

NATALIA NEHREBECKA*
KAMILA DERLATKA**

Determinanty wskaźnika predykcji bankructwa: przegląd modeli i metaanaliza

Wstęp

Temat przeżywalności przedsiębiorstw pozostaje ważny, ponieważ od 2007 r. w gospodarce światowej obserwuje się wzrost liczby postanowień upadłościowych. Przyczyn bankructwa upatruje się w powiększającej się liczbie i wartości przeterminowanych płatności, malejącym popycie, ograniczonych możliwościach inwestowania, problematycznej dostępności kredytów.

Mając na uwadze konsekwencje powstawania, rozwoju i upadania firm dla rynku pracy i ogólnej produktywności gospodarki, pogłębienie wiedzy o uwarunkowaniach tej dynamiki wydaje się ważnym problemem badawczym. I choć, jak wskazują Mączyńska i Zawadzki (2006), bankructwa przedsiębiorstw stanowią naturalne zjawiska w gospodarce rynkowej, zapewniające niezbędną selekcję ekonomiczną, to nie zawsze sprzyjają długookresowemu wzrostowi efektywności ekonomicznej. W związku z postępującą globalizacją obserwowane jest bowiem zagrożenie tzw. łańcuchem upadłości.

Badania dotyczące kondycji finansowej i upadłości firm są szeroko prezentowane w literaturze polskiej i światowej. Nie sposób wymienić wszystkich poruszanych zagadnień związanych z tą tematyką. Systemy wczesnego ostrzegania przed bankructwem stały się obiektem zainteresowań w Stanach Zjednoczonych już na początku XX w. Największe zapotrzebowanie na tego typu modele miało miejsce w dobie światowego kryzysu gospodarczego lat 30., ale przełom w badaniach nastąpił dopiero w latach 60., kiedy to Altman (1968) opracował model pozwalający na szybkie wykrycie zagrożeń utrudniających funkcjonowanie przedsiębiorstw.

* Natalia Nehrebecka – Departament Statystyki, Narodowy Bank Polski, Wydział Nauk Ekonomicznych, Uniwersytet Warszawski, e-mail: Natalia.Nehrebecka@nbp.pl; nnehrebecka@wne.uw.edu.pl

** Kamila Derlatka – Wydział Nauk Ekonomicznych, Uniwersytet Warszawski; e-mail: kamila.derlatka@student.uw.edu.pl

Indeks *Z-score* Altmana powstał poprzez rozszerzenie jednowymiarowej analizy dyskryminacyjnej Beavera (1966) na przypadek wielowymiarowy. W późniejszych badaniach modele stanowiące systemy wczesnego ostrzegania zostały wzbogacone o informacje z rynku kapitałowego. Za przykład może posłużyć strukturalny model Mertona bazujący na teorii opcji i strukturze bilansu przedsiębiorstwa. Dalszy rozwój technik ekonometrycznych umożliwił zastosowanie modeli dynamicznych, takich jak analiza trwania czy też łańcuchy Markowa (Shumway 2001; Frydman, Schuermann 2008). Na popularności zyskały także metody *data mining*, do których należą sieci neuronowe, drzewa decyzyjne czy techniki SVDD. W przypadku określania kondycji finansowej małych i średnich przedsiębiorstw dużo większą rolę odgrywają mniej ustrukturyzowane i sformalizowane metody oparte głównie na bankowości relacyjnej. W Polsce zainteresowanie zagadnieniami związanymi z predykcją bankructwa przedsiębiorstw nastąpiło dopiero w połowie lat 90. XX wieku. Według Mączyńskiej i Zawadzkiego (2006) było to spowodowane transformacją ustrojową zapoczątkowaną w 1989 r. Od tamtej pory powstało wiele modeli nawiązujących do rzeczywistych warunków funkcjonowania polskich przedsiębiorstw. Warto jednakże podkreślić, że nie ma jedynego słusznego i uniwersalnego modelu służącego do oceny kondycji finansowej firm i predykcji ich bankructwa.

Przeprowadzenie metaanalizy z wykorzystaniem procedury *vote-counting* pozwala na usystematyzowanie wiedzy zgromadzonej w niezależnych badaniach na temat determinant bankructwa firm. Na podstawie przeglądu literatury empirycznej wyróżniono główne grupy czynników uwzględnianych w badaniach upadłości przedsiębiorstw. Jako zmienne objaśniające w badaniach determinant bankructwa przedsiębiorstw są wykorzystywane miary płynności finansowej, rentowności, produktywności aktywów, zabezpieczenia spłaty długu, dźwignia finansowa oraz wiek i wielkość firmy. Wyniki z niezależnych badań dla wielu z tych predyktorów nie są jednoznaczne.

Wykorzystano analizę statystyczną w celu określenia wpływu charakterystyk niezależnych badań na jakość predykcji. Wykorzystując współczynnik rang Spearmana, jednoczynnikową analizę wariancji, nieparametryczny test Krukala-Wallisa oraz współczynnik korelacji Pearsona, dokonano weryfikacji hipotez o wpływie zmiennych charakteryzujących poszczególne badania na trafność predykcji danego modelu. Wśród cech badań analizowano wpływ liczby zawartych w modelu zmiennych objaśniających, typ zmiennych objaśniających, metodę badawczą, liczebność próby. Stwierdzono, iż analizowane charakterystyki badań nie determinują jakości predykcji modeli.

W celu oceny wpływu charakterystyk modeli zaczerpniętych z literatury na precyzję predykcji bankructwa dokonanych na ich podstawie wykorzystano również regresję tobitową. Trafność predykcji przedstawiono w postaci odsetka poprawnie zaklasyfikowanych firm. Odsetek ten posłużył jako zmienna objaśniana w modelu tobitowym. Na podstawie wyników analizy ekonometrycznej potwierdzono, że rozważane charakterystyki badań są nieistotne.

1. Przegląd literatury

1.1. Rozważania teoretyczne

Badania dotyczące kondycji finansowej przedsiębiorstw oraz prawdopodobieństwa upadłości czy niewypłacalności kredytowej dostarczają wielu cennych informacji nie tylko inwestorom czy kredytodawcom, lecz także osobom zajmującym stanowiska kierownicze w firmach. Aby lepiej zrozumieć rolę decyzji kredytowych oraz strategii zarządzania ryzykiem prowadzonych przez instytucje finansowe oraz ich znaczenie dla gospodarki, warto zapoznać się z teorią ekonomii stanowiącą ciekawą bazę dla empirycznych rozważań.

W celu zarysowania kwestii związanych z wpływem kredytu na dynamiczne procesy gospodarcze należy sięgnąć po teorie cykli koniunkturalnych, opisywanych i wyjaśnianych m.in. przez przedstawicieli szwedzkiej i austriackiej szkoły ekonomicznej (Festre 2002). Szwedzki ekonomista Wicksell oraz przedstawiciel szkoły austriackiej w ekonomii Ludwik von Mises, w przeciwieństwie do podejścia ortodoksyjnego, głosili, że endogeniczna natura pieniądza kredytowego w znaczącym stopniu modyfikuje założenia związane z równowagą na rynku oszczędności i inwestycji poprzez przypuszczenie, że kredyt może być substytutem dla oszczędności w ujęciu realnym, powodując tym samym globalną nierównowagę.

Wicksell stworzył koncepcję dwóch stóp procentowych – bankowej oraz naturalnej (normalnej). Naturalna stopa procentowa to taka, przy której oszczędności zrównują się z inwestycjami. Do jej fluktuacji dochodzi zawsze wtedy, gdy pojawiają się nowe możliwości inwestycyjne. Z kolei bankowa stopa procentowa określa cenę pozyskania kapitału. Punktem wyjścia rozważań jest założenie, że obie stopy procentowe są sobie równe w sytuacji, gdy gospodarka znajduje się w stanie równowagi. Wicksell postulował, że nierównowaga jest spowodowana spontanicznym obniżeniem się naturalnej stopy procentowej, czego przyczyną jest nadmierna podaż oszczędności stanowiąca bodziec do inwestowania. Wzrost zatrudnienia wywołuje wzrost dochodów i popytu, stając się przyczyną wzrostu cen, co z kolei stwarza dalsze bodźce do inwestowania. Załamanie gospodarki następuje w sytuacji przeinwestowania, gdy produkty nie znajdują rynku zbytu. Według Ludwika von Misesa równowaga zanika wówczas, gdy między stopami procentowymi pojawia się istotna różnica spowodowana ekspansją kredytu (poprzez obniżenie kosztu kredytu), wywołującą zmianę podaży pieniądza. Konsekwencją tego będzie wydłużenie okresu produkcji, co prowadzi do późniejszego załamania gospodarczego.

Kontynuatorem prac Misesa był Hayek, który badał wpływ zbyt wysokich kredytów na poszczególne fazy cyklu koniunkturalnego, co opisał w dwóch najwybitniejszych pracach: *Prices and Production* oraz *Monetary Theory and the Trade Cycle*. Hayek uważał, że faza wzrostu w cyklu koniunkturalnym jest zapoczątkowana podwyższonym popytem na kapitał ze strony producentów dostrzegających nowe możliwości inwestycyjne, finansowanym z kredytów udzielonych przez banki. Ka-

pił ten jest inwestowany w przedłużanie procesu produkcji, co przy założeniu pełnego zatrudnienia wiąże się z nadmiernym eksploatowaniem czynników produkcji. Opóźnienie we wzroście płac i szybszy wzrost cen dóbr kapitałowych niż dóbr konsumpcyjnych wywołują ekspansję i wzrost dochodów. Z czasem sztucznie wywołany boom kończy się załamaniem gospodarczym spowodowanym nietrafionymi, nadmiernymi inwestycjami.

Zupełnie odmienne podejście do roli ekspansji kredytu w gospodarce przedstawił austriacki ekonomista Joseph Schumpeter w dziele zatytułowanym *Theory of Economic Development*. Rozwijając myśl Wicksella, nazwał banki pasywnymi pośrednikami pomiędzy pożyczkodawcami a pożyczkobiorcami. Według Schumpetera proces rozwoju gospodarki kreuje sytuacje, w których pieniądź w formie kredytu odgrywa rolę dominującą poprzez finansowanie innowacji. Podział stóp procentowych zdefiniowany przez Wicksella traci na wartości w teorii Schumpetera, ponieważ według niego realna stopa procentowa jest równa różnicy pomiędzy nominalną stopą procentową a inflacją. Trudno doszukać się również pewnych powiązań pomiędzy tezami głoszonymi przez Schumpetera i Misesa. Schumpeter krytykuje m.in. postulat, że cykl koniunkturalny jest w pełni zapoczątkowany przez działalność banków. Według niego taką rolę należy przypisać w szczególności innowacjom, natomiast banki finansujące te innowacje wywierają bardzo silny wpływ na gospodarkę. W szczególności dokonują realokacji zasobów produkcyjnych, przyczyniając się do ukierunkowywania przedsiębiorców na nowe obszary działalności. Efekt ten nie jest efektem przejściowym, a poprzez proces adaptacyjny prowadzi do trwałych zmian w obrębie gospodarki.

W odniesieniu do polityki makroekonomicznej zarówno Hayek, jak i Schumpeter wskazują, że wszelkie próby stabilizacji cen zaburzają ich swobodne kształtowanie się, sygnalizowanie oraz dostarczanie niezbędnych informacji, na podstawie których podmioty podejmują decyzje ekonomiczne. Hayek postuluje, że stabilizacja cen w sytuacji, gdy powinien nastąpić ich spadek, wywołuje sztuczny wzrost całkowitego strumienia pieniędzy w gospodarce, co bezpośrednio prowadzi do kryzysu ekonomicznego. Według Schumpetera szkodliwość ingerencji cenowej polega na zahamowaniu rozwoju ekonomicznego poprzez zapobieganie kreacji kredytu przez banki.

