robustness of the estimates suggests there is no stable or monotonic relation between the financial indicators and default probability on the NewConnect market. Moreover, the models estimated in the study as well as those proposed in the literature suffer from a lack of out-of-sample predictive capabilities. Despite this, default prediction models seem to be potentially useful in the selection of stocks and in weighing them in the investment portfolio. Portfolios constructed on the basis of default prediction models, both those estimated in this paper and those proposed in the literature, are more profitable than a market portfolio with equal weights in each stock.

Keywords: logit, investment portfolio, default prediction, NewConnect market

JEL classification codes: G33, G11

Article submitted July 29, 2019, revision received January 10, 2020,
accepted for publication January 15, 2020.

Wprowadzenie

Inwestycje w instrumenty finansowe powiązane z działalnością przedsiębiorstwa wiążą się nieodłącznie z ryzykiem upadłości podmiotu, którego instrumenty finansowe dotyczą. Ryzyko to jest szczególnie wysokie w przypadku inwestycji akcyjnych na rynkach nieregulowanych, gdzie wymogi informacyjne ciążące na emitentach oraz bariery wejścia na rynek są niższe niż na rynkach regulowanych. Częstą intencją organów założycielskich jest, aby na rynku nieregulowanym notowane były przede wszystkim relatywnie młode, dynamiczne i nowoczesne przedsiębiorstwa z sektora MSP, a więc przedsiębiorstwa o odmiennej specyfice niż te notowane na rynku głównym¹. Równocześnie niższe standardy informacyjne sprawiają, że asymetria informacji między emitentem a inwestorem na rynku nieregulowanym jest niwelowana w mniejszym stopniu niż na rynku regulowanym.

Specyfika rynków nieregulowanych pozwala przypuszczać, że modele predykcji bankructwa opracowane dla ogółu przedsiębiorstw lub przedsiębiorstw, których akcje notowane są na rynkach regulowanych, mogą być nieadekwatne w przypadku bezpośredniej aplikacji dla przedsiębiorstw notowanych na rynkach nieregulowanych. Wedle wiedzy autorów zagadnienie to nie było dotąd przedmiotem analizy w literaturze przedmiotu.

Niniejsza praca wypełnia zidentyfikowaną lukę badawczą, skupiając się na polskim rynku nieregulowanym obrotu akcjami, jakim jest NewConnect.

¹ Por. np. <https://newconnect.pl/o-rynku>

Praca realizuje trzy cele badawcze. Pierwszym jest budowa modelu predykcji bankructwa na podstawie wskaźników finansowych wśród spółek notowanych na rynku NewConnect. Celem drugim – weryfikacja różnic pomiędzy opracowanym modelem a funkcjonującymi w literaturze przedmiotu modelami predykcji bankructwa polskich przedsiębiorstw. W szczególności praca weryfikuje, czy zmienne uznawane w literaturze przedmiotu jako skuteczne predyktory bankructwa są istotne statystycznie również w przypadku modeli szacowanych dla rynku NewConnect, a ponadto, czy znaki uzyskanych oszacowań są spójne. Trzecim celem pracy jest weryfikacja możliwości wykorzystania modeli predykcji bankructwa w konstrukcji portfela inwestycyjnego składającego się z akcji notowanych na rynku NewConnect. Uzyskane oszacowania prawdopodobieństw bankructwa mogą być bowiem potencjalnie przydatne zarówno w selekcji akcji do portfela, jak i nadaniu im odpowiednich wag.

Struktura pracy jest następująca. W części pierwszej dokonano syntetycznego przeglądu literatury. W części drugiej i trzeciej przedstawiono odpowiednio dane i metodykę badawczą, a w części czwartej zaprezentowano wyniki oszacowanych modeli i zestawiono je z wynikami z literatury przedmiotu. Część piątą poświęcono wykorzystaniu uzyskanych oszacowań do celów inwestycyjnych, porównując użyteczność wyników uzyskanych w niniejszej pracy z użytecznością wyników najpopularniejszych polskich modeli predykcji bankructwa. Pracę zamykają wnioski.

Przegląd literatury

Prognozowanie bankructwa ma w literaturze ekonomicznej długie tradycje, sięgające co najmniej początków XX w., a wzrost zainteresowania tym zagadnieniem nastąpił w szczególności w latach 20. i 30. XX w., kiedy to kryzys na Wall Street doprowadził do załamania gospodarki i masowych upadłości przedsiębiorstw [Mączyńska, Zawadzki, 2006]. Przełomem dla rozwoju metod wczesnej predykcji bankructw była zwłaszcza praca Altmana [1968] wykorzystująca analizę dyskryminacyjną². W latach 70. i 80. XX w. popularność zyskały modele logitowe i probitowe, których często cytowanymi reprezentantami są prace Ohlsona [1980] i Zmijewskiego [1984]. Praca Shumwaya [2001] rozpowszechniła natomiast w literaturze modele przeżywalności i długości trwania.

Począwszy od lat 80. XX w. – równoległe do rozwoju tradycyjnych metod statystyczno-ekonometrycznych – popularność zyskują również metody uczenia maszynowego. Początkowo były to przede wszystkim relatywnie mało wymagające obliczeniowo drzewa decyzyjne [np. Frydman i in., 1985], później zaś sieci neuronowe i algorytmy genetyczne [np. Back, Laitinen, Sere, 1996]. W ostatnich latach coraz częściej stosuje się natomiast bardziej wyma-

² W polskiej literaturze szerzej o wykorzystaniu analizy dyskryminacyjnej jako metody predykcji bankructwa piszą np. Balina i Bąk [2016].

gające obliczeniowo modyfikacje wymienionych metod (por. np. Zięba, Tomczak i Tomczak [2016] oraz Wyrobek i Kluza [2019] w przypadku drzew decyzyjnych wzmocnionych gradientowo) oraz m.in. maszyny wektorów nośnych i sieci bayesowskie [por. np. Wagle, Yang, Benslimane, 2017]. Zdaniem Pocięchy i in. [2014] podstawowymi narzędziami predykcji bankructwa wciąż pozostają jednak analiza dyskryminacyjna, modele logitowe, sieci neuronowe i drzewa klasyfikacyjne, a nowsze rozwiązania nie przyniosły dotychczas lepszych rezultatów w predykcji bankructwa przedsiębiorstw.

Rozwojowi metod i technik prognozowania bankructwa nie towarzyszyła równoległa konwergencja wyników uzyskiwanych w przypadku prób przedsiębiorstw o różnej specyfice (np. branżowej lub prawnej) czy pochodzących z różnych okresów i gospodarek³. W szczególności zagraniczne modele prognozowania bankructwa nie znalazły skutecznego zastosowania w przypadku polskich przedsiębiorstw, głównie ze względu na dynamiczne zmiany polityczne i gospodarcze występujące w Polsce w okresie transformacji gospodarczej [Ptak-Chmielewska, 2014]. W świetle przeglądu literatury Pocięchy i in. [2014] wskaźniki finansowe stosowane w badaniach zagranicznych (m.in. w pracy Altmana [1968]) nie są skutecznymi predyktorami bankructwa polskich przedsiębiorstw. W odpowiedzi na niedostatki modeli zagranicznych opracowano liczne modele mające służyć predykcji bankructwa polskich przedsiębiorstw. W literaturze najczęściej wymienia się zwłaszcza prace Gajdki i Stosa [1996], Wierzby [2000], Hołdy [2001], Gruszczyńskiego [2003], Hamroła, Czajki i Piechockiego [2004], Prusaka [2005] oraz Mączyńskiej i Zawadzkiego [2006]. Porównanie tych prac w formie tabelarycznej zaprezentowano w Załączniku 1.

Wspólną cechą najpopularniejszych polskich modeli predykcji bankructwa jest m.in. wykorzystanie prób liczących mniej niż 150 obserwacji, gdzie liczby bankrutów i niebankrutów są do siebie zbliżone. Zbilansowanie liczby bankrutów i niebankrutów w próbie wymaga wyselekcjonowania relatywnie mało liczebnej podpróby niebankrutów z całej dostępnej próby lub populacji przedsiębiorstw. Zmijewski [1984] oraz Skogsvik i Skogsvik [2013] wskazują, że jeśli mechanizm ten jest losowy, to konsekwencją jest m.in. obciążenie estymatorów, ale ogólna jakość klasyfikacji nie jest zaburzona. Standardową praktyką stosowaną w przypadku zbilansowania liczby bankrutów i niebankrutów nie jest jednak selekcja czysto losowa, ale selekcja polegająca na wyborze jako niebankrutów przedsiębiorstw o charakterystyce (np. branżowej) zbliżonej do upadłych przedsiębiorstw. Można więc przypuszczać, że wartości oszacowań oraz trafność prognoz w przywołanych modelach bankructwa są w pewnej mierze specyficzne dla prób, na których przeprowadzano estymacje. W konsekwencji możliwość bezpośredniej aplikacji omawianych modeli do współczesnej próby lub populacji przedsiębiorstw o odmiennej specyfice może być ograniczona (por. np. Rutkowska [2006] i Pocięcha i in. [2014]). W szczegól-

³ Warto zauważyć, że pierwotny model Altmana [1968] był później wielokrotnie modyfikowany m.in. przez samego autora [por. Altman, 2000].

ności specyfika rynku NewConnect i profil ryzyka spółek na nim notowanych pozwalają przypuszczać, że skuteczność omawianych predykcji modeli bankructwa zastosowanych bezpośrednio dla tej populacji może być dużo niższa, niż gdyby modele zostały zoptymalizowane pod jej kątem. Wedle wiedzy autorów taki model nie został dotąd opracowany w literaturze przedmiotu, co uzasadnia próby podjęte w kolejnych częściach niniejszej pracy.

Dane

Zbiór danych wykorzystanych w niniejszej pracy obejmuje roczne sprawozdania finansowe spółek notowanych na rynku NewConnect na koniec lat 2014–2016⁴ według jego oficjalnych statystyk⁵. W pierwotnej bazie danych znajdowały się sprawozdania sporządzone zgodnie z trzema różnymi standardami. Około 87% sprawozdań zostało sporządzonych zgodnie z PSR (Polski Standard Rachunkowości), 13% – z MSSF (Międzynarodowy Standard Sprawozdawczości Finansowej), a cztery sprawozdania (poniżej 0,5%) – z innym standardem rachunkowości. W celu uniknięcia poważnych błędów przy interpretacji niektórych pozycji sprawozdania finansowego zdecydowano się wykorzystać do budowy modelu jedynie sprawozdania zgodne ze standardami PSR i MSSF. W dalszej analizie wprowadzono również zmienną jakościową, która określa, zgodnie z jakim standardem sprawozdawczości są przygotowane dane. Liczba sprawozdań finansowych uwzględnionych w badaniu wyniosła 410 w przypadku danych za 2014 r. i 406 w przypadku danych za 2015 r. Szczegółową listę spółek, których sprawozdania finansowe zostały uwzględnione w badaniu, przedstawiono w Załączniku 2.