Nawiązując do prac wyżej wspomnianych ekonomistów, można sformułować wniosek, że kredyt odgrywa bardzo ważną rolę w rozwoju gospodarki oraz że w ujęciu zagregowanym działalność banków ma wpływ na przebieg cykli koniunkturalnych. Z uwagi na fakt, że nieodłączną cechą kredytów jest ryzyko niewypłacalności kredytobiorcy, a kredytodawcę charakteryzuje awersja do ryzyka, konieczne jest sprecyzowanie jak najlepszych jego miar oraz modeli scoringowych pozwalających na oszacowanie prawdopodobieństwa upadłości. W literaturze dotyczącej tego zagadnienia można znaleźć niezliczoną liczbę metod i podejść do określania kondycji finansowej firm. Jak postulują Bartoloni oraz Baussola (2012), kondycja finansowa firmy zależy w dużej mierze od czynników makroekonomicznych – fazy cyklu koniunkturalnego, w której znajduje się gospodarka, charakterystyk strukturalnych gospodarki, a także od indywidualnych charakterystyk firmy.

W jednej z ogólnych definicji ograniczenia finansowego firmy zakłada się, że generuje ona zbyt małą liczbę funduszy, by samodzielnie finansować aktywność inwestycyjną, i jednocześnie nie spełnia warunków, by uzyskać dostęp do zewnętrznych źródeł finansowania w postaci kredytu czy też emisji akcji bądź obligacji. W literaturze brakuje zgodności w odniesieniu do sposobu, w jaki można by empirycznie zidentyfikować firmy ograniczone finansowo. Bartoloni oraz Baussola (2012) opisują kilka przykładów zaczerpniętych z poprzednich badań. Jednym z nich jest dodatnia i istotna wrażliwość wskaźnika będącego ilorazem inwestycji i *cashflow*. Innym sposobem jest przeprowadzanie ankiety w celu uzyskania subiektywnej opinii na temat ograniczeń finansowych firmy lub też stworzenie specjalnych indeksów, na podstawie których można określić aktualną kondycję finansową firmy. Za przykład może posłużyć praca Lamonta, Polka i Saarequejo (2001), którzy sprawdzali, czy ograniczenia finansowe firmy mają wpływ na jej wartość na rynku giełdowym. Autorzy wykorzystali w badaniu indeks Kaplana i Zingalesa otrzymany w pracy źródłowej metodą uporządkowanego logitu na podstawie pięciu wskaźników: *cashflow* do aktywów trwałych, wartość rynkowa firmy do wartości księgowej, zadłużenie krótko- i długookresowe w stosunku do całkowitego kapitału, dywidendy do całkowitego kapitału oraz zasoby gotówkowe wraz z krótkoterminowymi inwestycjami w stosunku do aktywów trwałych. Im większy jest wspomniany indeks, tym firma jest bardziej ograniczona finansowo. Dane dla amerykańskich firm produkcyjnych dotyczące okresu 1969–1984 pozyskano z bazy COMPUSTAT oraz Center For Research in Security Prices (CRSP). W analizowanej próbie znalazły się wyłącznie te przedsiębiorstwa, których realny wzrost sprzedaży był dodatni w badanym okresie. Autorzy w kontrowersyjny sposób określili trzy dyskretne kategorie kondycji finansowej firmy – 33% firm o najwyższym wskaźniku Kaplana-Zingalesa zaliczono do firm najbardziej ograniczonych finansowo, a 33% firm o najniższej wartości tego wskaźnika – do najmniej. Wybór wskaźnika został uargumentowany dogłębną analizą kondycji finansowej firm w artykule źródłowym. Nie jest on jednak wolny od wad. Jedną z najważniejszych jest fakt, że do jego obliczeń wykorzystano małą próbkę danych, a firmy są klasyfikowane do poszczególnych kategorii w sposób bardzo subiektywny.

Alternatywny indeks pozwalający na zmierzenie ograniczenia finansowego firmy został zaproponowany i obliczony w pracy Whited i Wu (2006) przy użyciu metody GMM. Celem badania było znalezienie odpowiedzi na pytanie, czy ograniczenia finansowe firmy mają wpływ na zwrot z aktywów oraz – jeśli odpowiedź okaże się twierdząca – czy takie ryzyko jest dywersyfikowalne. Stworzony indeks ograniczeń finansowych opiera się na równaniu Eulera ze standardowego modelu międzyokresowych inwestycji, który przewiduje, że ograniczenia związane z zewnętrznymi źródłami finansowania wpływają na międzyokresową substytucję inwestycji. W sytuacji gdy nie ma takich ograniczeń, koszt krańcowy zainwestowania w dniu dzisiejszym jest równy krańcowemu kosztowi zainwestowania w dniu jutrzejszym. Jeżeli natomiast występują ograniczenia, pomiędzy tymi dwoma rodzajami kosztów pojawia się klin, a indeks Whited-Wu jest wyestymowaną parametryzacją tego klina. W ogólności indeks ograniczeń finansowych Whited-

-Wu jest średnią ważoną takich wartości, jak: *cashflow* do aktywów ogółem, długoterminowe zadłużenie do aktywów ogółem, wyznacznik wskazujący, czy firma wypłaca dywidendy, wzrost sprzedaży, wzrost sprzedaży w danej gałęzi przemysłu oraz wielkość firmy przybliżona logarytmem naturalnym aktywów ogółem. Autorzy pokazali, że firmy zaklasyfikowane jako ograniczone finansowo na podstawie skonstruowanego indeksu są zazwyczaj małe, zbyt mało inwestują, a ich obligacje nie są „ratingowane”. Do przeciwnych wniosków prowadzi analiza charakterystyk firm wskazanych jako ograniczone finansowo na podstawie indeksu Kaplana-Zingalesa, co może oznaczać, że indeks Whited-Wu jest bardziej odpowiedni do badania kondycji finansowej firm.

1.2. Analizy empiryczne

Początkowo perspektywy rozwoju firmy uzależniano od jej aktualnej wielkości (Gibrat 1931; Porter 1979; Evans 1987; Audretsch, Mahmood 1995; Agarwal, Sarkar, Echambadi 2002; Cefis, Marsili 2005; Geroski, Mata, Portugal 2007), wielkości firmy w momencie jej powstania (Jovanovic 1982; Geroski, Mata, Portugal 2007), formy prawnej (Harhoff, Stahl, Woywode 1998). Zwracano uwagę na stwarzanie odpowiednich warunków dla nowo powstających firm oraz dostosowanie pomocy dla różnych kohort przedsiębiorstw w zależności od specyfiki uwarunkowań, w których powstały (Geroski, Mata, Portugal 2007; Allen, Gale 2000; Bond i in. 2003; Rajan, Zingales 2003; Görg, Spaliara 2009). Jako czynnik zwiększający prawdopodobieństwo przetrwania firmy wskazywano status eksportera (Chaney 2005; Greenaway 2007).

Sygnalem wskazującym na pogarszającą się sytuację firmy są wartości wskaźników finansowych. Do pionierskich prac empirycznych weryfikujących przydatność wskaźników finansowych w analizie kondycji finansowej firm i predykcji bankructwa należy zaliczyć badanie Beaver (1966). Zostało ono przeprowadzone na próbie 79 amerykańskich firm, które zbankrutowały w okresie 1954–1964. Dane finansowe pozyskano z *Moody's Industrial Manual* dla roku oraz dla 5 lat poprzedzających rok zakończenia działalności. Firmy o stabilnej pozycji na rynku dobrano na zasadzie poszukiwania odpowiedników pod względem branży i wielkości w stosunku do firm, które zbankrutowały (tzw. *paired analysis*). Beaver uwzględnił 30 wskaźników finansowych, a wyboru zmiennych dokonał na podstawie kilku kryteriów. Jednym z nich była popularność, a więc częstość występowania danego wskaźnika w literaturze. Za kolejne kryterium uznał siłę wpływu danej zmiennej na badane zjawisko, o której informacje również zaczerpnął z poprzednich badań. Wskaźniki zostały następnie podzielone na 6 grup. Do określenia różnic w charakterystykach firm w dalszym ciągu prowadzących działalność oraz tych, które zbankrutowały – zastosowano *profile analysis*, polegającą na porównaniu średnich wartości wskaźników dla poszczególnych lat. Główną wadą tego podejścia jest to, że nie uwzględnia powiązań między wskaźnikami. Kluczowym wnioskiem, który udało się sformułować na podstawie przeprowadzonej analizy jest stwierdzenie,

że wskaźniki finansowe pozwalają na dosyć trafną predykcję bankructwa firmy nawet na 5 lat przed tym zdarzeniem. Autor uznał relację *cash flow* do różnicy między zadłużeniem krótko- i długoterminowym za najlepszy predyktor bankructwa. Wnioski z tak przeprowadzonej analizy powinny być ograniczone jedynie do firm o podobnej wielkości oraz działających w tej samej branży co firmy znajdujące się w analizowanej próbie. Wykorzystywanie wyników do formułowania wniosków w odniesieniu do mniejszych firm nienotowanych na giełdzie prowadzi do błędnych ocen ich kondycji finansowej.

Rozszerzeniem podejścia Beavera do badania ograniczeń finansowych firm jest indeks *Z-score* sformułowany przez Altmana (1968), który został skonstruowany na podstawie analizy wielowymiarowej. Wielu autorów późniejszych artykułów związanych z tą tematyką (Postek, Puchalska 2012; Ponce, Mediana 2012; Tanthanongsakkun, Treepongkaruna 2008; Du, Suo 2007) odwołuje się do aspektów merytorycznych tego badania. Altman próbował wskazać, które ze wskaźników finansowych są najważniejsze w przewidywaniu bankructwa firmy oraz jakie wagi powinny być do nich przypisane. Badanie zostało przeprowadzone na próbie 66 przedsiębiorstw, z których połowa była zagrożona upadłością. Dane ze sprawozdań finansowych zostały pozyskane na rok przed bankructwem z *Moody's Industrial Manuals*. Pierwotnie Altman dokonał wyboru 22 zmiennych, które podzielił na 5 kategorii wskaźników: płynność, rentowność, wspomaganie finansowe, wypłacalność i obrotowość. Następnie, opierając się na statycznej istotności zmiennych, korelacji z innymi zmiennymi, adekwatności w stosunku do badanego zjawiska oraz ocenach ekspertów, dokonał wyboru 5 zmiennych, które w największym stopniu wyjaśniają upadłość firm. Na ich podstawie skonstruował następujący indeks *Z-score* przy użyciu wielowymiarowej analizy dyskryminacyjnej:

$$Z = 0,012 \cdot X_1 + 0,014 \cdot X_2 + 0,033 \cdot X_3 + 0,006 \cdot X_4 + 0,999 \cdot X_5, \quad (1)$$

gdzie:

X_1 – kapitał pracujący, definiowany jako różnica między aktywami a zobowiązaniami bieżącymi do aktywów ogółem jako miara płynności oraz struktury aktywów,

X_2 – zyski zatrzymane do aktywów ogółem jako miara rentowności,

X_3 – EBIT do aktywów ogółem jako miara prawdziwej produktywności aktywów firmy,

X_4 – rynkowa wartość kapitału własnego do księgowej wartości całkowitego zadłużenia jako miara wielkości wspomaganie finansowego firmy,

X_5 – przychody ze sprzedaży do aktywów ogółem jako miara zwrotu z aktywów.

Z uwagi na fakt, że w grupie firm, które zbankrutowały, zaobserwowano znacznie mniejsze wartości dla poszczególnych zmiennych, indeks *Z-score* jest ujemnie skorelowany z prawdopodobieństwem upadłości firmy. Altman stwierdził, że wartość graniczna, która dzieli próbę na firmy zagrożone upadłością i niezagrożone, jest równa 2,675. Ponieważ wcześniejsze badania wskazywały, iż firmy wysyłają za pośrednictwem sprawozdań finansowych niepokojące sygnały na 5 lat przed

bankructwem, Altman przeprowadził analogiczną analizę na danych wyprzedzających upadłość firmy o 3, 4 i 5 lat. Niestety, zdolność do poprawnej klasyfikacji firm znacząco spadła. W związku z tym jedną z podstawowych wad modelu Altmana jest jego krótkookresowość. Model bardzo dobrze przewiduje bankructwo przedsiębiorstwa jedynie z jednookresowym lub dwuokresowym wyprzedzeniem. Model jest bardzo prosty w stosunku do obecnie stosowanych i składa się jedynie z 5 zmiennych opartych wyłącznie na danych ze sprawozdań finansowych. Ponieważ opisują one wyniki działalności firmy dotyczące przeszłości, może się okazać, że zapisane w nich informacje nie są wystarczające do przewidywania przyszłych problemów finansowych. Ponadto liczby ze sprawozdań finansowych mogą stać się obiektem manipulacji ze strony menedżerów, przez co nie do końca obrazują faktyczną kondycję finansową firmy.

Jak wskazują Dullmann, Herrmann i Todter (2011), model *Z-score* Altmana doczekał się wielu rozszerzeń i udoskonalień dotyczących głównie selekcji regresorów, dokonywania ich transformacji czy też wzbogacenia modelu o dane giełdowe. Autorzy przeprowadzili analizę w celu sprawdzenia, czy estymacja modelu Altmana na podgrupach firm uzyskanych na podstawie zmiennych: branża, wielkość firmy oraz forma prawna poprawi jego możliwości predykcyjne. Błędy prognoz *out-of-sample* porównano z wynikami uzyskanymi na podstawie modelu Moody's RiskCalc™ v3.1¹ składającego się ze wskaźników finansowych uzyskanych na podstawie sprawozdań finansowych, takich jak np. struktura zadłużenia, wielkość sprzedaży do aktywów ogółem czy EBITDA do aktywów ogółem. Model ten również jest estymowany na podgrupach firm. Dane wykorzystane w badaniu pochodziły z bazy the Deutsche Bundesbank's USTAN, zawierającej 300 000 sprawozdań finansowych niemieckich firm z lat 1994–2002. Uzyskane rezultaty pozwalają na sformułowanie wniosku, że model szacowany na próbkach wyodrębnionych za pomocą takich zmiennych jak wielkość czy forma prawna firmy lepiej prognozują bankructwo niż model Altmana czy model Moody's RiskCalc™ v3.1 szacowany na całej próbie.

Na podstawie wskaźników finansowych można prognozować prawdopodobieństwo bankructwa. Według Mata, Antunes, Portugal (2010) im większy udział krótkoterminowego zadłużenia w strukturze zobowiązań, tym wyższe prawdopodobieństwo bankructwa. Görg i Spaliara (2009) konkludują, że wskaźniki finansowe istotnie wpływają na prawdopodobieństwo upadłości, ale w odmienny sposób w przypadku porównywanych krajów: Anglii i Francji. Wzrost rentowności obniża prawdopodobieństwo bankructwa w obu krajach, jednak efekt jest silniejszy dla Anglii. Wyższe prawdopodobieństwo bankructwa mają przedsiębiorstwa charakteryzujące się większą dźwignią finansową, jednak efekt ten jest statystycznie nieistotny. Im wyższy wskaźnik pokrycia potwierdzony danymi bilansowymi, tym niższe prawdopodobieństwo bankructwa w Anglii. Firmy będące w stanie spłacać swoje zobowiązania mają zatem większą szansę przetrwania. Nieliniowy wpływ zadłużenia na prawdopodobieństwo bankructwa opisują Lopez-Garcia i Puen-

¹ https://riskcalc.moodysrms.com/us/research/docs/EuropeAfrica/RiskCalc_v3_1_Germany.pdf

te (2006). Według autorów w przypadku firm o stosunkowo małym zadłużeniu wzrost zobowiązań zwiększa szanse przeżycia, natomiast dla firm o wysokim wskaźniku zadłużenia jego wzrost zwiększa szansę bankructwa.

Prócz modeli opartych na danych ze sprawozdań finansowych w literaturze przedmiotu można znaleźć również modele bazujące na danych giełdowych, a więc zawierających m.in. ceny akcji i obligacji emitowanych przez firmy. Ponce i Mediana (2012) dokonali porównania tych dwóch rodzajów modeli w celu określenia, który z nich jest bardziej odpowiedni do mierzenia ryzyka kredytowego. Zmienną zależną w tym badaniu był CDS *spread* obligacji (od rocznych po 30-letnie), który służy do przenoszenia ryzyka kredytowego. Do zbioru zmiennych objaśniających należą wskaźniki finansowe oraz zmienne uwzględniające informacje z rynku kapitałowego: cena akcji do zysków netto na akcję (wskaźnik *P/E*), cena akcji do przepływów gotówkowych liczonych jako suma zysku netto i amortyzacji (wskaźnik *P/CF*) oraz cena akcji do wartości księgowej. Wszystkie wspomniane informacje pozyskane dla 51 firm z 6 krajów europejskich (Francja, Niemcy, Włochy, Holandia, Hiszpania oraz Wielka Brytania) pochodzą z *Market database* i dotyczą okresu 2002–2009. Autorzy piszą, że wszystkie zmienne objaśniające są ujemnie skorelowane z ryzykiem kredytowym firmy, a zatem im mniejsza wartość wskaźnika, tym większe jest ryzyko niewypłacalności. W ramach badania dokonano estymacji trzech modeli: zawierającego wyłącznie zmienne ze sprawozdań finansowych, zawierającego wyłącznie zmienne oparte na informacjach giełdowych oraz model łączny zawierający obydwa typy zmiennych objaśniających. Analizę przeprowadzono za pomocą zwykłej regresji liniowej, co nie do końca jest dobrym wyborem ze względu na fakt, że zmienna zależna przyjmuje wartości ze zbioru ograniczonego. W drugiej części badania za zmienną zależną przyjęto ratingi obligacji emitowanych przez analizowane firmy, pozyskane z trzech głównych agencji ratingowych: Standard&Poor, Moody oraz Fitch. Do oszacowania parametrów trzech modeli wykorzystano uporządkowany model logitowy. Wnioski uzyskane z tego badania należy jednakże traktować z dużą dozą ostrożności, ponieważ do porównywania modeli wykorzystano jedynie statystykę R^2 , chociaż w obu modelach, a także w modelu łącznym, znajdują się odmienne zestawy zmiennych objaśniających. Warto wspomnieć, że statystyka R^2 wzrasta wraz ze wzrostem liczby zmiennych w modelu. W konkluzji do opisywanej pracy można znaleźć stwierdzenie, że żaden z rozpatrywanych modeli nie ma bezwzględnej przewagi – zarówno model oparty na danych ze sprawozdań finansowych, jak i model oparty na danych giełdowych uzupełniają się nawzajem i model łączny stanowi najlepszą konstrukcję służącą do prognozowania upadłości firm i określania ich kondycji finansowej.

Innym przykładem modelu wykorzystującego nie tylko dane ze sprawozdań finansowych jest strukturalny model Mertona ściśle powiązany z modelem Blacka-Scholesa. Model ten pozwala na stworzenie strukturalnej relacji pomiędzy zadłużeniem firmy, wartością jej majątku netto oraz wartością jej aktywów. Zasadność jego stosowania do mierzenia jakości kredytu przez firmy ratingowe sprawdzili m.in. Du i Suo (2007), którzy zbadali, czy miary ryzyka kredytowego uzyskane z modelu strukturalnego odpowiednio odzwierciedlają faktyczne ryzy-

ko kredytowe ukazane w ratingu kredytowym firmy. Innymi słowy, celem tego badania było udzielenie odpowiedzi na pytanie, czy modele strukturalne są dobrą alternatywą służącą do oceny jakości kredytu w porównaniu z tradycyjnymi statystycznymi metodami. Analiza została oparta na bazie danych COMPUSTAT z lat 1985–2002 zawierającej 1508 obserwacji. Rating kredytowy został podzielony na 8 kategorii wskazujących kondycję finansową firm. W pierwszej kolejności autorzy obliczyli na podstawie modelu strukturalnego *distance-to-default*, a więc miarę wskazującą, jak bardzo dana firma jest zagrożona bankructwem. Do tego celu wykorzystano: stopę procentową wolną od ryzyka (miesięczna stopa oprocentowania jednorocznych bonów skarbowych), wartość rynkową kapitału firmy, jej zmienność, wartość księgową krótko- i długookresowego długu oraz stopę wzrostu wartości aktywów firmy. Następnie oszacowano dynamiczny model logitowy, w którym umieszczono wyłącznie jedną zmienną niezależną – *distance-to-default*, aby sprawdzić zasadność stosowania modelu strukturalnego. Na jego podstawie sformułowano wniosek, że im wyższy rating kredytowy, tym mniej dana firma jest zagrożona bankructwem. Okazuje się jednak, że dodanie do tego modelu zmiennej ukazującej rynkową wartość firmy sprawia, że model staje się znacznie lepiej dopasowany do danych. Oznacza to, że zmienna *distance-to-default* obliczona na podstawie modelu strukturalnego nie zawiera całej rynkowej informacji o firmie pozwalającej na opisanie jej ryzyka kredytowego. Formułując końcowy wniosek, autorzy podważają odpowiedniość modelu strukturalnego Mertona w mierzeniu jakości kredytu przez firmy ratingowe. Model Mertona przedstawiony w tym artykule jest bardzo uproszczony i składa się z zaledwie kilku zmiennych. Od czasu jego powstania w literaturze pojawiło się wiele ulepszeń, a także bardziej zaawansowanych technik ekonometrycznych. Autorzy opisywanego artykułu zastosowali dynamiczny logit, choć wydaje się, że mając do dyspozycji dane na temat ratingów kredytowych poszczególnych firm, bardziej odpowiedni byłby uporządkowany logit lub probit. Niewiele uwagi poświęcają również współliniowości zmiennych w oszacowanych modelach.

W przeciwieństwie do wspomnianego wyżej badania Tanthanongsakkun oraz Trepongkaruna (2008) opisali pozytywne aspekty zastosowania modelu strukturalnego Mertona. Celem ich pracy było zbadanie efektywności wskaźnika prawdopodobieństwa bankructwa obliczonego na jego podstawie i wzbogaconego o takie zmienne, jak wielkość firmy oraz wskaźnik wartości księgowej do rynkowej firmy. Wyniki te porównano z uzyskanymi na podstawie wskaźnika pokrycia odsetek, obliczonego jako iloraz EBIT lub EBITDA i całkowitych kosztów z tytułu odsetek oraz wskaźnika struktury finansowania jako ilorazu długoterminowego lub całkowitego zadłużenia i kapitalizacji. Model Mertona umożliwia oszacowanie prawdopodobieństwa bankructwa firmy na podstawie cen opcji. Autorzy dokonali tego w pierwszej kolejności, a następnie wskaźnik ten wykorzystano jako zmienną objaśniającą w uporządkowanym probicie, w którym zmienną zależną był rating kredytowy przyjmujący początkowo 5 wartości: od AA do B. Autorzy połączyli poziomy BB z B uzyskując 4 wartości: AA, A, BBB oraz BB/B. Dane do badania dla australijskich firm pobrano m.in. ze strony agencji ratingowej Standard&Poor;

dotyczyły one okresu 1992–2003. Ostatecznie autorzy mieli do dyspozycji 257 obserwacji. Kluczowa konkluzja sformułowana na podstawie uzyskanych wyników dotyczy tego, że model zawierający zmienne takie jak: wartość księgową do rynkowej firmy, wskaźnik prawdopodobieństwa bankructwa firmy oraz wielkość firmy znacznie lepiej przewiduje ratingi kredytowe firm niż model zawierający zmienne obliczone na podstawie danych ze sprawozdań finansowych: wskaźnika pokrycia odsetek oraz wskaźnika struktury finansowania. Porównując *pseudo-R²* dla obu modeli autorzy sformułowali wniosek, że model zawierający wskaźnik obliczony na podstawie modelu Mertona ma większą siłę predykcji niż model zawierający wskaźniki obliczone na podstawie sprawozdań finansowych. Warto jednak zaznaczyć, że obydwa modele są modelami bardzo uproszczonymi, zawierającymi jedynie dwie lub trzy zmienne objaśniające, co może powodować występowanie endogeniczności z powodu pominięcia istotnych zmiennych objaśniających.