Zgodnie z podejściem stosowanym w literaturze (por. np. Wu, Gaunt, Grey [2010]) spółka była definiowana w danym roku jako bankrut, jeśli nie udostępniła za dany rok sprawozdania finansowego (wymaganego Regulaminem Alternatywnego Systemu Obrotu)⁶. Nieudostępnienie rocznego sprawozdania finansowego może być zarówno skutkiem, jak i przyczyną wycofania spółki z obrotu rynkowego (tzw. delistingu). Wycofanie spółki z obrotu (np. wskutek postawienia w stan upadłości likwidacyjnej) sprawia, że regulaminowy wymóg udostępnienia rocznego sprawozdania finansowego staje się bezprzedmiotowy. Nieudostępnienie sprawozdania finansowego przez przedsiębiorstwo, które jest notowane na rynku, prowadzi natomiast do rozpoczęcia procedury zmierzającej ostatecznie do wycofania spółki z obrotu. Liczba tak zdefinio-

⁴ Dane za 2016 r. zostały wykorzystane jedynie do identyfikacji bankructw przedsiębiorstw oraz obliczenia stóp rocznych zwrotu z inwestycji w akcje spółek notowanych na rynku NewConnect (dokonanych w 2015 r.).

⁵ Arkusz „stopy” z plików: https://newconnect.pl/pub/NEWCONNECT/statystyki/statystyki_roczne/2014_NC.xls, https://newconnect.pl/pub/NEWCONNECT/statystyki/statystyki_roczne/2015_NC.xls oraz https://newconnect.pl/pub/NEWCONNECT/statystyki/statystyki_roczne/2016_NC.xls

⁶ Spółka nie była klasyfikowana jako bankrut, jeśli nieudostępnienie sprawozdania wynikało ze zmiany rynku notowań na rynek główny GPW.

wanych bankructw wyniosła 19 zarówno w przypadku danych z przełomów lat 2014/2015, jak i 2015/2016.

Zastosowana w niniejszej pracy definicja bankructwa ma charakter zero-jedynkowy (1 – bankrut; 0 – niebankrut), opiera się na przesłankach inwestycyjno-prawnych i koresponduje z zakresem i celami pracy. Inwestor na rynku NewConnect zainteresowany jest ciągłością notowań spółki oraz publikowaniem przez nią wymaganych sprawozdań finansowych, ponieważ wycofanie spółki z obrotu rynkowego wiąże się zwykle z poniesieniem przez niego dotkliwych strat finansowych. Alternatywne definicje bankructwa oparte na krytycznych wartościach wskaźników ekonomiczno-finansowych lub przesłankach sądowych (np. decyzja sądowa o upadłości lub wypisanie z rejestrów) stosuje się w literaturze przedmiotu zwykle w odniesieniu do przedsiębiorstw, spośród których nie wszystkie są notowane na rynku⁷.

Do analizy wykorzystano 45 pozycji rocznego sprawozdania finansowego, poddanych odpowiednim przekształceniom w celu utworzenia wskaźników analizy finansowej rozważanych w literaturze przedmiotu jako potencjalne determinanty bankructwa. W pierwszym kroku utworzono 60 wskaźników, w drugim zaś – ze względu na bardzo silną współliniowość pomiędzy niektórymi wskaźnikami uniemożliwiającą efektywne przeprowadzenie estymacji – listę ograniczono do 51 pozycji. Pełną listę zmiennych przedstawiono w Załączniku 3.

Metodyka badawcza

Przedstawione w Załączniku 1 polskie modele predykcji bankructwa opierają się na modelu logitowym [Gruszczyński, 2003] lub na analizie dyskryminacyjnej (pozostałe przypadki)⁸. Z perspektywy statystyczno-ekonometrycznej model logitowy może być jednak postrzegany jako szczególne narzędzie analizy dyskryminacyjnej, w którym liniowa funkcja dyskryminacyjna jest wzajemnie jednoznacznie przekształcana przez dystrybuantę rozkładu logistycznego w prawdopodobieństwo, a ostateczna klasyfikacja odbywa się na podstawie tzw. prawdopodobieństwa odcięcia (*cutoff*). W kontekście niniejszej pracy istotną przewagą modelu logitowego jest właśnie możliwość oszacowania indywidualnych prawdopodobieństw bankructwa analizowanych przedsiębiorstw, bowiem te mogą zostać wykorzystane przez inwestora giełdowego np. do ustalenia wag akcji w portfelu inwestycyjnym. Stąd modele szacowane w niniejszej pracy są modelami logitowymi⁹.

⁷ W polskiej literaturze szerzej o problemie definiowania bankructwa piszą np. Balina i Bąk [2016].

⁸ Szerzej o statystycznych metodach klasyfikacyjnych – ze szczególnym uwzględnieniem sieci neuronowych – pisze np. Witkowska [2002].

⁹ Zastosowanie modeli przeżywalności i długości trwania lub metod uczenia maszynowego utrudniłoby porównywalność tak uzyskanych wyników z wynikami przytoczonych polskich modeli predykcji bankructwa.

Podobnie jak w wielu pracach poświęconych predykcji bankructwa modele zbudowane w niniejszej pracy – uwzględniając moment publikacji danych – prognozują bankructwo w horyzoncie jednego roku¹⁰. Wybór ten można z perspektywy inwestora na rynku NewConnect uznać za naturalny, ponieważ z co najmniej taką częstotliwością powinny być publikowane sprawozdania finansowe, na podstawie których można aktualizować portfel inwestycyjny.

Modele oszacowano na danych za 2014 r., dzięki czemu możliwe było nie tylko późniejsze zweryfikowanie faktycznych zdolności predykcyjnych (*out-of-sample*) na podstawie danych finansowych za 2015 r. i informacji o ewentualnym bankructwie w 2016 r., ale również zaproponowanie i zweryfikowanie opłacalności prostych reguł inwestycyjnych opartych na oszacowaniach modelu. Modele szacowano na populacji przedsiębiorstw z rynku NewConnect¹¹, bez bilansowania liczby bankrutów i niebankrutów, dzięki czemu uniknięto wprowadzenia do modelu obciążeń związanych z problemem selekcji do próby (por. np. Zmijewski [1984]; Skogsvik i Skogsvik [2013]). Estymacja modeli na pełnej populacji koresponduje również z wykorzystaniem uzyskanych oszacowań w celach inwestycyjnych na rynku NewConnect.

Jakkolwiek estymator MNW modelu logitowego jest zgodny i asymptotycznie nieobciążony, w małej próbie cechuje się obciążeniem, którego skala zależy od liczebności mniej licznej kategorii. Stąd jako alternatywę dla estymatora MNW zastosowano również estymator Firtha [1993], który redukuje obciążenie estymatora MNW w małej próbie.

W pierwszym kroku metodą największej wiarygodności oszacowano model ogólny zawierający wszystkie 51 zmiennych objaśniających, a następnie – wykorzystując metodę od ogólnego do szczegółowego i test LR przy 5-procentowym poziomie istotności – model upraszczano, pozostawiając w nim 20, 10 oraz 5 najbardziej istotnych statystycznie zmiennych¹². Modele z 20, 10 oraz 5 najbardziej istotnymi statystycznie zmiennymi według opisanej procedury oszacowano również estymatorem Firtha [1993]¹³ wg implementacji Coveneya [2015].

Ponieważ uwzględnione w procesie modelowania zmienne wejściowe cechowały się w niektórych przypadkach bardzo wysoką wariancją i występowaniem obserwacji wysoce odstających, opisaną procedurę powtórzono również dla zmiennych wejściowych poddanych tzw. winsoryzacji (*winsorization*) na poziomie 5. i 95. percentyla¹⁴.

¹⁰ Dane za rok t publikowane są w pierwszej połowie roku $t + 1$; a w pierwszej połowie roku $t + 2$ przedsiębiorstwo jest klasyfikowane jako bankrut lub jako niebankrut.

¹¹ Z zastrzeżeniem, że pod uwagę wzięto jedynie przedsiębiorstwa sprawozdające się według PSR lub MSSF.

¹² Analogiczne wyniki w sensie jakościowym otrzymano dla modelu z 15 najbardziej istotnymi zmiennymi.

¹³ W przypadku modelu ogólnego opartego na wszystkich zmiennych objaśniających występowały problemy numeryczne związane z brakiem konwergencji algorytmów optymalizacyjnych.

¹⁴ Winsoryzacja na poziomie 5. i 95. percentyla polega na zastąpieniu wartości poniżej 5. percentyla wartością 5. percentyla, a wartości powyżej 95. percentyla – wartością 95. percentyla.

Wyniki estymacji i jakość predykcji modeli

W świetle przeprowadzonych estymacji (por. tabela 1) jedyną zmienną istotną w większości oszacowanych modeli – spośród zmiennych występujących w cytowanych polskich modelach predykcji bankructwa – jest relacja kosztów operacyjnych do zobowiązań krótkoterminowych, ale kierunek powiązania z prawdopodobieństwem bankructwa jest przeciwny, niż sugeruje to literatura przedmiotu. W przypadku pozostałych zmiennych objaśniających różnice w istotności zmiennych występują zarówno w zależności od zastosowanej techniki estymacji, jak i winsoryzacji zmiennych wejściowych.

Tabela 1. Relacja z prawdopodobieństwem bankructwa – zmienne występujące w polskich modelach predykcji bankructwa (pierwszy wiersz komórki – model bez winsoryzacji zmiennych; drugi wiersz komórki – model z winsoryzacją zmiennych)

	Objaśnienie	wg literatury ^{a)}	Relacja z prawdopodobieństwem bankructwa							
			estymator MNW				estymator Firtha (1993)			
			ogólny	20 z.	10 z.	5 z.	20 z.	10 z.	5 z.	
x_1	aktywa obrotowe / zobowiązania krótkoterminowe	- (4)								
x_2	wynik finansowy netto / aktywa ogółem	- (3)	--	-			-			
x_3	(zobowiązania krótkoterminowe / koszty sprzed. produktów) - 360	- (2)	-		--			-		
x_4	zobowiązania ogółem / aktywa ogółem*	+ (4)								
x_5	przychody ogółem / aktywa ogółem	- (1)	-							
x_6	sprzedaż netto / aktywa ogółem	+ (1)								
x_7	zysk brutto / przychody ze sprzedaży	- (2)								
x_8	(aktywa obrotowe - zapasy) / zobowiązania krótkoterminowe	- (1)								
x_9	kapitał / aktywa ogółem	- (1)	++ +	+ +	+		+			
x_{11}	zysk operacyjny / aktywa ogółem**	- (3)		--	--					
x_{13}	(zysk netto + deprecjacja) / zobowiązania ogółem	- (1)	++							
x_{14}	koszty operacyjne / zobowiązania krótkoterminowe	- (1)	+	+++	++	++	+++ ++	+++	+++	+++
x_{15}	zysk operacyjny / przychody ze sprzedaży***	- (3)								
x_{18}	kapitał obrotowy / aktywa ogółem	- (1)								
x_{19}	zapasy / przychody ze sprzedaży	+ (1)								

^{a)} Spośród prac Gajdki i Stosa [1996], Wierzbę [2000], Hołdy [2001], Gruszczyńskiego [2003], Hamrola, Czajki i Piechockiego [2004], Prusaka [2005] oraz Mączyńskiej i Zawadzkiego [2006]; w nawiasie liczba prac wskazująca na dany kierunek relacji

* Alternatywnie w niektórych pracach: kapitał własny / aktywa ogółem (przeciwny kierunek relacji)

** Alternatywnie w niektórych pracach: (zysk operacyjny - deprecjacja) / aktywa ogółem

*** Alternatywnie w niektórych pracach: zysk ze sprzedaży / przychody ze sprzedaży lub (zysk operacyjny – deprecjacja) / przychody ze sprzedaży
 + + +, + +, + oznaczają dodatnią relację istotną statystycznie na odpowiednio 1%, 5% i 10% poziomie istotności
 ---, --, - oznaczają ujemną relację istotną statystycznie na odpowiednio 1%, 5% i 10% poziomie istotności

Źródło: opracowanie własne.

Również w przypadku zmiennych, które nie występują w cytowanych polskich modelach bankructwa, uzyskane oszacowania (por. tabela 2) cechują się niską odpornością ze względu na winsoryzację zmiennych i technikę estymacji. Wyjątek w tym zakresie stanowią wskaźnik zysku na akcję (ujemna relacja z prawdopodobieństwem bankructwa) oraz zmienna kodująca standard rachunkowości stosowany w przedsiębiorstwie – według wyników estymacji przedsiębiorstwa stosujące PSR cechują się niższym prawdopodobieństwem bankructwa niż przedsiębiorstwa stosujące MSSF.

Tabela 2. Relacja z prawdopodobieństwem bankructwa – zmienne niewystępujące w polskich modelach predykcji bankructwa (pierwszy wiersz komórki – model bez winsoryzacji zmiennych; drugi wiersz komórki – model z winsoryzacją zmiennych)

	Objaśnienie	Relacja z prawdopodobieństwem bankructwa						
		estymator MNW				estymator Firtha [1993]		
		ogólny	20 z.	10 z.	5 z.	20 z.	10 z.	5 z.
x_{20}	zysk na akcję	- --	---	---	---	-- ---	---	---
x_{22}	rotacja należności		+++	++	+	+++	++	++
x_{25}	wskaźnik zabezpieczenia długu	++	++	++		++	++	
x_{27}	(środki pieniężne + przepływy finans. – zobow. krótkoterm.) / (koszty dział. operac. – deprecjacja)	+ -						
x_{28}	zyski zatrzymane / aktywa ogółem	++ +	+ ++	+		++		
x_{33}	(zysk netto + deprecjacja) / zysk ze sprzedaży					-		
x_{34}	zobowiązania ogółem / (zysk netto + deprecjacja)	-						
x_{35}	zysk netto / zysk ze sprzedaży		---	---	--	+ ---	---	--
x_{36}	ln (aktywa ogółem)	++						
x_{37}	(zobowiązania ogółem – środki pieniężne) / zysk ze sprzedaży	-	---	-		---	--	
x_{38}	rotacja należności / zysk ze sprzedaży	++	+	++	+	+++	+++	+++
x_{39}	EBITDA / zysk ze sprzedaży		-			++	-	
x_{40}	kapitał podstawowy / aktywa trwałe		-	--				
x_{41}	(koszty sprzedaży + koszty ogólnego zarządu + koszty działalności operacyjnej) / zysk ze sprzedaży	+						

	Objaśnienie	Relacja z prawdopodobieństwem bankructwa						
		estymator MNW			estymator Firtha [1993]			
		ogólny	20 z.	10 z.	5 z.	20 z.	10 z.	5 z.
x_{42}	wynagrodzenia / zysk netto	++ +	++ +			+		
x_{43}	usługi obce / zysk netto		-			--		
x_{45}	bilansowa zmiana stanu środków pieniężnych	--	--	--		- --	--	
x_{48}	zobowiązania długoterminowe / kapitał podstawowy		--	--		--	-	
x_{55}	ln (kapitał podstawowy)	--						
x_{57}	usługi obce / przychody ze sprzedaży	-	--	--		-	-	-
x_{58}	zobowiązania finansowe / aktywa obrotowe	+	+++	++		+++	+++	
x_{59}	czy standard PSR? (1 – tak, 0 – nie)	---	-- ---	-- ---	--	-- ---	-- ---	-- -
x_{60}	jeśli (zobowiązania > aktywa) to 1, jeśli nie to 0	++	+++	+++	+++	+++	+++	+++

+++, ++, + oznaczają dodatnią relację istotną statystycznie na odpowiednio 1%, 5% i 10% poziomie istotności

---, --, - oznaczają ujemną relację istotną statystycznie na odpowiednio 1%, 5% i 10% poziomie istotności

Źródło: opracowanie własne.

Wysoka wrażliwość wyników w analizowanych przekrojach, jak również nieoczywiste znaki uzyskanych oszacowań w przypadku niektórych zmiennych, podają w wątpliwość możliwość uogólniania otrzymanych wyników tak w odniesieniu do innych prób przekrojowych, jak i tej samej próby przekrojowej, ale w innym punkcie czasu. Tym samym niska stabilność oszacowań ogranicza potencjał prognostyczny oszacowanych modeli. W istocie, o ile oszacowane modele wnoszą pewną wartość dodaną w klasyfikacji przedsiębiorstw w ramach próby, na której przeprowadzono estymacje (dane finansowe za 2014 r., informacja o ewentualnym bankructwie w 2015 r.), o tyle ekstrapolacja na kolejny rok (dane finansowe za 2015 r., informacja o ewentualnym bankructwie w 2016 r.) wskazuje na brak jakichkolwiek zdolności prognostycznych oszacowanych modeli w obszarze klasyfikacji (por. tabela 3).

Analogicznym brakiem zdolności prognostycznych cechują się wcześniej omawiane najpopularniejsze polskie modele predykcji bankructwa, niezależnie od tego, czy opierano się na oryginalnych oszacowaniach parametrów, czy też nowych oszacowaniach parametrów uzyskanych z estymacji modeli logitowych na danych finansowych za 2014 r.¹⁵ Wyjątek w tym zakresie stanowią jedynie oszacowane ponownie modele Wierzby [2000] i Gruszczyńskiego

¹⁵ W przypadku oryginalnych oszacowań rzeczywiste dane zostały podstawione bezpośrednio do wzorów i reguł decyzyjnych zaproponowanych przez autorów modeli (por. tabela 6). W przypadku

[2003], które w przypadku danych poddanych winsoryzacji osiągnęły skorygowane R^2 liczebnościowe na poziomie odpowiednio 5% i 11%.

Tabela 3. Maksymalna* wartość skorygowanego R^2 liczebnościowego dla poszczególnych modeli w próbach *in-sample* i *out-of-sample* (w %)

	Bez winsoryzacji		Z winsoryzacją	
	<i>in-sample</i> (2014→2015)	<i>out-of-sample</i> (2015→2016)	<i>in-sample</i> (2014→2015)	<i>out-of-sample</i> (2015→2016)
<i>Modele szacowane w niniejszym artykule:</i>				
estymator MNW, model ogólny	53	0	63	0
estymator MNW, 20 zmiennych	32	0	47	0
estymator MNW, 10 zmiennych	26	0	26	0
estymator MNW, 5 zmiennych	16	0	5	0
estymator Firtha, 20 zmiennych	16	0	47	0
estymator Firtha, 10 zmiennych	11	0	32	0
estymator Firtha, 5 zmiennych	11	0	0	0
<i>Modele z literatury – oryginalne oszacowania:</i>				
Gajdka i Stos [1996]	0	0	0	0
Wierzba [2000]	0	0	0	0
Hołda [2001]	0	0	0	0
Gruszczyński [2003]	0	0	0	0
Hamrol i in. [2004]	0	0	0	0
Prusak [2005]	0	0	0	0
Mączyńska i Zawadzki [2006]	0	0	0	0
<i>Modele z literatury – nowe oszacowania:</i>				
Gajdka i Stos [1996]	0	0	0	0
Wierzba [2000]	0	0	0	5
Hołda [2001]	0	0	0	0
Gruszczyński [2003]	0	0	0	11
Hamrol i in. [2004]	0	0	0	0
Prusak [2005]	5	0	0	0
Mączyńska i Zawadzki [2006]	0	0	0	0

* Skorygowane R^2 liczebnościowe obliczono dla progów odcięcia (*cutoff*) od 0% do 100% z krokiem 0,1 p.p. W przypadku prac z literatury stosujących analizę dyskryminacyjną wartość funkcji dyskryminacyjnej przeliczono na miarę z przedziału [0%; 100%] z wykorzystaniem odwrotnego przekształcenia logitowego, które jest przekształceniem wzajemnie jednoznacznym.

Źródło: opracowanie własne.

estymacji modeli logitowych wskaźniki finansowe zaproponowane przez autorów modeli zostały potraktowane jako zmienne objaśniające, dla których uzyskano nowe oszacowania parametrów.

Wykorzystanie oszacowań modelu do celów inwestycyjnych

Bankructwo spółki dla inwestora giełdowego oznacza często utratę całości lub prawie całości zainwestowanych środków. Wynika to z faktu, że majątek upadłej spółki jest dzielony między akcjonariuszy dopiero po zakończeniu postępowania upadłościowego i zaspokojeniu wierzycieli. Straty mogą być szczególnie dotkliwe w przypadku spółek notowanych na rynku NewConnect, których działalność często opiera się na aktywach niematerialnych i trudno zbywalnych. Równocześnie sama informacja o prowadzeniu postępowania upadłościowego lub ryzyko złożenia przez wierzyciela wniosku o ogłoszenie upadłości mogą prowadzić do bardzo głębokiej przeceny akcji zagrożonej spółki i – ze względu na niską płynność rynku – faktycznego zahamowania obrotu nimi.

Jakkolwiek oszacowane modele cechują się brakiem faktycznych zdolności prognostycznych (*out-of-sample*) w obszarze klasyfikacji przedsiębiorstw na bankrutów i niebankrutów, uzyskane oszacowania prawdopodobieństw bankructwa mogą być potencjalnie przydatne dla inwestora w wyborze celów inwestycyjnych i ustaleniu wag poszczególnych akcji w portfelu. Podstawą takiego przypuszczenia jest występowanie na wielu rynkach akcyjnych negatywnej relacji pomiędzy oszacowanym prawdopodobieństwem bankructwa przedsiębiorstwa a zrealizowaną stopą zwrotu w jego akcje (por. np. Dichev [1998]; Campbell, Hilscher i Szilagyi [2008]; Aretz, Florackis i Kostakis [2017])¹⁶.

Aby zilustrować możliwość wykorzystania modeli predykcji bankructwa w tym obszarze, wykonano następującą symulację:

1. Na podstawie parametrów modeli oszacowanych na danych z 2014 r. obliczono implikowane prawdopodobieństwa przeżycia (niebankructwa) na danych z 2015 r.
2. Skonstruowano dwa warianty portfela inwestycyjnego z 2015 r., nadając akcjom poszczególnych przedsiębiorstw wagi równe prawdopodobieństwu przeżycia (niebankructwa) w rocznym horyzoncie (wagi liniowe) oraz wagi stanowiące kwadraty tych prawdopodobieństw (wagi kwadratowe obrazujące wyższą awersję do ryzyka).
3. Na podstawie danych z 2016 r. obliczono roczne stopy zwrotów z zaproponowanych portfeli inwestycyjnych, przyjmując, że strata z inwestycji w spółkę, która zbankrutowała i przestała być notowana, wynosi 90%¹⁷.