W większości przypadków modele oparte na danych ze sprawozdań finansowych i danych giełdowych były modelami statycznymi. Shumway (2001) zaproponował nowe podejście do analizowania ryzyka kredytowego, szacując model ryzyka bankructwa na próbie zawierającej 300 obserwacji z lat 1962–1992. Celem badania było stworzenie dynamicznego modelu do predykcji bankructwa przedsiębiorstwa oraz udowodnienie, że estymatory obliczone na podstawie modeli statycznych są obciążone. Modele statyczne nie wychwytyją zmian charakterystyk firmy w czasie, co jest ich istotną wadą. Ponadto nie rozróżniają czasu, przez jaki firma znajdowała się w grupie ryzyka, zanim zbankrutowała. Autor wykorzystał dane pochodzące z *Compustat Industrial File* oraz rynków giełdowych. Dane na temat bankructw zostały pobrane z *Wall Street Journal Index*, *Capital Changes Reporter* oraz z *Compustat Research File*. Jedną ze zmiennych objaśniających, jakie uwzględniono w modelu, jest wiek firmy. W tym badaniu był on mierzony jednak nieco inaczej niż w poprzednich – jako liczba lat notowania na giełdach NYSE oraz AMEX. Za zdarzenie w analizie historii zdarzeń autor przyjął bankructwo firmy, a zatem zmienną zależną jest czas, przez jaki firma miała dobrą kondycję finansową. Dla porównania autor artykułu oszacował również model Altmana oraz model Żmijewskiego (1984). Ten ostatni jest bardzo uproszczonym modelem, zawierającym wyłącznie trzy wskaźniki finansowe: stopę zwrotu z aktywów, dźwignię finansową oraz iloraz aktywów obrotowych i zobowiązań bieżących jako wskaźnik płynności finansowej. Modele zostały porównane poprzez zestawienie błędów prognoz dla predykcji *out-of-sample*. Taka analiza dostarczyła interesujących wniosków. Jednym z nich jest fakt, że ponad połowa wskaźników finansowych istotnych w modelach statycznych okazała się niepowiązana z ryzykiem bankructwa. Okazuje się również, że model hazardu znacznie lepiej klasyfikuje firmy w porównaniu z modelem Altmana czy Żmijewskiego. Jest to zapewne spowodowane tym, że modele dynamiczne uwzględniają znacznie większą ilość informacji, przez co na ich podstawie można uzyskać znacznie precyzyjniejsze oszacowania parametrów. Niemniej jednak warto wspomnieć, że modele hazardu są wrażliwe na proporcje firm, które zbankrutowały w całej próbie, dlatego też przy stosowaniu tej metody bardzo ważny jest odpowiedni dobór zbioru danych.

Co więcej, model proporcjonalnego hazardu Coxa jest wrażliwy na współliniowość zmiennych, która często występuje w przypadku wskaźników finansowych.

Innym przykładem badania porównującego modele statyczne z dynamicznymi jest analiza przeprowadzona przez Hwanga i in. (2011). W tym przypadku zestawiono strukturalny model Mertona z dyskretnym modelem hazardu. Prawdopodobieństwa bankructwa zostały obliczone na podstawie danych z okresu 1983–2005 pochodzących z bazy COMPUSTAT i CRSP. Posłużyły one jako przybliżenie ekonomicznej nieefektywności w modelu *stochastic frontier*. Poszukiwanie zależności pomiędzy bankructwem przedsiębiorstwa a ekonomiczną nieefektywnością jest zasadne, ponieważ efektywność ekonomiczna, a więc to, czy firma jest w stanie uzyskać maksymalny produkt z dostępnych czynników produkcji, jest ważnym wyznacznikiem długoterminowej kondycji firmy i jej możliwości. Za zmienną zależną w modelu *stochastic frontier* przyjęto logarytm naturalny z wartości produkcji, której przybliżeniem jest suma wzrostu wartości sprzedaży oraz wartości zapasów. W zbiorze zmiennych objaśniających znalazły się: liczba zatrudnionych pracowników, wartość aktywów trwałych, branża, wiek firmy oraz prawdopodobieństwo bankructwa obliczone na podstawie modelu Mertona lub modelu hazardu. Natomiast zmienne, które posłużyły do obliczenia tych prawdopodobieństw, to przede wszystkim: iloraz przychodu ze sprzedaży i rynkowej wartości aktywów, iloraz całkowitego zadłużenia i rynkowej wartości aktywów oraz zmienne ukazujące wartość giełdową firmy. Wyniki analizy potwierdziły hipotezę, że prawdopodobieństwa bankructwa obliczone na podstawie modelu hazardu charakteryzują się szerszym zakresem informacyjnym niż te obliczone na podstawie modelu Mertona. W celu porównania dwóch modeli *stochastic frontier* autorzy zestawili wartości logarytmów funkcji wiarygodności. Warto podkreślić, że do tego celu służą także wartości kryteriów informacyjnych AIC i BIC, które zostały pominięte. Co więcej, jedynie trzy zmienne z ośmiu początkowo wprowadzonych do modelu hazardu okazały się istotne. Autorzy większość zmiennych zaczerpnęli z literatury – m.in. pracy Shumwaya (2001), ale nie porównują uzyskanych wyników z wynikami wcześniejszych badań. Nie wskazują również, dlaczego pięć zmiennych objaśniających nie ma wpływu na prawdopodobieństwo bankructwa. Ponieważ modele hazardu są wrażliwe na zbyt małą liczbę obserwacji będących „zdarzeniami”, a w analizowanej próbie na 9150 firm jedynie 133 zbankrutowały, do wyników tych należy podchodzić z ostrożnością, ponieważ takie zachwianie proporcji może powodować obciążenie estymatorów, a w konsekwencji także błędne wnioski.

Do bardziej zaawansowanych modeli dynamicznych należą m.in. modele oparte na łańcuchach Markowa – uwzględniające całą historię ratingową danego przedsiębiorstwa. Takie podejście do badania ryzyka kredytowego zaproponowali Frydman i Schuermann (2008). Autorzy przeprowadzili analizę w celu sprawdzenia, który z modeli – jednorodny czy mieszany łańcuch Markowa będzie lepiej dopasowany do danych. W tym celu dokonano predykcji ratingów na okres *out-of-sample* i porównano błędy prognoz. Próba pochodzi ze zbiorów agencji ratingowej Standard&Poor i zawiera informacje na temat ratingów największych korporacji w USA z lat 1981–2005, gdzie okres 2002–2005 jest okresem *out-of-sample*.

Ratingi kredytowe zostały zagregowane z 17 do 7 kategorii. Warto zaznaczyć, że jest to bardzo wysoki poziom agregacji, który może skutkować utratą istotnych informacji. Oszacowany mieszany łańcuch Markowa różni się od jednorodnego tym, że składa się z więcej niż jednego łańcucha o różnych prędkościach zmiany stanów. Wyniki badania potwierdzają hipotezę o tym, że bardziej elastyczne rozwiązanie, jakim jest mieszany łańcuch Markowa, pozwala na uzyskanie o około 4% mniejszych błędów prognoz niż zastosowanie jednorodnego łańcucha Markowa. Badanie warto było rozszerzyć o większą liczbę zmiennych objaśniających, ponieważ autorzy uwzględnili jedynie dwie: dyskretną zmienną objaśniającą ukazującą branżę, w której firma prowadzi działalność, oraz zmienną wskazującą na fazę cyklu koniunkturalnego.

Metody badawcze służące do analizowania ryzyka kredytowego można podzielić także na parametryczne i nieparametryczne. Porównanie tych metod stało się głównym tematem pracy Bartoloniego i Baussoli (2012), którzy posłużyli się analizą dyskryminacyjną oraz metodą DEA². Badanie częściowo opierali na analizie przeprowadzonej przez Mina i Lee (2008), którzy wykorzystali dane finansowe dla 1061 korporacji audytowanych przez firmy zewnętrzne. Początkowo Min i Lee wybrali 57 wskaźników finansowych, które za pomocą analizy czynnikowej oraz wiedzy ekspertów zredukowali do 6 zmiennych ukazujących takie aspekty, jak m.in. płynność, rentowność, produktywność czy też strukturę kosztów. Na podstawie ocen uzyskanych za pomocą DEA oraz przez zastosowanie analizy dyskryminacyjnej zaklasyfikowali firmy do dwóch grup – o dobrej i o słabej kondycji finansowej. Kondycja finansowa firmy jest zatem zmienną jakościową *a priori* grupującą. Połączenie DEA z analizą dyskryminacyjną pozwoliło na poprawną predykcję kondycji finansowej 78,6% firm. W badaniu Mina i Lee zabrakło porównania tych dwóch podejść do analizy ryzyka kredytowego.

Badanie Bartoloniego i Baussoli jest pewnego rodzaju uzupełnieniem tej analizy. Autorzy postulują, że nieparametryczna metoda DEA da lepsze rezultaty w prognozowaniu bankructwa firm niż parametryczna analiza dyskryminacyjna. Zasadność tej hipotezy argumentują zbyt dużą wrażliwością analizy dyskryminacyjnej ze względu na obserwacje odstające oraz niedoszacowanie prawdopodobieństw upadłości spowodowanym zbyt niskim udziałem firm, które zbankrutowały, w całej próbie³. DEA nie wymaga formułowania założeń w odniesieniu do funkcji ukazującej związek pomiędzy nakładami a efektami, co niezaprzeczalnie jest jej zaletą, niemniej jednak ma również pewne wady, o których autorzy artykułu nie wspominają. Jedną z najistotniejszych jest fakt, że DEA charakteryzuje się dużą wrażliwością na błędne dane, a ponieważ efektywność poszczególnych firm jest mierzona w odniesieniu do pozostałych, jest ona także wrażliwa na usuwanie bądź dodawanie obserwacji do zbioru danych. Obie metody zostały zastosowane na próbie pochodzącej z bazy AIDA, zawierającej dane ze spr-

² DEA – *Data Envelopment Analysis* (metoda obwiedni danych).

³ Jest to powszechnie znany problem towarzyszący tematyce upadłości. W opisywanym artykule baza danych składała się ze 150 firm, które zbankrutowały, oraz ponad 5000 firm w dalszym ciągu działających na rynku.

wozdań finansowych dla ponad 5000 włoskich firm z okresu 2003–2009. Analizę dyskryminacyjną przeprowadzono, uwzględniając dziewięć zmiennych, natomiast w przypadku DEA do badania włączono dodatkowo dwie zmienne: wartość firmy netto⁴ w stosunku do całkowitych aktywów oraz zadłużenie krótkookresowe w stosunku do całkowitych aktywów. Autorzy badania nie próbują sprawdzać istotności tych wskaźników w przypadku analizy dyskryminacyjnej. Takie podejście należy poddać krytyce przede wszystkim z tego względu, że porównywanie siły predykcji modeli różniących się liczbą zmiennych objaśniających może doprowadzić do wniosku, że różnice wynikają wyłącznie z uwzględnienia (bądź nie) tych dodatkowych zmiennych. Firmy zostały podzielone na 4 grupy w zależności od oszacowanego prawdopodobieństwa bankructwa. Następnie autorzy dokonali predykcji na rok 2003 oraz 2009 za pomocą analizy dyskryminacyjnej oraz DEA, a następnie porównali błędy prognoz. Z uwagi na fakt, że ich wartości były do siebie bardzo zbliżone uznano, iż analiza dyskryminacyjna oraz DEA wzajemnie się uzupełniają. Opierając się na klasyfikacji dla lat 2003 oraz 2009, autorzy badania przyjrzeni się także przejściom pomiędzy kategoriami. Mimo, iż analiza dyskryminacyjna oraz DEA są modelami statycznymi, niewykorzystującymi w pełni wszystkich dostępnych informacji na temat firm w całym badanym okresie, wspomniana analiza dostarczyła interesujących wniosków. Przede wszystkim autorzy konkludują, iż DEA wskazuje na większą liczbę przejść pomiędzy kategoriami niż analiza dyskryminacyjna.