W celach porównawczych analogiczne obliczenia przeprowadzono dla polskich modeli predykcji bankructwa omawianych wcześniej w niniejszej pracy. Ponadto symulację powtórzono, eliminując z puli dostępnych akcji cztery przedsiębiorstwa, których stopa zwrotu przekraczała wartość dla 99. percen-

¹⁶ Zjawisko to jest zwykle nazywane *distress puzzle* lub *distress anomaly*, ponieważ zgodnie z klasyczną teorią finansów należy oczekiwać pozytywnej relacji pomiędzy ryzykiem systematycznym a oczekiwaną stopą zwrotu. Liczne prace wskazują jednak, że oszacowania prawdopodobieństw nie są dobrą miarą ryzyka systematycznego (np. Anginer, Yıldızhan [2018]), a zrealizowane stopy zwrotu – oczekiwanych stóp zwrotu (np. Ang [2012]; Chava i Purnanandam [2010]).

¹⁷ W przypadku spółek, które zmieniły rynek notowań na rynek główny GPW, przyjęto zasadę ciągłości notowań. Analogiczne w sensie jakościowym wyniki uzyskano jednak, usuwając akcje takich spółek z puli dostępnych akcji.

tyła rozkładu (stopy zwrotu były w tym przypadku bardzo wysokie i wynosiły 567%, 869%, 1097%, oraz 10 872%)¹⁸.

Tabela 4. Stopy zwrotu z portfela wszystkich akcji wykorzystującego wagi oparte na modelach predykcji bankructwa (w %) (na szaro zaznaczono stopy zwrotu poniżej stopy zwrotu z inwestycji w portfel z równym udziałem akcji wszystkich przedsiębiorstw)

	Populacja (średnia stopa zwrotu = 38,9)				Stopa zwrotu poniżej 99. percentyla rozkładu (średnia stopa zwrotu = 5,6)			
	bez winsoryzacji		z winsoryzacją		bez winsoryzacji		z winsoryzacją	
	wagi liniowe	wagi kwadratowe	wagi liniowe	wagi kwadratowe	wagi liniowe	wagi kwadratowe	wagi liniowe	wagi kwadratowe
<i>Modele szacowane w niniejszym artykule:</i>								
MNW, model ogólny	40,1	40,7	42,5	43,0	4,6	4,2	7,6	8,1
MNW, 20 zmiennych	40,5	41,0	39,9	40,8	5,3	5,0	5,1	5,1
MNW, 10 zmiennych	40,8	41,9	39,6	40,4	5,7	5,6	5,4	5,5
MNW, 5 zmiennych	39,3	39,7	39,5	40,0	5,7	5,7	5,9	6,0
Firth, 20 zmiennych	40,1	40,5	40,4	41,8	6,2	6,4	5,3	5,4
Firth, 10 zmiennych	39,7	40,3	39,9	40,8	5,8	5,8	5,6	5,7
Firth, 5 zmiennych	39,4	39,8	39,5	40,1	5,7	5,7	5,9	6,0
<i>Modele z literatury – oryginalne oszacowania*:</i>								
Gajdka i Stos [1996]	41,7	40,3	42,1	41,5	7,1	8,3	7,5	8,6
Wierzba [2000]	51,3	64,7	51,7	65,2	6,4	6,8	6,7	7,2
Hołda [2001]	43,8	49,2	44,0	49,4	6,3	7,3	6,7	7,5
Gruszczyński [2003]	118,0	135,6	119,9	139,2	16,1	16,4	16,4	16,7
Hamrol i in. [2004]	66,5	81,5	66,8	82,2	9,3	10,3	10,2	11,4
Prusak [2005]	36,6	25,6	37,6	27,4	8,0	8,2	8,1	8,6
Mączyńska i Zawadzki [2006]	11,5	11,5	12,2	11,5	8,4	8,9	8,7	8,9
<i>Modele z literatury – nowe oszacowania:</i>								
Gajdka i Stos [1996]	38,4	38,3	37,8	36,7	5,1	5,1	5,8	5,8
Wierzba [2000]	38,9	38,8	39,4	39,9	5,5	5,4	5,9	6,0
Hołda [2001]	39,0	39,2	38,3	37,8	5,5	5,4	5,8	5,9
Gruszczyński [2003]	38,9	38,8	39,6	40,3	5,6	5,6	6,1	6,3
Hamrol i in. [2004]	39,3	39,8	39,5	40,1	5,6	5,6	5,9	5,9
Prusak [2005]	38,7	38,7	36,1	33,6	5,2	5,1	5,8	5,7
Mączyńska i Zawadzki [2006]	38,5	38,4	38,2	37,4	5,1	5,0	5,8	5,9

* W przypadku prac z literatury stosujących analizę dyskryminacyjną wartość funkcji dyskryminacyjnej przeliczono na miarę z przedziału (0%; 100%) z wykorzystaniem odwrotnego przekształcenia logitowego, które jest przekształceniem wzajemnie jednoznaczny.

Źródło: opracowanie własne.

¹⁸ Analogiczne w sensie jakościowym wyniki uzyskano, gdy z puli dostępnych akcji wyeliminowano 20 przedsiębiorstw, których stopa zwrotu przekraczała wartość dla 95. percentyla rozkładu (tj. 167%).

W świetle wyników przeprowadzonej symulacji dla pełnej populacji zdecydowana większość modeli – zarówno oszacowanych w niniejszej pracy, jak i funkcjonujących w literaturze przedmiotu – pozwala na konstrukcję portfela inwestycyjnego, którego stopa zwrotu przekracza stopę zwrotu z inwestycji w portfel z równymi wagami dla wszystkich spółek. Wyjątek w tym zakresie stanowią modele Prusaka [2005] oraz Mączyńskiej i Zawadzkiego [2006]. Potencjalnie najwyższą przydatność w konstrukcji portfeli inwestycyjnych wykazują modele z literatury przedmiotu z oryginalnymi oszacowaniami. O ile bowiem potencjalne korzyści z zastosowania modeli oszacowanych w niniejszej pracy oraz ponownie oszacowanych modeli z literatury przedmiotu są ograniczone do maksymalnie kilku punktów procentowych, o tyle oryginalne modele Hamrola i in. [2004] i (w szczególności) Gruszczyńskiego [2003] mają w sobie dużo wyższy potencjał inwestycyjny.

Ograniczenie puli dostępnych akcji do tych akcji, których stopa zwrotu jest niższa niż wartość dla 99. percentyla rozkładu, drastycznie ogranicza zarówno stopę zwrotu z portfela o równych wagach, jak i stopę zwrotu osiąganą przez portfele wykorzystujące modele predykcji bankructwa. Ponownie jednak najwyższy potencjał inwestycyjny wykazują oryginalne modele z literatury przedmiotu, a w szczególności modele Hamrola i in. [2004] oraz Gruszczyńskiego [2003].

Inwestor może również zdecydować, że inwestuje jedynie w przedsiębiorstwa o prawdopodobieństwie przeżycia, które przekracza pewną progową wartość. Wówczas oszacowane prawdopodobieństwo bankructwa może posłużyć do równoczesnej selekcji akcji przedsiębiorstw spełniających kryterium oczekiwanego poziomu bezpieczeństwa inwestycji oraz przypisania im wag zależnych od wartości prawdopodobieństwa przeżycia. Powtórzenie wcześniejszej symulacji dla minimalnego progu prawdopodobieństwa przeżycia z przedziału od 0% do 100% z krokiem równym 0,1 p.p. (por. Tabela 5) wskazuje, że potencjalne korzyści z selekcji są bardzo wysokie, nawet jeśli z puli dostępnych akcji wyeliminuje się najbardziej zyskowne akcje (analogiczne w sensie jakościowym wyniki uzyskano, usuwając 1% i 5% najbardziej zyskownych akcji). Jakkolwiek same wartości liczbowe należy traktować z odpowiednią dozą ostrożności, przeprowadzone symulacje obrazują jeszcze jedno – potencjalnie zyskowne – zastosowanie oszacowań modeli predykcji bankructwa w celach inwestycyjnych.

W świetle przeprowadzonych symulacji brak faktycznych zdolności predykcyjnych modeli predykcji bankructwa w odniesieniu do rynku NewConnect nie musi być przeszkodą dla ich zyskowej aplikacji w celach inwestycyjnych. Potencjalnie najwyższą przydatność w tym zakresie wykazują modele Hamrola i in. [2004] oraz Gruszczyńskiego [2003].

Tabela 5. Maksymalne stopy zwrotu z portfela wybranych akcji przedsiębiorstw przekraczających progowe prawdopodobieństwo przeżycia* wykorzystującego wagi oparte na modelach predykcji bankructwa (w %) (na szaro zaznaczono stopy zwrotu poniżej stopy zwrotu z inwestycji w portfel z równym udziałem akcji wszystkich przedsiębiorstw)**

	Populacja (średnia stopa zwrotu = 38,9)				Stopa zwrotu poniżej 99. percentyla rozkładu (średnia stopa zwrotu = 5,6)			
	bez winsoryzacji		z winsoryzacją		bez winsoryzacji		z winsoryzacją	
	wagi liniowe	wagi kwadratowe	wagi liniowe	wagi kwadratowe	wagi liniowe	wagi kwadratowe	wagi liniowe	wagi kwadratowe
<i>Modele szacowane w niniejszym artykule:</i>								
MNW, model ogólny	323,6	323,6	51,4	51,4	6,2	6,2	9,9	9,8
MNW, 20 zmiennych	145,6	145,6	80,3	80,3	11,9	11,9	10,4	10,4
MNW, 10 zmiennych	277,5	277,5	58,3	58,0	7,4	7,4	12,3	12,3
MNW, 5 zmiennych	55,0	54,9	71,8	71,1	7,9	7,7	29,8	29,8
Firth, 20 zmiennych	58	58	152,7	152,7	58,0	58,0	11,2	11,2
Firth, 10 zmiennych	422,2	419,0	62,0	61,6	56,6	56,5	23,3	23,4
Firth, 5 zmiennych	61,3	61,1	71,1	70,4	7,9	7,7	37,0	37,0
<i>Modele z literatury – oryginalne oszacowania**:</i>								
Gajdka i Stos [1996]	56,5	50,9	57,6	53,2	44,3	44,3	26,6	26,6
Wierzba [2000]	360,3	355,2	362,9	358,5	97,4	97,4	49,5	49,5
Hołda [2001]	234,0	233,5	238,5	238,0	73,6	73,6	16,8	16,7
Gruszczyński [2003]	261,4	256,8	274,2	269,7	42,5	42,5	25,7	25,7
Hamrol i in. [2004]	868,9	868,9	420,8	420,9	35,3	35,3	31,4	31,4
Prusak [2005]	52,8	52,8	43,6	28,5	52,8	52,8	18,6	18,5
Mączyńska i Zawadzki [2006]	25,4	25,4	15,7	14,5	25,4	25,4	13,6	13,6
<i>Modele z literatury – nowe oszacowania:</i>								
Gajdka i Stos [1996]	39,3	39,1	39,2	38,0	28,3	28	19,0	19,0
Wierzba [2000]	43,9	43,9	107,4	106,9	5,8	5,7	49,1	49,0
Hołda [2001]	222,4	221,0	43,1	42,2	27,5	27,3	12,8	12,8
Gruszczyński [2003]	38,9	38,8	218,2	217,7	34,7	34,3	29,0	28,9
Hamrol i in. [2004]	1211,7	1188,8	427,5	426,0	36,2	36,2	38,6	38,6
Prusak [2005]	49,3	49,2	37,0	34,3	46,0	45,4	26,2	26,1
Mączyńska i Zawadzki [2006]	127,0	126,6	43,0	41,6	127,0	126,6	23,7	23,6

* Rozważano wartości progę prawdopodobieństwa przeżycia z przedziału od 0% do 100% z krokiem 0,1 p.p. W tabeli zaraportowano maksymalną stopę zwrotu. Informację o udziale akcji z populacji w każdym portfelu przedstawiono w Załączniku 4.

** W przypadku prac z literatury stosujących analizę dyskryminacyjną wartość funkcji dyskryminacyjnej przeliczono na miarę z przedziału (0%; 100%) z wykorzystaniem odwrotnego przekształcenia logitowego, które jest przekształceniem wzajemnie jednoznaczny.

Źródło: opracowanie własne.

Podsumowanie i wnioski

Mimo uwzględnienia w procesie modelowania dużej liczby wskaźników finansowych oraz zastosowania statystycznie uprawomocnionej metody od ogólnego do szczegółowego, oszacowane w niniejszej pracy logitowe modele predykcji bankructwa cechują się niską stabilnością wyników. W szczególności zastosowanie operacji winsoryzacji lub estymatora Firtha [1993] podaje w wątpliwość istnienie odpornej relacji pomiędzy analizowanymi wskaźnikami finansowymi a prawdopodobieństwem bankructwa przedsiębiorstwa. Jedynymi zmiennymi, które okazały się istotne statystycznie w większości analizowanych przekrojów, są wskaźnik zysku na akcję (ujemna relacja z prawdopodobieństwem bankructwa) oraz standard sprawozdawczości, zgodnie z którym przedsiębiorstwo przygotowuje sprawozdania finansowe (przedsiębiorstwa stosujące PSR cechują się niższym prawdopodobieństwem bankructwa niż przedsiębiorstwa stosujące MSSF). Brak stabilności oszacowań znajduje swoje odzwierciedlenie w braku faktycznych zdolności prognostycznych oszacowanych modeli – o ile wnoszą one pewną wartość klasyfikacyjną *in-sample*, o tyle nie pozwalają na zwiększenie poprawności klasyfikacji w próbie *out-of-sample* z następnego roku. W zakresie braku zdolności prognostycznych *out-of-sample* oszacowane modele nie odróżniają się w sposób systematyczny od najpopularniejszych polskich modeli predykcji bankructwa funkcjonujących w literaturze przedmiotu.

Próba wyjaśnienia słabości oszacowanych modeli może być wielokierunkowa. Po pierwsze, wątpliwość może budzić sama definicja bankructwa oparta na przesłankach regulaminowo-proceduralnych. Niezłożenie sprawozdania finansowego w terminie może wynikać z różnych przyczyn (np. sądowe ogłoszenie upadłości, zakończenie prowadzenia działalności, zmiany strukturalno-własnościowe spółki, oszustwo polegające na tworzeniu tzw. spółek „wydmuszek”), z których każda może w różny sposób zależeć od wskaźników finansowych przedsiębiorstwa. W takim przypadku pewnym rozwiązaniem mogłoby być uwzględnienie w procesie modelowania i późniejszej interpretacji wiedzy eksperckiej dotyczącej przyczyn każdego przypadku bankructwa. Z drugiej jednak strony takie rozwiązanie mogłoby być naznaczone zbyt dużym subiektywizmem, który utrudniałby późniejszą aplikację modelu na innej próbie niż ta, na której dokonano estymacji modelu.

Po drugie, liczebność bankrutów w analizowanej populacji była relatywnie niska (19 obserwacji, ok. 4,6% populacji), co – szczególnie jeśli uzasadnione są powyższe obawy dotyczące wieloaspektowości przyczyn niezłożenia sprawozdania finansowego w terminie – utrudnia uogólnianie otrzymanych oszacowań na szerszą zbiorowość. Można podejrzewać, że duży wpływ na uzyskane wyniki wywarły czynniki jednorazowe, związane ze specyfiką konkretnego punktu w czasie. W szczególności o bankructwie często decydują nie tylko charakterystyki indywidualnych przedsiębiorstw, ale również szoki o charakterze branżowym i sektorowym, a więc wspólne dla pewnej klasy podobnych sobie przedsiębiorstw.

Po trzecie, być może modelowanie zjawiska bankructwa na rynku NewConnect wymaga bardziej zaawansowanych narzędzi niż model logitowy, z wykorzystaniem którego trudno modelować zależności o charakterze niemonotonicznym, szczególnie w przypadku gdy liczebność próby lub rzadziej występującej wartości zmiennej objaśnianej jest relatywnie niewielka. Korekta Firtha [1993] na obciążenie estymatora MNW w małej próbie może być w tym przypadku działaniem niewystarczającym dla uzyskania zdecydowanie bardziej odpornych wyników. Alternatywą dla standardowych rozwiązań ekonometrycznych mogą być w tym zakresie np. techniki z zakresu uczenia maszynowego, choć i one wymagają odpowiednio licznych prób celem walidacji wyników.

Po czwarte, skuteczne modelowanie zjawiska bankructwa młodych i dynamicznych przedsiębiorstw może wymagać skrócenia horyzontu prognozy. Im bowiem dłuższy horyzont, tym większą rolę odgrywa składnik czysto losowy, którego realizacja jest – z perspektywy ekonometryka – zjawiskiem nieprzewidywalnym.

Po piąte, najważniejsze czynniki związane z prawdopodobieństwem bankructwa młodej i dynamicznej spółki notowanej na rynku NewConnect mogą mieć charakter niefinansowy i dotyczyć szeroko rozumianych kompetencji kadry zarządzającej i nadzorującej oraz ładu korporacyjnego funkcjonującego w spółce. Wówczas modelowanie zjawiska bankructwa powinno się opierać przede wszystkim na niefinansowych zmiennych jakościowych, a nie finansowych zmiennych ilościowych. Spostrzeżenie to otwiera ciekawą i interdyscyplinarną ścieżkę badawczą.

Mimo że oszacowane w niniejszej pracy modele cechowały się niską odpornością oszacowań oraz brakiem faktycznych zdolności predykcyjnych w obszarze klasyfikacyjnym, okazały się one potencjalnie przydatne do ustalania wag akcji w portfelu inwestycyjnym. Jeszcze wyższą przydatność w tym zakresie wykazały jednak modele Hamrola i in. [2004] oraz Gruszczyńskiego [2003]. Wyniki te mogą stanowić punkt wyjścia do dalszych badań nad możliwością aplikacji modeli predykcji bankructwa w celach inwestycyjnych na polskim rynku kapitałowym. W szczególności otwartą kwestią pozostaje stabilność uzyskanych wyników w kolejnych latach oraz wariancja w czasie stóp zwrotu portfeli akcyjnych, w których wagi opierają się na oszacowaniach prawdopodobieństw bankructwa.

Bibliografia

- Altman E. [1968], Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of corporate Bankruptcy, *Journal of Finance*, 23(4): 589–609.
- Altman E. [2000], Predicting Financial Distress of Companies: Revisiting the Z-Score and Zeta® Models, <http://pages.stern.nyu.edu/~ealtman/Zscores.pdf>, dostęp: 23.02.2019.
- Ang T.C.C. [2012], *Understanding the Distress Puzzle: Surprises in the Pre-Delisting Period*, 2012 Financial Markets & Corporate Governance Conference.

- Anginer D., Yildizhan Ç. [2018], Is There a Distress Risk Anomaly? Pricing of Systematic Default Risk in the Cross-section of Equity Returns, *Review of Finance*, 22(2): 633–660.
- Aretz K., Florackis C., Kostakis A. [2008], Do Stock Returns Really Decrease with Default Risk? New International Evidence, *Management Science*, 64(8): 3821–3842.
- Back B., Laitinen T., Sere K. [1996], Neural networks and genetic algorithms for bankruptcy predictions, *Expert Systems with Applications*, 11(4): 407–413.
- Balina R., Bąk M.J. [2016], *Analiza dyskryminacyjna jako metoda predykcji bankructwa przedsiębiorstw z uwzględnieniem aspektów branżowych*, Waleńczów, Wydawnictwo Naukowe INTELLECT.
- Campbell J.Y., Hilscher J., Szilagyi J. [2008], In Search of Distress Risk, *The Journal of Finance*, 63(6): 2899–2939.
- Chava S., Purnanandam A. [2010], Is Default Risk Negatively Related to Stock Returns?, *The Review of Financial Studies*, 23(6): 2523–2559.
- Coveney J. [2015], *FIRTHLOGIT: Stata module to calculate bias reduction in logistic regression*, <https://EconPapers.repec.org/RePEc:boc:bocode:s456948>
- Dichev I.D. [1998], Is the Risk of Bankruptcy a Systematic Risk?, *The Journal of Finance*, 53(3): 1131–1147.
- Firth D. [1993], Bias reduction of maximum likelihood estimates, *Biometrika*, 80(1): 27–38.
- Frydman H., Altman E., Kao D. [1985], Introducing recursive partitioning for financial classification: The case of financial distress, *Journal of Finance*, 1(40): 269–291.
- Gajdka J., Stos D. [1996], Wykorzystanie analizy dyskryminacyjnej w ocenie kondycji finansowej przedsiębiorstw, w: Borowiecki R. (red.), *Restrukturyzacja w procesie przekształceń i rozwoju przedsiębiorstw*, Kraków, Wydawnictwo Akademii Ekonomicznej w Krakowie.
- Gruszczyński M. [2003], Modele mikroekonometrii w analizie i prognozowaniu zagrożenia finansowego przedsiębiorstw, *Studia Ekonomiczne*, 34 Warszawa, Wydawnictwo INE PAN.
- Hamrol M., Czajka B., Piechocki M. [2004], Prognozowanie upadłości przedsiębiorstwa – model analizy dyskryminacyjnej, *Zeszyty Teoretyczne Rachunkowości*, 76: 37–48.
- Hołda A. [2001], Prognozowanie bankructwa jednostki w warunkach gospodarki polskiej z wykorzystaniem funkcji dyskryminacyjnej Z_H , *Rachunkowość*, 5: 306–310.
- Mączyńska E. [1994], Ocena kondycji przedsiębiorstwa (uproszczone metody), *Życie Gospodarcze*, 38: 3–5.
- Mączyńska E., Zawadzki M. [2006], Dyskryminacyjne modele predykcji bankructwa przedsiębiorstw, *Ekonomista*, 2: 205–235.
- Ohlson J. [1980], Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy, *Journal of Accounting Research*, 18(1): 109–131.
- Pociecha J. (red.), Pawełek B., Baryła M., Augustyn S. [2014], *Statystyczne metody prognozowania bankructwa w zmieniającej się koniunkturze gospodarczej*, Kraków, Fundacja Uniwersytetu Ekonomicznego w Krakowie.
- Prusak B. [2005], *Nowoczesne metody prognozowania zagrożenia finansowego przedsiębiorstwa*, Warszawa, Difin.
- Ptak-Chmielewska A. [2014], Modele predykcji upadłości MŚP w Polsce – analiza z wykorzystaniem modelu przeżycia Coxa i modelu regresji logistycznej, *Ekonometria*, 4(46): 9–21.