Bardziej zaawansowane nieparametryczne metody mierzenia ryzyka kredytowego poprzez obliczanie ratingu kredytowego przedstawili Xuesong, Zhengei oraz Jia (2012). Autorzy artykułu formułują na wstępie hipotezę, że modele Support Vector Domain Description (SVDD) dadzą lepsze wyniki niż popularne sztuczne sieci neuronowe, które mają tendencję do znajdowania lokalnego optimum poprzez minimalizację ryzyka empirycznego, oraz modele Support Vector Machine (SVM), które rozwiązują co prawda problem lokalnego optimum poprzez minimalizowanie ryzyka strukturalnego, jednakże są przeznaczone do dokonywania klasyfikacji binarnej, co staje się problemem w przypadku ratingów kredytowych. Modele SVDD są skonstruowane w taki sposób, że są bardziej adekwatne, gdy problem badawczy wiąże się z klasyfikacją wielopoziomową, przez co są bardziej odpowiednie do analizowania ryzyka kredytowego. Co więcej, charakteryzują się one także mniejszą złożonością obliczeniową. Autorzy przeprowadzili badanie na danych zawierających informacje o ratingach obligacji emitowanych przez koreańskie i chińskie przedsiębiorstwa. Ich klasyfikacji do poszczególnych grup ryzyka dokonano na podstawie wskaźników finansowych oraz zmiennych ze sprawozdań finansowych, takich jak m.in. kapitał własny, wartość sprzedaży, całkowite zadłużenie (krótko- i długookresowe), przychód netto na akcję, przychód brutto w stosunku do aktywów ogółem oraz koszty odsetek w stosunku do wartości sprzedaży. Dla każdej z zastosowanych metod nieparametrycznych obliczono

⁴ Wartość firmy netto obliczona jest jako różnica całkowitych aktywów oraz krótko- i długookresowych zobowiązań.

współczynnik trafności, zdefiniowany jako liczba poprawnych klasyfikacji. Wyniki potwierdzają wstępną hipotezę o przewadze metod SVDD nad SVM i sztucznymi sieciami neuronowymi. Metody nieparametryczne są pewnego rodzaju „czarnymi skrzynkami”, co sugeruje, że nie ma możliwości sprawdzenia, w jaki sposób poszczególne zmienne wpływają na ryzyko kredytowe, co jest niezaprzeczalnie istotną wadą tego podejścia. Ponadto na podstawie takich wyników trudno jest odpowiedzieć na pytanie, dlaczego dana firma znalazła się w konkretnej grupie. Zwolennicy metod *data mining* powiedzą zapewne, że celem budowania modeli scoringowych jest zidentyfikowanie ryzyka kredytowego, a nie jego wyjaśnianie. Ponadto metody nieparametryczne umożliwiają analizowanie danych, pomiędzy którymi istnieje wiele zależności nieliniowych, trudnych do odzwierciedlenia za pomocą modeli parametrycznych.

W literaturze przedmiotu można znaleźć także artykuły poświęcone analizie różnic pomiędzy ratingami określanymi przez agencje ratingowe i przez banki komercyjne. Celem badania przeprowadzonego przez Nakamurę i Roszbacha (2010) było udzielenie odpowiedzi na pytanie, czy za pomocą ratingów kredytowych banków można dokonać trafnej predykcji ratingów określanych przez agencje ratingowe oraz czy banki wykorzystują dodatkowe niedostępne publicznie informacje, takie jak np. historia kont transakcyjnych kredytobiorców. Zbiór danych został zbudowany na podstawie informacji pochodzących z dwóch szwedzkich banków oraz agencji ratingowej Upplyningscentralen AB i obejmował okres od 1997 r. do 2000 r. Autorzy artykułu postulują, że zdolność kredytowa jest monotoniczną transformacją prawdopodobieństwa niewypłacalności i modelują ją za pomocą filtrów Kalmana. Ponadto w celu określenia prawdopodobieństw bankructwa firmy autorzy oszacowali semiparametryczny model hazardu Coxa. W celu znalezienia odpowiedzi na pytanie badawcze oszacowano model MNK dla ratingu określonego przez agencje ratingowe ze zmienną objaśniającą jako zmienną zależną opóźnioną o jeden okres oraz ratingiem kredytowym banku. Podobną regresję przeprowadzono dla ratingów określanych przez banki komercyjne. Z uwagi na fakt, że MNK nie jest odpowiednia do szacowania modeli, w których zmienną zależną jest zmienna dyskretna, oszacowano także uporządkowany model logitowy. Uzyskane rezultaty pozwalają na sformułowanie wniosku, że za pomocą ratingów bankowych możliwe jest dokonanie predykcji ratingów określanych przez agencje ratingowe. Wyniki nie potwierdzają hipotezy o efektywnym wykorzystaniu przez banki całej dostępnej informacji (niepublicznej). Według autorów artykułu przyczyną tego stanu rzeczy może być fakt, że ratingi są zmiennymi dyskretnymi, przez co duża część informacji jest pominięta w wyniku agregacji, lub też fakt, że ratingi banków oraz agencji ratingowych są zbierane z różną częstotliwością. Do wyników tego badania należy podchodzić z ostrożnością przede wszystkim z tego względu, że szeregi czasowe poddane analizie są bardzo krótkie. Należy też zaznaczyć, że definicje bankructwa znacznie się różnią pomiędzy bankami i agencjami ratingowymi. Wspomnieć należy również o odmiennych skalach ratingów kredytowych pomiędzy dwoma bankami. Wszelkie próby agregacji tych wyników mogą doprowadzić do utraty informacji i tym samym błędnych wniosków.

Hilscher i Wilson (2012) zbadali zakres informacyjny ratingów kredytowych oraz zależności pomiędzy specyficznym i systematycznym ryzykiem bankructwa. Ryzyko systematyczne, zwane inaczej zagregowanym bądź rynkowym, jest ryzykiem niedywersyfikowalnym, spowodowanym czynnikami ogólnogospodarczymi, mającymi wpływ na cały rynek. Jego zasadniczymi źródłami są zmiany stopy procentowej, inflacja czy zmiany przepisów podatkowych. W przeciwieństwie do ryzyka systematycznego ryzyko specyficzne jest dywersyfikowane, spowodowane głównie czynnikami mezo- i mikrogospodarczymi. Obejmuje obszar działania danego podmiotu i może być częściowo kontrolowane. Za główne jego przyczyny uznaje się zarządzanie firmą, działania konkurentów czy dostępność surowców. Celem badania było przeanalizowanie, który rodzaj ryzyka jest odzwierciedlony przez ratingi kredytowe. W tym celu zastosowano procedurę wielostopniową. Początkowo oszacowano dynamiczny model logitowy, w którym zmienna zależna przyjmowała wartość „1” w momencie wystąpienia jednego ze zdarzeń: bankructwo firmy, wyjście z giełdy na skutek słabych wyników, przyznanie ratingu na poziomie „*selective default*”⁵. Wartości dopasowane z takiego modelu posłużyły jako zmienne objaśniające w regresji ze zmienną zależną równą logarytmowi naturalnemu *spreadu* CDS pięcioletnich obligacji. W celu analizy ryzyka systematycznego do wyznaczenia czynników, które na nie wpływają, zastosowano *Principal Component Analysis*. Dane z okresu 1963–2008, na podstawie których dokonano estymacji wspomnianych modeli pozyskano z Kamakura Risk Information Services (KRIS). W pierwszej części pracy pokazano, że ratingi nie są predyktorami bankructwa: dwie firmy o tym samym ratingu mogą mieć różne prawdopodobieństwa bankructwa, a firmy o różnych ratingach mogą mieć takie samo prawdopodobieństwo bankructwa. W drugiej części pracy dokładniej przeanalizowano ryzyko systematyczne obrazujące wrażliwość prawdopodobieństwa bankructwa na różne czynniki. Udowodniono, że w czasie recesji firmy mające niższy rating częściej bankrutują, a więc wartości dopasowane są skorelowane z ratingiem. Ponadto wyestymowane prawdopodobieństwa bankructwa wyjaśniają 30% zmienności ratingu kredytowego, natomiast rating kredytowy wyjaśnia tylko 20% zmienności prawdopodobieństwa bankructwa w przypadku firm, dla których rating wynosi BBB lub jest wyższy, oraz zaledwie 3% zmienności w przypadku firm, dla których jest niższy niż BBB. Podsumowując wnioski z tego badania, należy zaznaczyć, że ratingi określane przez agencje ratingowe nie służą predykcji bankructwa firm, lecz odzwierciedlaniu ryzyka systematycznego. Stąd też skupianie się wyłącznie na ratingach kredytowych skutkuje utratą informacji na temat ryzyka specyficznego. Warto wspomnieć, że wartości dopasowane z dynamicznego modelu logitowego zostały obliczone dla większego horyzontu czasowego (1963–2008) niż ratingi kredytowe (1986–2008), których możliwości objaśniające prawdopodobieństwo bankructwa zestawia się z możliwościami objaśniającymi wartości dopasowanych. Być może z tego powodu autorzy uzyskali pewne rozbieżności, na podstawie których sformułowali wniosek o tym, że ratingi kredytowe nie służą predykcji bankructwa

⁵ Rating SD „*selective default*” można przetłumaczyć jako „częściowo niewypłacalne”.

firmy. Jednak to badanie może być potwierdzeniem tezy, że ratingi kredytowe odzwierciedlają wyłącznie informacje publicznie dostępne, natomiast informacje dodatkowe, takie jak dane ze sprawozdań finansowych, istotnie wzbogacają możliwości predykcyjne bankructwa przedsiębiorstw.

Wiele uwagi w literaturze związanej z ryzykiem kredytowym i kondycją finansową firm poświęca się małym i średnim przedsiębiorstwom⁶, które napotykać wiele trudności w pozyskaniu dodatkowego kapitału od obecnych udziałowców oraz ze źródeł zewnętrznych, co często wiąże się z ograniczeniem roli kierowniczej menedżerów czy też implementacją dodatkowej kontroli i kosztownych narzędzi biznesowych. W związku z tym małe firmy są zmuszone polegać na funduszach pozyskanych z kredytów bankowych. Głównym celem pracy Altmana i Sabato (2007) było zidentyfikowanie wskaźników finansowych, które mają największy wpływ na zdolność kredytową amerykańskich małych i średnich przedsiębiorstw, oraz sprawdzenie, czy banki powinny je oddzielnie traktować w stosunku do dużych korporacji przy określaniu strategii i systemów minimalizowania ryzyka kredytowego. Na podstawie dostępnej literatury autorzy sformułowali wniosek, że udzielanie kredytów małym i średnim firmom przynosi wiele korzyści w odniesieniu do rentowności banków, choć jednocześnie jest związane z dużo większym ryzykiem niż dostarczanie funduszy dużym korporacjom. Przy wykorzystaniu danych COMPUSTAT autorzy oszacowali cztery modele: dwa modele logitowe, model *Z-score* oraz model wielowymiarowej analizy dyskryminacyjnej⁷. Ostatnia z wymienionych metod charakteryzuje się restrykcyjnymi założeniami: zmienna zależna powinna mieć wielowymiarowy rozkład normalny oraz macierz wariancji-kowariancji taką samą zarówno dla firm, które zbankrutowały, jak i firm o dobrej kondycji finansowej. W interesujący sposób dokonano doboru do próby firm, które nie zbankrutowały: zgodnie z podejściem stosowanym przez Moody autorzy w sposób losowy włączyli do próby taką liczbę firm o dobrej kondycji finansowej, by zachować przeciętną stopę upadłości, wynoszącą 6% w całej populacji małych i średnich przedsiębiorstw w USA. Wyniki analizy ekonometrycznej wskazują, że najodpowiedniejszym do predykcji bankructwa i badania kondycji finansowej małych i średnich przedsiębiorstw jest model logitowy, a banki powinny stosować odmienne modele scoringowe dla dużych korporacji oraz dla małych i średnich firm. Ponadto zmienne jakościowe, takie jak forma prawna, region działalności czy też branża, w której działa firma, istotnie poprawiają zdolności predykcyjne modeli.

Techniki stosowane przez banki można podzielić na cztery grupy. Udzielanie kredytu na podstawie: sprawozdań finansowych, posiadanych przez firmę aktywów (prowizja w postaci zabezpieczenia aktywami oraz ich jakością), technik statystycznych, czyli scoringu kredytowego oraz na podstawie relacji z firmą. W pierwszych trzech technikach kluczową rolę odgrywają informacje dostępne

⁶ Małe i średnie przedsiębiorstwa to według definicji Komisji Europejskiej takie, których obrót finansowy jest mniejszy niż 50 milionów euro, zatrudniają mniej niż 250 pracowników oraz ich całkowity bilans roczny jest mniejszy niż 43 miliony euro.

⁷ MDA – *Multivariate Discriminant Analysis*.

publicznie. W ostatniej zaś najważniejsze są informacje prywatne pozyskane na podstawie długookresowej, intensywnej współpracy. O bankowości relacyjnej traktuje m.in. artykuł Moro i Finka (2012), którzy sformułowali hipotezę, że zaufanie zbudowane na długookresowej relacji banku z firmą jest pozytywnie skorelowane z prawdopodobieństwem pozyskania kredytu oraz ujemnie skorelowane z ograniczeniami wielkości wypłacanej sumy kredytowej.

Celem artykułu było empiryczne zbadanie, czy darzenie zaufaniem zarządu małych i średnich firm przez zarządzających kredytami bądź pożyczkami zwiększa szansę małych i średnich firm (dalej MŚP) na pozyskanie kredytu. Dane, które wykorzystano w badaniu, dotyczą dwóch obszarów północno-wschodnich Włoch. Zostały pozyskane na podstawie ankiety przeprowadzonej w latach 2005–2007, wypełnianej przez menedżerów przyznających kredyty w dziewięciu bankach. W badaniu wykorzystano analizę czynnikową oraz MNK. Na zmienną określającą zaufanie pracowników banku do kadry zarządzającej daną firmą składały się takie stwierdzenia jak: „menedżerowie bardzo dobrze znają rynek, na którym działa zarządzana przez nich firma”, „menedżerowie bardzo dobrze zarządzają dostępnymi zasobami”, „menedżerowie przywiązują szczególną uwagę do potrzeb pracowników firmy” i tym podobne, w których pracownicy banku odpowiedzialni za przyznanie (bądź nie) kredytu lub pożyczki wyrażali opinię na podstawie pięciostopniowej skali Likerta. Na podstawie tych zmiennych za pomocą analizy czynnikowej wyodrębniono dwa czynniki główne, wyjaśniające łącznie 61,49% wariancji. W następnej kolejności te dwa czynniki wraz ze zmiennymi kontrolnymi – indeksem mierzącym menedżerów banku odnośnie do zmian w prowizjach związanych z kredytem, charakterystykami firm, miarami intensywności oraz jakości relacji menedżerów banku z menedżerami firmy – zostały zaimplementowane w modelu MNK, gdzie zmienną zależną była wielkość dostępnego krótkookresowego kredytu. Okazuje się, że czynnik, na który składają się zmienne związane z zaufaniem, jest pozytywnie skorelowany z wielkością przydzielonego kredytu. Konkluzja ta jest ważna w szczególności dla bardzo małych firm, niespełniających wymagań formalnych stawianych przez banki. Budowanie długookresowej relacji z bankiem oraz zdobywanie zaufania dla zarządu firmy może być jedyną drogą do pozyskania funduszy na inwestycje i rozwój firmy. Bankowość relacyjna jest podejściem bardzo subiektywnym i trudnym do zmierzenia, ponieważ opiera się na informacjach „miękkich”, a ponadto pojawia się także problem asymetrii informacji. Podstawową wadą opisanego badania jest to, że dotyczy ono wyłącznie firm, którym udzielono kredytu. Co więcej, autorzy przeprowadzają też drugą regresję MNK, w której zmienną zależną jest procent wykorzystanego kredytu. Nie jest to podejście poprawne, ponieważ istnieją inne metody stosowane w przypadku, gdy zmienna objaśniana przyjmuje wartości z ograniczonego zbioru.

Próbie zbudowania modelu scoringu kredytowego dla małych i średnich firm podjęli Caracota, Dimitriu i Dinu (2010). Jest to jednakże analiza oparta na próbie 113 przedsiębiorstw, których wnioski o kredyt zostały już zaakceptowane. Dane pochodzą ze sprawozdań finansowych nowozelandzkich firm z lat 2007–2008. Do zastosowanych metod należy zaliczyć model logitowy oraz regresję MNK oszaco-

waną dla porównania wyników. Warto jednakże zaznaczyć, że MNK nie jest poprawnym podejściem, choćby ze względu na fakt, że wartości dopasowane uzyskane na jej podstawie mogą przyjąć wartości ujemne. Prócz wskaźników finansowych do zbioru zmiennych objaśniających włączono również zmienne jakościowe, takie jak: ocena jakości zarządzania firmą czy pozycja firmy na rynku. Kluczowy wniosek z tego uproszczonego badania dotyczy tego, że oszacowane prawdopodobieństwa upadłości są bardzo małe. Jest to wniosek zgodny z intuicją, ponieważ firmy, którym udzielono kredytu, powinny charakteryzować się niskim lub zerowym ryzykiem bankructwa.

Badanie czynników wpływających na dostępność kredytu dla małych wietnamskich firm jest głównym tematem artykułu Le (2012). Autor zaimplementował model logitowy, gdzie zmienną zależną jest przyznanie kredytu bądź nie. Dane pochodzą z *World Bank Enterprise Survey* dla roku 2009 i obejmują 14 prowincji wietnamskich i 18 branż, które autor zagregował do 5 regionów i 5 kategorii branżowych. Wyniki analizy wskazują, że charakterystyki firmy, takie jak wielkość czy wiek, nie są głównymi czynnikami wpływającymi na dostępność kredytu. Przedsiębiorstwa, które planują przeznaczyć uzyskany kredyt na zakup kapitału obrotowego, oraz firmy z dużym udziałem sprzedaży na rynku krajowym mają większe szanse na pozyskanie dodatkowych funduszy. Badanie mogłoby zostać wzbogacone poprzez dodanie zmiennych ze sprawozdań finansowych, gdyż w obecnym kształcie uwzględnia ono jedynie podstawowe charakterystyki firm takie jak region działalności, branża, wielkość sprzedaży na rynek krajowy czy też wartość kapitału obrotowego.

Badania polskie⁸ i próby implementacji rozwiązań (modeli predykcyjnych) stosowanych w innych krajach z wykorzystaniem danych o polskich przedsiębiorstwach nie pozwoliły na uzyskanie satysfakcjonujących wyników, o czym piszą Mączyńska i Zawadzki (2006) w jednej z prac poświęconych zagadnieniom dotyczącym upadłości firm. Z tego też względu od wielu lat trwają prace nad stworzeniem modeli, które będą najlepiej dostosowane do polskich warunków. Mączyńska i Zawadzki (2006) przeprowadzili badanie na próbie 80 notowanych na GPW firm produkcyjnych, usługowych i handlowych, o których informacje pozyskano z bazy danych Instytutu Nauk Ekonomicznych PAN z okresu 1997–2002. Połowa z tych spółek to firmy zagrożone upadłością, której symptomem były: ujemny kapitał własny, strata, utrata płynności. We wstępnej analizie uwzględniono 45 wskaźników charakteryzujących pięć kategorii związanych z kondycją przedsiębiorstw: dynamikę obrotów, aktywów i kapitału własnego, rentowność, zadłużenie, płynność i sprawność operacyjną. Zdolność dyskryminacyjną wyselekcjonowanych wskaźników określono na podstawie: wielkości wskaźnika umownej odległości, jednowskaźnikowych funkcji dyskryminacyjnych oraz trzech testów statystycznych: odległość Mahalanobisa, statystyka Z oraz test Lambda Wilksa. Kolejnym etapem badania było sprawdzenie stopnia skorelowania wskaźników należących do zbioru estymacyjnego. Najsilniejsze zależności zidentyfikowano w przypadku zmiennych określających rentowność oraz płynność. Wyboru

⁸ Więcej informacji na temat badań polskich autorów można znaleźć w: Kisielińska, Waszkowski (2015).

12 wskaźników, które włączono do modelu analizy dyskryminacyjnej, dokonano z wykorzystaniem podejścia eksperckiego. Ostatecznie oszacowano siedem modeli, które porównano, oceniając ich zdolność klasyfikacyjną na zbiorze 48 przedsiębiorstw wchodzących w skład próby *out-of-sample*. Dla wszystkich uzyskano odsetek poprawnie zaklasyfikowanych firm przekraczający 95% dla przedsiębiorstw niezagrażonych upadłością oraz 75% dla przedsiębiorstw, które zbankrutowały. Autorzy podsumowują badanie konkluzją o tym, że nie istnieje jeden słuszny i najlepiej dopasowany do danych model służący do predykcji upadłości firm. Jednakże z racji tego, że w artykule nie są przedstawione dokładne wyniki analizy (np. statystyki testów na istotność parametrów) trudno oceniać słuszność wyboru poszczególnych modeli. Warto zwrócić uwagę, że parametry modelu zawierającego 12 wskaźników znacząco różnią się od tych, jakie uzyskano w przypadku modelu siódmego (model G).

Innym przykładem badania, w którym wykorzystano dane o polskich przedsiębiorstwach, jest artykuł Wędzkiego (2005). Celem przeprowadzonej analizy było określenie zdolności prognostycznej modelu logitowego służącego do predykcji upadłości dla próby jednobranżowej, co sprawia, że jest to badanie bardziej ukierunkowane. Autor dokonał weryfikacji hipotezy badawczej o tym, że model, w którym występuje współliniowość, ma lepsze zdolności predykcyjne niż model, w którym ją wyeliminowano. Przypuszczenie to jest sprzeczne z teorią ekonometrii i zostało sformułowane na podstawie wcześniej przeprowadzonego badania na próbie wielobranżowej. Ponadto autor postanowił sprawdzić, czy modele szacowane na danych o przedsiębiorstwach pochodzących z różnych sektorów można wykorzystać do prognozowania upadłości w przypadku próby jednobranżowej. Warto również wspomnieć, że przeprowadzona analiza służyła sprawdzeniu, czy sposób zdefiniowania upadłości ma wpływ na błędy prognoz. Dane wykorzystane do szacowania wielobranżowego modelu logitowego zostały opracowane przez autora na podstawie sprawozdań finansowych z Monitora Polskiego B i dotyczą okresu 2002–2003. Jako definicję bankrutstwa w przypadku modelu wielobranżowego przyjęto ogłoszenie upadłości w Monitorze Sądowym i Gospodarczym lub oddalenie wniosku spowodowane brakiem masy upadłościowej. W próbie estymacyjnej znalazło się 40 firm, które zbankrutowały i 40 firm w dalszym ciągu funkcjonujących na rynku, które zostały dobrane w pary branżowo. Dobór próby na zasadzie dopasowywania do „zdrowych” firm bankrutów mających podobne charakterystyki (np. liczbę zatrudnionych pracowników, formę prawną, sektor działalności) był jawnie krytykowany przez Żmijewskiego (1984), który określał tak uzyskaną próbę jako nielosową. Według niego skutkuje to obciążeniem estymatorów parametrów modelu i prawdopodobieństw upadłości. W drugiej kolejności Wędzki wyodrębnił próbę zawierającą wyłącznie firmy z branży budowlanej (EKD 4511–4550). W tym przypadku jednak definicja upadłości została rozszerzona na przedsiębiorstwa, wobec których otwarto postępowanie upadłościowe w Monitorze Sądowym i Gospodarczym. W zbiorze tym znalazło się 26 firm, które zbankrutowały, i 26 firm, które nie są bankrutami zgodnie z powyższą definicją. Wyniki analizy wskazujące na brak poprawy zdolności predykcyjnej modelu w przypadku

wyeliminowania współliniowości, nie pozwalają na odrzucenie hipotezy zerowej o tym, że nie jest konieczne analizowanie siły zależności pomiędzy zmiennymi objaśniającymi. Kolejnym ciekawym wnioskiem jest to, że modele szacowane na próbie wielobranżowej dostarczają lepszych prognoz dla firm pochodzących z jednej branży niż modele szacowane na próbie jednobranżowej. Sposób definiowania upadłości również ma wpływ na zdolność predykcyjną modelu – dzięki upadłości zdefiniowanej szeroko uzyskano niższe błędy prognoz. Autor nie znalazł wyjaśnienia dla problemu pogarszającej się wraz z upływem czasu zdolności predykcyjnej oszacowanego modelu. Sprawdził jedynie, że nie jest to spowodowane zmianą rozkładu wskaźników finansowych. Warto natomiast wziąć pod uwagę to, że przyczyną problemu może być zbyt mała liczebność próby, na podstawie której dokonano estymacji modelu logitowego.