- Rutkowska J. [2006], Ocena przydatności metod prognozowania bankructwa w warunkach polskich, *Zeszyty Naukowe Akademii Ekonomicznej w Krakowie*, 683: 47–62.
- Skogsvik K., Skogsvik S. [2013], On the choice based sample bias in probabilistic bankruptcy prediction, *Investment Management and Financial Innovations*, 10(1): 29–37.
- Wagle M., Yang Z., Benslimane Y. [2017], *Bankruptcy Prediction using Data Mining Techniques*, 8th International Conference of Information and Communication Technology for Embedded Systems (IC-ICTES).
- Wierzbna D. [2000], Wczesne wykrywanie przedsiębiorstw zagrożonych upadłością na podstawie analizy wskaźników finansowych – teoria i badania empiryczne, *Zeszyty Naukowe Wyższej Szkoły Ekonomiczno-Informatycznej w Warszawie*, 9: 79–105.
- Witkowska D. [2002], *Sztuczne sieci neuronowe i metody statystyczne. Wybrane zagadnienia finansowe*, Warszawa: Wydawnictwo C.H. Beck.
- Wu Y., Gaunt C., Gray S. [2010], A comparison of alternative bankruptcy prediction models, *Journal of Contemporary Accounting & Economics*, 6(1): 34–45.
- Wyrobek J., Kluza K. [2019], Efficiency of Gradient Boosting Decision Trees Technique in Polish Companies, w: Wilimowska Z., Borzemski L., Świątek J. (red.), *Bankruptcy Prediction, Information Systems Architecture and Technology: Proceedings of 39th International Conference on Information Systems Architecture and Technology – ISAT 2018*, Springer Nature.
- Zięba M., Tomczak S.K., Tomczak J.M. [2016], Ensemble boosted trees with synthetic features generation in application to bankruptcy prediction, *Expert Systems with Applications*, 58(1): 93–101.
- Zmijewski M.E. [1984], Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models, *Journal of Accounting Research*, 22, Studies on Current Econometric Issues in Accounting Research: 59–82.

Załącznik 1

Tabela 6. Porównanie polskich modeli prognozowania upadłości

Model	Wzór funkcji	Trafność predykcji (w %)	Interpretacja wartości funkcji*
Gajdka i Stos [1996]	$Z = 0,77 - 0,086 \cdot x_6 + 0,00077 \cdot x_3 + 0,92 \cdot x_2 + 0,65 \cdot x_7 - 0,59 \cdot x_4$	100	$Z \leq 0,45$ – WYS $Z > 0,45$ – NIS
Wierzba [2000]	$Z = 3,26 \cdot x_{16} + 2,16 \cdot x_{17} + 0,3 \cdot x_1 + 0,69 \cdot x_{18}$	92	$Z \leq 0$ – WYS $Z > 0$ – NIS
Holda [2001]	$Z = 0,61 + 0,68 \cdot x_1 + 0,0097 \cdot x_2 + 0,00067 \cdot x_3 - 0,02 \cdot x_4 + 0,16 \cdot x_5$	93	$Z \leq -0,3$ – WYS $Z \geq 0,1$ – NIS $Z \in [-0,3; 0,1]$ – SZ
Gruszczyński [2003]	$y = \frac{e^z}{e^z + 1}$, gdzie: $z = 4,35 + 22,88 \cdot x_7 - 5,59 \cdot x_4 - 26,1 \cdot x_{19}$	91	$y \leq 0,5$ – WYS $y > 0,5$ – NIS
Hamrol i in. [2004]	$Z = -2,37 + 3,56 \cdot x_2 + 1,59 \cdot x_8 + 4,29 \cdot x_9 + 6,72 \cdot x_{10}$	96	$Z \leq 0$ – WYS $Z > 0$ – NIS
Prusak [2005]	$Z = -1,57 + 6,52 \cdot x_{11} + 0,15 \cdot x_{14} + 0,41 \cdot x_1 + 2,18 \cdot x_{15}$	96	$Z < -0,13$ – WYS $Z > 0,65$ – NIS $Z \in [-0,13; 0,65]$ – SZ
Mączyńska i Zawadzki [2006]	$Z = -1,5 + 9,5 \cdot x_{11} + 3,57 \cdot x_{12} + 2,9 \cdot x_{13} + 0,45 \cdot x_1$	75	$Z \leq 0$ – WYS $Z > 0$ – NIS

	Objaśnienie
x_1	aktywa obrotowe / zobowiązania krótkoterminowe
x_2	wynik finansowy netto / aktywa ogółem
x_3	(zobowiązania krótkoterminowe / koszty sprzedanych produktów) * 360
x_4	zobowiązania ogółem / aktywa ogółem
x_5	przychody ogółem / aktywa ogółem
x_6	sprzedaż netto / aktywa ogółem
x_7	zysk brutto / przychody ze sprzedaży
x_8	(aktywa obrotowe – zapasy) / zobowiązania krótkoterminowe
x_9	kapitał/aktywa ogółem
x_{10}	zysk ze sprzedaży / przychody ze sprzedaży
x_{11}	zysk operacyjny / aktywa ogółem
x_{12}	kapitał własny / aktywa ogółem
x_{13}	(zysk netto + deprecjacja) / zobowiązania ogółem
x_{14}	koszty operacyjne / zobowiązania krótkoterminowe
x_{15}	zysk operacyjny / przychody ze sprzedaży
x_{16}	(zysk operacyjny – deprecjacja) / aktywa ogółem
x_{17}	(zysk operacyjny – deprecjacja) / przychody ze sprzedaży
x_{18}	kapitał obrotowy / aktywa ogółem
x_{19}	zapasy/przychody ze sprzedaży

* WYS – wysokie prawdopodobieństwo bankructwa; NIS – niskie prawdopodobieństwo bankructwa; SZ – „szara strefa”

Źródło: opracowanie własne.

Załącznik 2

Tabela 7. Lista spółek, których sprawozdania finansowe za 2014 r. zostały uwzględnione w badaniu

Lp.	Nazwa	Lp.	Nazwa	Lp.	Nazwa	Lp.	Nazwa	Lp.	Nazwa	Lp.	Nazwa	Lp.	Nazwa
1	AQUABB	75	SUNTECH	149	POLTRONIC	223	ROBINSON	297	FACHOWCY	371	NETWISE		
2	WODKAN	76	ROCCA	150	VIDJS	224	SILVACC	298	ADUMA	372	BOMEDIA		
3	ROVITA	77	BPI	151	GCINVEST	225	I3D	299	PLAYMAKER	373	ABPOL		
4	MYSŁAW	78	PGSSOFT	152	ABAK	226	MOBINI	300	PCHVENTURE	374	MIDVEN		
5	MOSTALWRO	79	ARTNEWMED	153	AIRMARKET	227	DEKTRA	301	OPTIZENLB	375	GTRINITY		
6	CCS	80	EMMERSON	154	AERFINANC	228	ESOTIQ	302	FARM51	376	LCTRADE		
7	KLON	81	INBOOK	155	11BIT	229	ISIAG	303	MODE	377	ADFORM		
8	PREFABET	82	LOKATYBUD	156	FINHOUSE	230	ADMIRAL	304	IU	378	SESCOM		
9	NAVIMORIN	83	SYMBIO	157	PROMISE	231	BLOOBER	305	AUTOSPA	379	EXOUPUS		
10	SFKPOLKAP	84	INTERNITY	158	MALKOWSKI	232	TAXNET	306	TWIGONET	380	AGROTOUR		
11	COMPRESS	85	PREMFOOD	159	INWESTPL	233	VCP	307	HAMBURGER	381	TELGAM		
12	EDISON	86	APS	160	PFH	234	CCTOOLS	308	PFMEDICAL	382	STANDREW		
13	BLACKPOIN	87	GWARANT	161	STANUSCH	235	PTWP	309	GMK	383	NOVAVIS		
14	MILKPOL	88	FITEN	162	SMOKESHOP	236	GREENENER	310	KKHERBAL	384	VIATRON		
15	SURFLAND	89	ORIONINV	163	TELIANI	237	TELESTO	311	UNITED	385	APSENERGY		
16	SEKA	90	READGENE	164	LOYD	238	GKSKAT	312	EKOKOGEN	386	IMAGIS		
17	S4E	91	WBAY	165	GRUPAREC	239	EFENERGII	313	CLOUD	387	PYLON		
18	ESKIMOS	92	DEMOLEN	166	DEPEND	240	SMSKREDYT	314	FORPOSTA	388	EFIXDM		
19	PRYMUS	93	EMONT	167	RSY	241	GLOBALTR	315	VGROUP	389	PIK		
20	DIGITAL	94	HOTBLOK	168	CSY	242	POLFA	316	ALEJA	390	LEASINGEX		
21	DEVORAN	95	MPAY	169	ABSINVEST	243	AFHOL	317	TRICEPS	391	CERTUS		
22	VISION	96	SEVENET	170	IPODS	244	PCZ	318	EMMWH	392	MILESTONE		
23	ECA	97	FINARCH	171	IPOSA	245	INCANA	319	EQUITIER	393	KLASZTORNE		
24	MERA	98	BETOMAX	172	ALKAL	246	YURECO	320	VIVID	394	AGROMEPE		
25	ARAMUS	99	REMEDIS	173	EZO	247	DASE	321	KME	395	SAPLING		