Do bardziej aktualnych prac na temat kondycji finansowej i upadłości firm należy artykuł Antonowicza (2011), w którym wskazuje on na rzadkość występowania w literaturze przedmiotu opracowań zawierających analizy w podziale na poszczególne sektory. Jest to spowodowane przede wszystkim słabą dostępnością danych finansowych dla polskich przedsiębiorstw. Celem wspomnianego badania było zidentyfikowanie najlepszych jednowymiarowych predyktorów bankructwa firm. Autor artykułu stworzył bazę danych z informacjami o 155 polskich przedsiębiorstwach postawionych w stan upadłości w latach 2007–2010 oraz o 155 „zdrowych” firmach z tego samego okresu. Sprawozdania finansowe z czterech lat poprzedzających upadłość zostały zaczerpnięte z bazy LEX. Do badania włączono 31 wskaźników finansowych. Podstawową jego wadą jest to, że zostało oparte wyłącznie na analizie statystycznej (rozstępów decylogowych, kwartylogowych, międzygrupowych rozstępów medianowych i histogramów zmienności) oraz że wyniki zostały przedstawione w artykule jedynie dla podstawowego wskaźnika płynności finansowej, obliczanego jako iloraz średniorocznej wartości aktywów obrotowych oraz średniorocznej wartości zobowiązań krótkoterminowych. Autor formułuje stwierdzenie, że wskaźnik ten nie ma cech „idealnego” predyktora bankructwa firmy, ponieważ nie różnicuje w sposób wyraźny i jednoznaczny przedsiębiorstw upadłych i „zdrowych”, ale w porównaniu z pozostałymi wskaźnikami posiada pewne zdolności dyskryminacyjne. Badanie Antonowicza (2011) może stanowić solidną, wstępną podstawę do dalszych badań i szacowania modeli wielowymiarowych.

Postek i Puchalska (2012) wskazują, że główną przyczyną bankructwa przedsiębiorstw jest utrata płynności finansowej, co uniemożliwia regulowanie bieżących płatności i zobowiązań w ustalonym terminie. Z tego też względu przedmiotem artykułu jest analiza czynników mogących mieć wpływ na kształtowanie się wskaźnika płynności I stopnia polskiego sektora przedsiębiorstw w latach 2002–2008. Wskaźnik ten został zdefiniowany jako iloraz inwestycji krótkoterminowych oraz zobowiązań krótkoterminowych wyrażony w procentach. Jako jedną ze zmiennych objaśniających przyjęto indeks *Z-score* Altmana, obliczony z wykorzystaniem wag z artykułu źródłowego. Z racji tego, że oryginalny model został wyestymowany na danych amerykańskich, takie mechaniczne przenoszenie rozwiązań opracowanych dla warunków innego kraju prowadzi do błędnych wniosków. Autorzy

konkludują, że na płynność finansową przedsiębiorstwa największy wpływ (36% wyjaśnionej wariancji zmiennej zależnej) ma jego kondycja ekonomiczna, a mniejsze znaczenie mają czynniki strukturalne.

Opierając się na danych jednostkowych z bilansu oraz rachunku zysków i strat polskich przedsiębiorstw, pochodzących ze sprawozdań GUS za lata 2001–2010, Nehrebecka i Dzik (2013) zbadały czynniki ostrzegające przed bankructwem. W badaniu sprawdzono także, jak wcześniej pojawiają się symptomy upadłości. Wykorzystując metody scoringowe, zbudowano wskaźnik pozwalający przypisać przedsiębiorstwu prawdopodobieństwo bankructwa. W modelu prognozy bankructwa w horyzoncie rocznym wśród składowych oceny największą wagę uzyskano dla wskaźnika pokrycia kosztów finansowych, pozwalającego określić zdolność przedsiębiorstwa do obsługi oprocentowania i spłat rat kapitałowych. W prognozie bankructwa przedsiębiorstwa powinny być uwzględnione również informacje o płynności, zadłużeniu, udziale środków pieniężnych w aktywach oraz przychodach ze sprzedaży. Biorąc pod uwagę kierunek sprzedaży, najlepiej zostali ocenieni wyspecjalizowani eksporterzy. W modelu uwzględniającym sytuację makroekonomiczną, który można uznać za bardziej ogólny, najważniejszy w prognozowaniu upadłości był wskaźnik zdolności do spłaty zadłużenia. W modelu prognozowania bankructwa z trzyletnim wyprzedzeniem, tj. modelu wczesnego ostrzegania, nie uzyskano dominującego składnika budowanego wskaźnika. Wagi 20% przypisano wskaźnikowi płynności, obrotom aktywów bieżących oraz zwrotowi ze sprzedaży.

2. Synteza wyników poprzednich analiz i wyniki badań własnych

Znacząca część artykułów empirycznych na temat bankructwa przedsiębiorstw (m.in. Altman 1968; Altman, Sabato 2007; Bartoloni, Baussola 2012) oparta jest na danych obejmujących firmy, które zbankrutowały, oraz firmy, które charakteryzują się dobrą kondycją finansową. Zdarza się, że ta ostatnia grupa jest dobierana na zasadzie podobieństw statystycznych pod względem wielkości, branży czy wieku firmy w porównaniu z tymi przedsiębiorstwami, które zbankrutowały (Beaver 1966). Autorzy badań, wykorzystując m.in. takie metody ekonometryczne, jak regresja logistyczna czy wielowymiarowa analiza dyskryminacyjna, stworzyli modele, które pozwalają na określenie prawdopodobieństwa bankructwa danej firmy oraz wskazanie, które czynniki ekonomiczne i finansowe mają największy wpływ na upadłość. Poniżej opisano przeprowadzoną metaanalizę badań dotyczących bankructwa przedsiębiorstw. Zastosowanie procedury *vote-counting* ma na celu zgromadzenie wiedzy z niezależnych badań na temat wpływu wskaźników finansowych na zagrożenie upadłością i kondycję finansową firmy. Następnie opisana została regresja tobitowa, za pomocą której przeprowadzono analizę i weryfikację hipotez badawczych dotyczących wpływu charakterystyk modeli zaczerpniętych z literatury na precyzję predykcji bankructwa dokonanych na ich podstawie.

Do charakterystyk tych należą: liczba zmiennych objaśniających wykorzystanych w modelu, typ zmiennych objaśniających, zastosowana metoda badawcza oraz liczebność próby, na której estymowano model. Szacowanie tobitu poprzedzono analizą statystyczną z zastosowaniem współczynnika rang Spearmana, jednoczynnikowej analizy wariancji ANOVA, nieparametrycznego modelu Kruskala-Wallisa oraz współczynnika korelacji Pearsona.

Metaanaliza jest ilościową syntezą wyników pochodzących z niezależnych badań, która umożliwia dokonanie bardziej precyzyjnej oceny wpływu działania danej zmiennej objaśniającej. W zależności od rodzaju dostępnych wyników można obliczyć różne miary efektu (*effect size*), oparte m.in. na średnich (np. zwykła różnica średnich – *raw mean difference*, standaryzowana różnica średnich – *d Cohena*⁹ czy też nieobciążona standaryzowana różnica średnich – *g Hedgesa*¹⁰), ekspozycji na zdarzenie (np. współczynnik ryzyka – *risk ratio*, iloraz szans – *odds ratio* czy różnica ryzyk – *risk difference*¹¹) czy też korelacji (por. Ellis 2010). Miary efektu pełnią bardzo ważną rolę w metaanalizie, ponieważ służą do określania wielkości różnic pomiędzy dwoma grupami obserwacji. Zestawienie i porównanie estymatorów miar efektu pochodzących z różnych badań ekonometrycznych służy akumulacji wiedzy oraz ułatwia formułowanie hipotez badawczych. W przypadku badań nad upadłością firm do przeprowadzenia metaanalizy konieczne jest uzyskanie informacji na temat średnich wartości oraz odchyłeń standardowych tych wskaźników finansowych, które uwzględniono w modelu w więcej niż jednym badaniu ekonometrycznym z podziałem na grupę firm, które zbankrutowały oraz grupę firm o dobrej kondycji finansowej. Po przeanalizowaniu 26 artykułów okazało się, że jedynie 11 wskaźników finansowych zostało uwzględnionych w więcej niż jednym artykule. Obliczenie miar wpływu nie było jednakże możliwe ze względu na dostępność niewystarczającej ilości informacji statystycznych dotyczących tych zmiennych. W tej sytuacji jedyną możliwą do wykonania procedurą jest przedstawienie i zinterpretowanie tabeli uwzględniającej pozyskane z niezależnych badań kierunki wpływu i statystyczną istotność poszczególnych wskaźników finansowych (*vote-counting*). Wyniki zostały przedstawione w tabeli 1.

⁹ Miara ta to iloraz różnicy średnich i wewnątrzgrupowego odchylenia standardowego: $d\text{ Cohena} = \frac{\bar{X}_1 - \bar{X}_2}{S_{\text{wewn}}}$.

¹⁰ Ponieważ *d Cohena* jest współczynnikiem obciążonym prowadzącym do przeszacowań estymowanego parametru w przypadku prób o małej liczebności, należy go przemnożyć przez czynnik korygujący *J* otrzymując współczynnik *g Hedgesa* = $J(n_1 + n_2 - 2) \cdot d$, gdzie *J* jest funkcją Gamma: $J(a) = \frac{\Gamma(a)}{\sqrt{a/2} \Gamma((a-1)/2)}$, a n_1, n_2 są liczebnościami próbek.

¹¹ Współczynnik ryzyka, iloraz szans oraz różnica ryzyk są miarami stosowanymi głównie w metaanalizie badań klinicznych z grupą kontrolną. Zakładając, że A to grupa obserwacji, w której podjęto interwencję i wystąpiło dane zdarzenie, B to grupa, w której podjęto interwencję, ale dane zdarzenie nie wystąpiło, C to grupa kontrolna, w której wystąpiło dane zdarzenie, a D to grupa kontrolna, w której zdarzenie nie wystąpiło poszczególne współczynniki kształtują się następująco: $\text{risk ratio} = \frac{A/(A+B)}{C/(C+D)}$, $\text{odds ratio} = \frac{A/B}{C/D}$, $\text{risk difference} = \frac{A}{A+B} - \frac{C}{C+D}$.

Tabela 1
Zbiorcze wyniki dotyczące wpływu wybranych wskaźników finansowych
na prawdopodobieństwo bankructwa

Typ wskaźnika finansowego	Wskaźnik finansowy	Kierunek wpływu	Liczba badań
Płynność finansowa	$\frac{\text{Kapitał pracujący}}{\text{Aktywa ogółem}}$	+	0
		-	4
		nieistotny	2
	$\frac{\text{Aktywa obrotowe}}{\text{Zobowiązania krótkoterminowe}}$	+	1
		-	2
		nieistotny	2
Rentowność	$\frac{\text{Zysk zatrzymany}}{\text{Aktywa ogółem}}$	+	0
		-	4
		nieistotny	1
	$\frac{\text{EBIT}}{\text{Aktywa ogółem}}$	+	0
		-	4
		nieistotny	1
	$\frac{\text{EBITDA}}{\text{Aktywa ogółem}}$	+	0
		-	2
		nieistotny	0
	$\frac{\text{Zysk netto}}{\text{Aktywa ogółem}}$	+	0
		-	2
		nieistotny	1
Obrotowość (produktywność) aktywów	$\frac{\text{Przychody ze sprzedaży}}{\text{Aktywa ogółem}}$	+	0
		-	2
		nieistotny	3
Zabezpieczenie spłaty długu	$\frac{\text{EBIT}}{\text{Odsetki}}$	+	0
		-	2
		nieistotny	0
Dźwignia finansowa	$\frac{\text{Zobowiązania krótko- i długoterminowe}}{\text{Aktywa ogółem}}$	+	3
		-	0
		nieistotny	0
Charakterystyka firmy	Wiek firmy	+	0
		-	1
		nieistotny	1
	Wielkość firmy (wartość aktywów)	+	1
		-	3
	nieistotny	0	

Na podstawie dostępnej literatury wyodrębniono dwa wskaźniki finansowe służące do mierzenia płynności finansowej: kapitał pracujący do aktywów ogółem oraz aktywa obrotowe do zobowiązań krótkoterminowych. W przypadku pierwszego wskaźnika kapitał pracujący jest obliczany jako nadwyżka aktywów obrotowych nad zobowiązaniami krótkoterminowymi. Na sześć badań, w których uwzględniono ten wskaźnik jako zmienną objaśniającą, w czterech (Beaver 1966; Altman 1968; Ponce, Mediana 2012; Postek, Puchalska 2012) uzyskano ujemny wpływ na prawdopodobieństwo bankructwa, natomiast w dwóch (Caracota, Dimitriu, Dinu 2010; Shumway 2001) okazał się on zmienną nieistotną statystycznie. W przypadku drugiego ze wskaźników przybliżających płynność finansową przedsiębiorstwa można dostrzec większą heterogeniczność uzyskanych rezultatów. Ponce i Mediana (2012), analizując wpływ relacji aktywów obrotowych do zobowiązań krótkoterminowych na *CDS spread* uzyskali zależność dodatnią, co oznacza, że im wyższy jest ten wskaźnik finansowy, tym większe jest zagrożenie upadłością. Bardziej intuicyjne rezultaty opisano w pracy Beavera (1966) oraz Mączyńskiej i Zawadzkiego (2006). Wskaźnik ten okazał się nieistotny w badaniach przeprowadzonych przez Żmijewskiego (1984) oraz Shumwaya (2001).