cd. tab. 7

Lp.	Nazwa	Lp.	Nazwa	Lp.	Nazwa	Lp.	Nazwa	Lp.	Nazwa	Lp.	Nazwa	Lp.	Nazwa
26	GENERGY	100	M4B	174	MFOOD	248	CASPAR	322	INVENTI	396	BOOMERANG		
27	TELESTR	101	SWISSPSM	175	PPRICE	249	LUXIMA	323	AEDES	397	MEGASONIC		
28	TZINVEST	102	BGSENERGY	176	HORTICO	250	ALFASTAR	324	YOURIMAGE	398	VAKOMTEK		
29	LUG	103	INVICO	177	BALTICON	251	KUPIEC	325	ADMASSIVE	399	2INTELLECT		
30	LIBERTY	104	IAP	178	FOREVEREN	252	ACREBIT	326	LSTECHHOM	400	HOLLYWOOD		
31	EFICOM	105	EKIOSK	179	BROADGATE	253	GRUPAEMM	327	VELTO	401	2CPARTNER		
32	BLUMERANG	106	IAI	180	DYWILAN	254	STEMCELLS	328	GOLDWYN	402	AGTES		
33	MAKOLAB	107	ECERAMICS	181	NEMEX	255	PROGRES	329	GONTYNIEC	403	NEPTIS		
34	EMUZYKA	108	DENTAMDC	182	INNOGENE	256	OPENNET	330	BAUMAL	404	KLEBAINV		
35	ALUMAST	109	EUROTAX	183	DOMLEK	257	MARKA	331	COLOMEDIC	405	APANET		
36	POLMAN	110	NOTORIA	184	ONICO	258	EKOBX	332	PILAB	406	JWWINVEST		
37	GPPI	111	ASSETUS	185	KOMPLEKS	259	LZMO	333	ESPEROTIA	407	SFRANET		
38	MODECOM	112	NOVIAN	186	KORBANK	260	XSYSTEM	334	HMINWEST	408	EXCELLENC		
39	ORGANIC	113	AGROMA	187	JDB	261	CYG	335	FLYPL	409	INVESTEKO		
40	BLUETAX	114	APIS	188	GENRG	262	NFPL	336	PRESTO	410	GEOTERM		
41	VENO	115	BPC	189	MPLVERBUM	263	WEGLOPEX	337	PLANETSOF				
42	EPIGON	116	ASTRO	190	AKCEPTFIN	264	GRJAGUAR	338	MADKOM				
43	MAXIPIZZA	117	LAURENPES	191	BLIRT	265	INDEXMEDI	339	CENTURION				
44	ATONHT	118	FUTURIS	192	HYDROPHI	266	GRUPAHRC	340	LASERMED				
45	BIOGENED	119	LEONIDAS	193	WESTREAL	267	UBOATLINE	341	MERIT				
46	HURTIMEX	120	MAXIMUS	194	SARE	268	QUART	342	REVITUM				
47	DFP	121	EASTSIDE	195	ICMVISION	269	WINDMOBIL	343	EBC				
48	TAXUSFUND	122	BIOMAXIMA	196	BIOERG	270	8FORMULA	344	BIOFACTOR				
49	LETUS	123	VENTUREIN	197	RAJDY4X4	271	LANGLOO	345	UNIMOT				
50	IDH	124	SITE	198	GREMPCO	272	ECOTECH	346	WAKEPARK				
51	VEDIA	125	ATCCARGO	199	NWAI	273	YELLOWHAT	347	ICPGROUP				

Lp.	Nazwa	Lp.	Nazwa	Lp.	Nazwa	Lp.	Nazwa	Lp.	Nazwa	Lp.	Nazwa	Lp.	Nazwa
52	ORZLOPONY	126	MONDAY	200	FABRFORMY	274	WEEDO	348	ARTBIZNES				
53	MARSOFT	127	WERTHOLZ	201	EASYCALL	275	TABLEO	349	TECHMADEX				
54	TAMEX	128	EUROSNACK	202	DOMENOMAN	276	BINARY	350	MGAMES				
55	01CYBATON	129	STOPKLA	203	MAKORA	277	VENITI	351	IBCPOLSKA				
56	INTELIWIS	130	COPERNIC	204	MORIZON	278	KAMPA	352	FHDOM				
57	HEFAL	131	ASTORIA	205	FLUID	279	GRAPHIC	353	ORPHEE				
58	SAKANA	132	AZTEC	206	BIOMAX	280	AITON	354	CDE				
59	VERBICOM	133	WDBBU	207	ACARTUS	281	CFBPS	355	BBCONSULT				
60	BORUTA	134	GALVO	208	COLUMBUS	282	IGORIA	356	JRINVEST				
61	XPLUS	135	NANOTEL	209	GOTFI	283	PLATIGE	357	ARI				
62	B2BPARTNER	136	ICPD	210	BALTICINV	284	KBJ	358	MGMSYS				
63	DORADCY24	137	CALESCO	211	ARTNEWS	285	ALDA	359	BIOMASS				
64	MINERAL	138	BOA	212	MINOX	286	ADVERTIGO	360	EXAMOBILE				
65	ROTOPINO	139	AQUAPOZ	213	SPC	287	IFM	361	PROLOG				
66	BPX	140	TELEMEDPL	214	ERS	288	STARFIT	362	TERMOEXP				
67	SZAR	141	MAGNIFICO	215	BGE	289	ASMGROUP	363	GOODIDEA				
68	MEDIACAP	142	WIERZYCYL	216	DANKS	290	MEDIANPOL	364	SETANTA				
69	HYDRAPRES	143	MOMO	217	MBPARTNER	291	SFD	365	ARTP				
70	PLASMA	144	INDATA	218	GOLAB	292	MBFGROUP	366	PLASTPACK				
71	EGB	145	RUNICOM	219	EONET	293	JANTAR	367	EUROCENT				
72	RUCHCHORZ	146	MMCPL	220	TILIA	294	5THAVENUE	368	MED				
73	PHARMENA	147	CWPE	221	PHOTON	295	M10	369	FABRYKAKAD				
74	EKOPOL	148	ANALIZY	222	GENOMED	296	PARTNER	370	LOGZACT				

Źródło: opracowanie własne.

Tabela 8. Lista spółek, których sprawozdania finansowe za 2015 r. zostały uwzględnione w badaniu

Lp.	Nazwa	Lp.	Nazwa	Lp.	Nazwa	Lp.	Nazwa	Lp.	Nazwa	Lp.	Nazwa	Lp.	Nazwa	Lp.	Nazwa
1	OICYBATON	75	BPC	149	GALVO	223	KME	297	PARTNER	371	TAXNET	371	TAXNET	371	TAXNET
2	2CPARTNER	76	BPI	150	GCINVEST	224	KOMPLEKS	298	PATFUND	372	TAXUSFUND	372	TAXUSFUND	372	TAXUSFUND
3	2INTELLECT	77	BPX	151	GENERGY	225	KORBANK	299	PCHVENTURE	373	TECHMADEX	373	TECHMADEX	373	TECHMADEX
4	5THAVENUE	78	BROADGATE	152	GENOMED	226	KUPIEC	300	PFH	374	TELEMEDPL	374	TELEMEDPL	374	TELEMEDPL
5	8FORMULA	79	BVT	153	GENRG	227	LANGLOO	301	PFMEDICAL	375	TELESTO	375	TELESTO	375	TELESTO
6	ABAK	80	CALESCO	154	GEOTERM	228	LASERMED	302	PGPPOLONI	376	TELESTR	376	TELESTR	376	TELESTR
7	ABSINVEST	81	CASPAR	155	GEOTRANS	229	LAURENPES	303	PGSSOFT	377	TELGAM	377	TELGAM	377	TELGAM
8	ACARTUS	82	CCS	156	GKSKAT	230	LEONIDAS	304	PHARMENA	378	TELIANI	378	TELIANI	378	TELIANI
9	ACREBIT	83	CCTOOLS	157	GLGPHARMA	231	LETUS	305	PHOTON	379	TERMOEXP	379	TERMOEXP	379	TERMOEXP
10	ADFORM	84	CENTURION	158	GLOBALTR	232	LGTRADE	306	PIK	380	TILIA	380	TILIA	380	TILIA
11	ADMASSIVE	85	CFBPS	159	GOLAB	233	LIBERTY	307	PILAB	381	TRICEPS	381	TRICEPS	381	TRICEPS
12	ADMIRAL	86	CLOUD	160	GONTYNIEC	234	LKDESIGN	308	PLANETSOFT	382	TROPHYRES	382	TROPHYRES	382	TROPHYRES
13	ADVERTIGO	87	COLUMBUS	161	GOODIDEA	235	LOGZACT	309	PLASMA	383	UNIMOT	383	UNIMOT	383	UNIMOT
14	ADVOCULAR	88	COMECO	162	GOTFI	236	LOKATYBUD	310	PLASTPACK	384	UNITED	384	UNITED	384	UNITED
15	AEDS	89	COMPRESS	163	GPPI	237	LOYD	311	PLATIGE	385	VAKOMTEK	385	VAKOMTEK	385	VAKOMTEK
16	AERFINANC	90	COPERNIC	164	GRAPHIC	238	LSTECHHOM	312	PLAYMAKER	386	VCP	386	VCP	386	VCP
17	AFHOL	91	CORELENS	165	GREENENER	239	LUG	313	POLFA	387	VEDIA	387	VEDIA	387	VEDIA
18	AGROMA	92	CSY	166	GREMPCO	240	LUXIMA	314	POLMAN	388	VELTO	388	VELTO	388	VELTO
19	AGROMEPE	93	CTE	167	GRIAGUAR	241	LZMO	315	POLTRONIC	389	VENITI	389	VENITI	389	VENITI
20	AGROTOUR	94	CWPE	168	GRUPAEMM	242	M4B	316	PREFABET	390	VENTUREIN	390	VENTUREIN	390	VENTUREIN
21	AIRMARKET	95	DANKS	169	GRUPAHRC	243	MADKOM	317	PREMFOOD	391	VERBICOM	391	VERBICOM	391	VERBICOM
22	AIRWAY	96	DASE	170	GRUPAREC	244	MAGNIFICO	318	PRESENT24	392	VERTE	392	VERTE	392	VERTE
23	AITON	97	DEKTRA	171	GTRINITY	245	MAKOLAB	319	PRESTO	393	VIATRON	393	VIATRON	393	VIATRON
24	AKCEPTFIN	98	DENTAMDC	172	GWARANT	246	MAKORA	320	PRIME	394	VIDJS	394	VIDJS	394	VIDJS
25	ALDA	99	DEVORAN	173	HAMBURGER	247	MALKOWSKI	321	PROLOG	395	VISION	395	VISION	395	VISION

Lp.	Nazwa	Lp.	Nazwa	Lp.	Nazwa	Lp.	Nazwa	Lp.	Nazwa	Lp.	Nazwa	Lp.	Nazwa
26	ALEJA	100	DIGITAL	174	HEFAL	248	MARKA	322	PROMISE	396	VIVID		
27	ALKAL	101	DOMENOMAN	175	HETAN	249	MARSOFT	323	PROPERTYF	397	WBAY		
28	ALUMAST	102	DOMLEK	176	HFTGROUP	250	MAXIMUS	324	PRYMUS	398	WDBBU		
29	ANALIZY	103	DORADCY24	177	HMINWEST	251	MAXIPIZZA	325	PTWP	399	WERTHOLZ		
30	APANET	104	DYWILAN	178	HOLLYWOOD	252	MBFGROUP	326	PYLON	400	WESTREAL		
31	APIS	105	EASTSIDE	179	HORTICO	253	MBPARTNER	327	QUART	401	WIERZYCYL		
32	APS	106	EASYCALL	180	HOTBLOK	254	MED	328	RAJDY4X4	402	WODKAN		
33	AQUABB	107	EBC	181	HURTIMEX	255	MEDIACAP	329	READGENE	403	XPLUS		
34	AQUAPOZ	108	EC2	182	HYDRAPRES	256	MEDIANPOL	330	REMEDIS	404	XSYSTEM		
35	ARAMUS	109	ECA	183	HYDROPHI	257	MEGASONIC	331	REVITUM	405	YELLOWHAT		
36	ARI	110	ECERAMICS	184	I3D	258	MENNICASK	332	ROBINSON	406	YOURIMAGE		
37	ARRINERA	111	ECOTECH	185	IAI	259	MERA	333	ROCCA				
38	ARTBIZNES	112	EDISON	186	IAP	260	MERIT	334	ROTOPINO				
39	ARTNEWMED	113	EFENERGII	187	IBCPOLSKA	261	MFOOD	335	ROVITA				
40	ARTNEWS	114	EFICOM	188	ICPD	262	MGAMES	336	RSY				
41	ARTP	115	EFIXDM	189	ICPGROUP	263	MGMSYS	337	RUCHCHORZ				
42	ASMGROUP	116	EGB	190	IDH	264	MIDVEN	338	RUNICOM				
43	ASSETUS	117	EKIOSK	191	IFM	265	MILKPOL	339	S4E				
44	ASTORIA	118	EKOBX	192	IGORIA	266	MINERAL	340	SAKANA				
45	ASTRO	119	EKOKOGEN	193	IMAGIS	267	MINOX	341	SAPLING				
46	ATCCARGO	120	EKOPOL	194	INBOOK	268	MMCPPL	342	SARE				
47	ATHOS	121	EMMERSON	195	INCANA	269	MOBINI	343	SEKA				
48	ATONHT	122	EMONT	196	INDEXMEDI	270	MODE	344	SESCOM				
49	AUTOSPA	123	EMUZYKA	197	INFOSCAN	271	MODECOM	345	SETANTA				
50	AZTEC	124	EONET	198	INFOSYS	272	MOLMEDICA	346	SEVENET				

cd. tab. 8

Lp.	Nazwa	Lp.	Nazwa	Lp.	Nazwa	Lp.	Nazwa	Lp.	Nazwa	Lp.	Nazwa	Lp.	Nazwa
51	B2PARTNER	125	EPIGON	199	INFRA	273	MOMO	347	SFD				
52	BALTICINV	126	EQUITIER	200	INNOCOMM	274	MONDAY	348	SFRANET				
53	BALTICON	127	ERNE	201	INNOGENE	275	MORIZON	349	SFKPOLKAP				
54	BBCONSULT	128	ERS	202	INTELIWIS	276	MOTORICUS	350	SILESIA				
55	BDF	129	ESKIMOS	203	INTERNITY	277	MPAY	351	SILVACG				
56	BETOMAX	130	ESPEROTIA	204	INVENTI	278	MPLVERBUM	352	SITE				
57	BGE	131	EUROCENT	205	INVESTEKO	279	MYSLAW	353	SMOKESHOP				
58	BGSENERGY	132	EUROSNACK	206	INVICO	280	NANOTEL	354	SMSKREDYT				
59	BINARY	133	EUROTAX	207	INWESTPL	281	NAVIMORIN	355	SOFTBLUE				
60	BIOERG	134	EXAMOBILE	208	IPODS	282	NEMEX	356	SPAC1				
61	BIOFACTOR	135	EXCELLENC	209	IPOSA	283	NEPTIS	357	STANDREW				
62	BIOGENED	136	EXOUPOS	210	ISIAG	284	NETWISE	358	STANUSCH				
63	BIOMASS	137	EZO	211	IU	285	NFPL	359	STARFIT				
64	BIOMAX	138	FABRYKAKD	212	JANTAR	286	NOTORIA	360	STEMCELLS				
65	BIOMAXIMA	139	FACHOWCY	213	JRHOLDING	287	NOVAVIS	361	STOPKLA				
66	BIOPLANET	140	FARM51	214	JUJUBEE	288	NOVINA	362	SUMMALING				
67	BLACKPOIN	141	FHDOM	215	JWWINVEST	289	NWAI	363	SUNTECH				
68	BLIRT	142	FINHOUSE	216	KAMPA	290	ONICO	364	SURFLAND				
69	BLOOBER	143	FITEN	217	KANCELWEC	291	OPENNET	365	SWISSPSM				
70	BLUETAX	144	FLUID	218	KBJ	292	OPTIZENLB	366	SYMBIO				
71	BLUMERANG	145	FLYPL	219	KKHERBAL	293	ORGANIC	367	SZAR				
72	BOA	146	FOREVEREN	220	KLASZTORNE	294	ORPHEE	368	T2INVEST				
73	BOMEDIA	147	FORPOSTA	221	KLEBAINV	295	ORZLOPONY	369	TABLEO				
74	BORUTA	148	FUTURIS	222	KLON	296	PARCELTEC	370	TAMEX				

Źródło: opracowanie własne.

Załącznik 3.

Tabela 9. Lista zmiennych wykorzystanych w modelowaniu predykcji bankructwa (na szaro zaznaczono zmienne, które nie zostały uwzględnione w procesie modelowania ze względu na bardzo silną korelację z pozostałymi zmiennymi)

	Objaśnienie
x_1	aktywa obrotowe / zobowiązania krótkoterminowe
x_2	wynik finansowy netto / aktywa ogółem
x_3	(zobowiązania krótkoterminowe / koszty sprzedanych produktów) * 360
x_4	zobowiązania ogółem / aktywa ogółem
x_5	przychody ogółem / aktywa ogółem
x_6	sprzedaż netto / aktywa ogółem
x_7	zysk brutto / przychody ze sprzedaży
x_8	(aktywa obrotowe – zapasy) / zobowiązania krótkoterminowe
x_9	kapitał/aktywa ogółem
x_{10}	zysk ze sprzedaży / przychody ze sprzedaży
x_{11}	zysk operacyjny / aktywa ogółem
x_{12}	kapitał własny / aktywa ogółem
x_{13}	(zysk netto + deprecjacja) / zobowiązania ogółem
x_{14}	koszty operacyjne / zobowiązania krótkoterminowe
x_{15}	zysk operacyjny / przychody ze sprzedaży
x_{16}	(zysk operacyjny – deprecjacja) / aktywa ogółem
x_{17}	(zysk operacyjny – deprecjacja) / przychody ze sprzedaży
x_{18}	kapitał obrotowy / aktywa ogółem
x_{19}	zapasy/przychody ze sprzedaży
x_{20}	zysk na akcję
x_{21}	stopa zwrotu z kapitału własnego
x_{22}	rotacja należności
x_{23}	wskaźnik pokrycia majątku
x_{24}	stopa zadłużenia
x_{25}	wskaźnik zabezpieczenia długu
x_{26}	EBITDA
x_{27}	(środki pieniężne + przepływy finansowe – zobowiązania krótkoterminowe) / / (koszty działalności operacyjnej – deprecjacja)
x_{28}	zyski zatrzymane / aktywa ogółem
x_{29}	EBITDA / aktywa ogółem
x_{30}	kapitał podstawowy / zobowiązania ogółem
x_{31}	(zysk netto + wynik zdarzeń nadzwyczajnych) / aktywa ogółem
x_{32}	zysk netto / zobowiązania krótkoterminowe
x_{33}	(zysk netto + deprecjacja) / zysk ze sprzedaży
x_{34}	zobowiązania ogółem / (zysk netto + deprecjacja)
x_{35}	zysk netto / zysk ze sprzedaży

cd. tab. 9

	Objaśnienie
x_{36}	ln (aktywa ogółem)
x_{37}	(zobowiązania ogółem – środki pieniężne) / zysk ze sprzedaży
x_{38}	rotacja należności / zysk ze sprzedaży
x_{39}	EBITDA / zysk ze sprzedaży
x_{40}	kapitał podstawowy / aktywa trwale
x_{41}	(koszty sprzedaży + koszty ogólnego zarządu + koszty działalności operacyjnej) / / zysk ze sprzedaży
x_{42}	wynagrodzenia / zysk netto
x_{43}	usługi obce / zysk netto
x_{44}	usługi obce / zysk ze sprzedaży
x_{45}	bilansowa zmiana stanu środków pieniężnych
x_{46}	zysk ze sprzedaży / aktywa trwale
x_{47}	środki pieniężne / zobowiązania krótkoterminowe
x_{48}	zobowiązania długoterminowe / kapitał podstawowy
x_{49}	zysk netto / zyski zatrzymane
x_{50}	kapitał podstawowy / zyski zatrzymane
x_{51}	przepływy operacyjne / aktywa ogółem
x_{52}	przepływy operacyjne / kapitał podstawowy
x_{53}	przepływy inwestycyjne / kapitał podstawowy
x_{54}	wartości niematerialne i prawne / kapitał podstawowy
x_{55}	ln (kapitał podstawowy)
x_{56}	zobowiązania handlowe / kapitał podstawowy
x_{57}	usługi obce / przychody ze sprzedaży
x_{58}	zobowiązania finansowe / aktywa obrotowe
x_{59}	czy standard sprawozdawczości PSR? (tak – 1; nie – 0)
x_{60}	jeśli (zobowiązania > aktywa) to 1, jeśli nie to 0

Źródło: opracowanie własne.

Załącznik 4

Tabela 10. Odsetek akcji z populacji (w %), które otrzymały niezerową wagę w portfelach akcyjnych zaprezentowanych w tabeli 5

	Populacja				Stopa zwrotu poniżej 99. percentyla rozkładu			
	bez winsoryzacji		z winsoryzacją		bez winsoryzacji		z winsoryzacją	
	wagi liniowe	wagi kwadratowe	wagi liniowe	wagi kwadratowe	wagi liniowe	wagi kwadratowe	wagi liniowe	wagi kwadratowe
<i>Modele szacowane w niniejszym artykule:</i>								
MNW, model ogólny	8,9	8,9	74,7	74,7	8,5	8,5	88,2	88,2
MNW, 20 zmiennych	20,7	20,7	36,4	36,4	28,6	28,6	65,7	65,7
MNW, 10 zmiennych	10,1	10,1	54,7	54,7	16,2	16,2	10,2	10,2
MNW, 5 zmiennych	51,5	51,5	47,3	47,3	90,5	90,5	3,5	3,5
Firth, 20 zmiennych	2,5	2,5	18,2	18,2	2,5	2,5	59,7	59,7
Firth, 10 zmiennych	6,4	6,4	52,5	52,5	1,0	1,0	7,2	7,2
Firth, 5 zmiennych	45,6	45,6	45,1	45,1	90,5	90,5	4,0	4,0
<i>Modele z literatury – oryginalne oszacowania:</i>								
Gajdka i Stos [1996]	56,7	56,7	56,7	56,7	2,5	2,5	0,5	0,5
Wierzba [2000]	7,6	7,5	7,6	7,6	0,75	0,75	1,2	1,2
Hołda [2001]	11,8	11,8	11,6	11,6	1,0	1,0	23,4	23,4
Gruszczyński [2003]	10,9	10,9	10,3	10,3	1,5	1,5	4,0	4,0
Hamrol i in. [2004]	3,2	3,2	6,7	6,7	3,0	3,0	10,2	10,2
Prusak [2005]	1,2	1,2	48,0	55,2	1,2	1,2	3,7	3,7
Mączyńska, Zawadzki [2006]	2,0	2,0	53,4	53,4	2,0	2,0	9,7	9,7
<i>Modele z literatury – nowe oszacowania:</i>								
Gajdka i Stos [1996]	98,0	98,0	91,9	91,9	0,7	0,7	4,7	4,7
Wierzba [2000]	86,2	86,2	26,4	26,4	99,8	99,8	1,7	1,7
Hołda [2001]	13,1	13,1	83,5	83,5	1,7	1,7	64,4	64,4
Gruszczyński [2003]	100	100	12,8	12,8	1,5	1,5	1,0	1,0
Hamrol et al. [2004]	2,2	2,2	6,4	6,4	1,0	1,0	2,0	2,0
Prusak [2005]	65,8	65,8	96,1	96,1	1,5	1,5	1,0	1,0
Mączyńska i Zawadzki [2006]	0,5	0,5	84,7	84,7	0,5	0,5	7,5	7,5

Źródło: opracowanie własne.