Do wskaźników odzwierciedlających efektywność działania przedsiębiorstwa, a więc wskaźników rentowności najczęściej występujących w empirycznej literaturze przedmiotu można zaliczyć: zysk zatrzymany do aktywów ogółem – odpowiadający za pomiar rentowności skumulowanego zysku zatrzymanego w przedsiębiorstwie, EBIT do aktywów ogółem – pokazujący produktywność aktywów przedsiębiorstwa, niezależną od podatków oraz odsetek, EBITDA do aktywów ogółem oraz zysk netto do aktywów ogółem – informujący o rentowności wszystkich aktywów firmy w stosunku do wypracowanych przez nią zysków. Pierwszy ze wskaźników – zysk zatrzymany do aktywów ogółem – okazał się mieć ujemny wpływ na prawdopodobieństwo bankructwa, co zaraportowano w czterech z pięciu badań (Altman 1968; Altman, Sabato 2007; Ponce, Mediana 2012; Postek, Puchalska 2012), w których wskaźnik ten był brany pod uwagę. W badaniu Shumway (2001) uzyskano zależność statystycznie nieistotną. Podobne wnioski nasuwają się po przeanalizowaniu uzyskanych przez badaczy rezultatów dla wskaźnika EBIT do aktywów ogółem: w czterech badaniach (Altman 1968; Shumway 2001; Mączyńska, Zawadzki 2006; Postek, Puchalska 2012) dostrzeżono zależność ujemną, podczas gdy w piątym badaniu (Caracota, Dimitriu, Dinu 2010) zmienna ta okazała się być nieistotna. Wskaźnik finansowy EBITDA do aktywów ogółem występuje w zaledwie dwóch artykułach (Altman 2007; Dullmann, Herrmann, Todter 2011), przy czym w obu uzyskano jego ujemny wpływ na prawdopodobieństwo bankructwa. Z tego też względu należy się spodziewać, że wraz ze wzrostem wskaźnika finansowego EBITDA do aktywów ogółem polskich przedsiębiorstw zagrożenie upadłością będzie się zmniejszać. O poprawiającej się zyskowości świadczy wzrastająca wartość wskaźnika ROA, obliczanego jako iloraz zysku netto do aktywów ogółem. Należy się zatem spodziewać, że im większa jest jego wartość, tym mniejsze jest zagrożenie upadłością, co zostało potwierdzone w dwóch niezależnych badaniach (Żmijewski 1984; Shumway 2001). Ponce

i Mediana (2012) natomiast, szacując uporządkowany model logitowy, uzyskali zależność nieistotną.

Zgodnie z informacjami zawartymi w tabeli 1, najczęściej występujący w literaturze wskaźnik finansowy informujący o produktywności aktywów ogółem jest równy ilorazowi przychodów ze sprzedaży oraz wartości aktywów ogółem. Informuje on o tym, jaką średnią liczbę obrotów wykonał kapitał finansujący majątek firmy. W większości prac (Altman 1968; Shumway 2001; Caracota, Dimitriu, Dinu 2010) dowiedziono, że wskaźnik ten nie ma wpływu na zagrożenie upadłością. Jedynie w dwóch z pięciu artykułów (Mączyńska, Zawadzki 2006; Dullmann, Herrmann, Todter 2011) uzyskano zależność ujemną.

Do podstawowych wskaźników wykorzystywanych do analizy zadłużenia spółki należy wskaźnik zdolności do spłaty odsetek, obliczany jako iloraz zysku operacyjnego (EBIT) oraz kosztów odsetek. Wskaźnik ten ukazuje, w jakim stopniu zyski operacyjne spółki mogą się zmniejszyć, aby zostały pokryte odsetki od zobowiązań. Im wyższa wartość tego wskaźnika, tym większe bezpieczeństwo finansowe, a tym samym mniejsze zagrożenie upadłością. W obu badaniach, w których włączono do modelu wskaźnik zdolności do spłaty odsetek (Mączyńska, Zawadzki 2006; Ponce, Mediana 2012), uzyskano ujemny wpływ na prawdopodobieństwo bankructwa, co potwierdza wcześniejsze rozważania.

Wśród wskaźników wspomaganie finansowego najczęściej występujących w literaturze znajduje się wskaźnik ogólnego zadłużenia, który pokazuje, jaki jest udział kapitałów obcych w finansowaniu majątku przedsiębiorstwa. Jest on równy ilorazowi zobowiązań krótko- i długoterminowych oraz aktywów ogółem. Im wyższa jest jego wartość, tym większe zagrożenie bankructwem, co potwierdzają wyniki trzech badań (Beaver 1966; Żmijewski 1984; Shumway 2001), w których wskaźnik ten włączono do analizy jako zmienną objaśniającą.

Zgodnie z tabelą 1, niejasny jest wpływ wieku firmy na prawdopodobieństwo bankructwa. Bartoloni i Baussola (2012) uzyskali ujemny wpływ tej zmiennej objaśniającej, co oznaczać by mogło, że firmy dłużej funkcjonujące na rynku są mniej zagrożone upadłością. Natomiast Shumway (2001), estymując model hazardu, otrzymał wynik wskazujący na statystyczną nieistotność tej zmiennej. Inną charakterystyką firmy braną pod uwagę w tworzeniu modeli wczesnego ostrzegania jest jej wielkość, mierzona wartością aktywów ogółem. W przypadku tej zmiennej można zaobserwować większą homogeniczność wyników, ponieważ w trzech z czterech badań, w których wielkość przedsiębiorstwa uwzględniono w analizie (Beaver 1966; Mączyńska, Zawadzki 2006; Ponce, Mediana 2012) uzyskano zależność ujemną, a w czwartym artykule (Dullmann, Herrmann, Todter 2011) wskazano na zależność dodatnią.

Do formułowania wniosków na podstawie przeprowadzonej procedury *vote-counting* należy podchodzić z dużą dozą ostrożności z dwóch powodów: po pierwsze, zbiór artykułów stanowiących bazę danych nie jest wystarczająco liczny, a po drugie, w metodzie tej nie uwzględnia się wielkości próby, za pomocą której badacze otrzymali poszczególne wyniki. Tymczasem Cooper, Hedges oraz Valentine (2009) wskazują, że wraz ze wzrostem liczby obserwacji wzrasta prawdopodobień-

stwo otrzymania istotnej statystycznie zależności pomiędzy zmiennymi. Jednocześnie ci sami autorzy sugerują, aby stosować procedurę *vote-counting* w przypadku takiego zbioru badań, który zamiast informacji niezbędnych do obliczenia miar efektu zawiera informacje o kierunku wpływu i statystycznej istotności. Podobnej do opisanej powyżej analizy zmiennych objaśniających dokonali Kysucky i Norden (2013), badając zależności pomiędzy bankowością relacyjną a wynikającymi z niej potencjalnymi korzyściami dla pożyczkobiorców.

Tabela 2
Metody i zmienne wykorzystane do weryfikacji hipotez
na temat wpływu charakterystyk modelu na trafność predykcji

Zmienna zależna	Zmienna niezależna	Skala pomiaru zmiennej niezależnej	Zastosowana metoda
Odsetek poprawnych predykcji <i>out-of-sample</i>	Liczba zmiennych objaśniających w modelu, przyjmująca wartości ze zbioru: {1, 5, 6, 8, 10, 12}	Zmienna porządkowa	Współczynnik rang Spearmana
	Typ zmiennych objaśniających: 1) wskaźniki finansowe ze sprawozdań; 2) zmienne zawierające informacje giełdowe; 3) wskaźniki finansowe oraz zmienne zawierające informacje giełdowe; 4) zmiennymi objaśniającymi są opóźnione wartości zmiennej objaśnianej.	Zmienna nominalna przyjmująca więcej niż dwie wartości	ANOVA oraz test Kruskala-Wallis
	Metoda badawcza: 1) wielowymiarowa analiza dyskryminacyjna; 2) regresja logistyczna; 3) DEA; 4) model <i>Markov-Mixture</i> ; 5) model hazardu;	Zmienna nominalna przyjmująca więcej niż dwie wartości	ANOVA oraz test Kruskala-Wallis
	Wielkość próby, przyjmująca wartości z przedziału [66, 7119]	Zmienna ilościowa	Współczynnik korelacji Pearsona

Źródło: Opracowanie własne.

W części prac badawczych dotyczących upadłości przedsiębiorstw (Altman 1968; Min, Lee 2008; Altman 2007; Du, Suo 2007; Frydman, Schuermann 2008; Bartoloni, Baussola 2012) zawarto opis prognozowania bankructwa dla firm należących do próby *out-of-sample* z wykorzystaniem oszacowanych parametrów. Trafność predykcji przedstawiono w postaci odsetka poprawnie zaklasyfikowanych firm, którego wartości zawierają się w przedziale [0,4; 0,95]. Odsetek ten posłużył jako zmienna objaśniana w modelu tobitowym, którego estymację opisa-

no w dalszej części artykułu. Na jego podstawie dokonano weryfikacji hipotez badawczych o istnieniu statystycznie istotnej zależności pomiędzy charakterystykami poszczególnych badań, takimi jak: liczba zmiennych objaśniających w modelu, typ zmiennych objaśniających, metoda oraz wielkość próby, na której estymowano model, a trafnością prognoz. Tabela 2 zawiera bardziej szczegółowe informacje na temat wykorzystanych narzędzi analizy statystycznej poprzedzającej szacowanie modelu tobitowego. Do narzędzi tych należą: współczynnik rang Spearmana, jednoczynnikowa analiza wariancji, nieparametryczny test Krukala-Wallisa oraz współczynnik korelacji Pearsona.

Zgodnie z informacjami zawartymi w tabeli 3 hipotezę zerową o istnieniu jakiegokolwiek statystycznie istotnego związku pomiędzy liczbą zawartych w modelu zmiennych objaśniających a jego zdolnością do przewidywania bankructwa należy odrzucić na 5% poziomie istotności. Oznacza to więc, że obie zmienne są niezależne względem siebie.

Tabela 3

Wyniki analizy zależności pomiędzy liczbą zmiennych objaśniających w modelu a trafnością predykcji

Współczynnik Spearmana	
<i>rho</i> Spearmana	-0,53
<i>p-value</i>	0,14

Źródło: Opracowanie własne.

W tabeli 4 zostały przedstawione wyniki analizy zależności pomiędzy typem zmiennych objaśniających a trafnością predykcji modelu. Zanim zastosowana została ANOVA, przeprowadzono test Levene'a, na podstawie którego na 5% poziomie istotności nie można odrzucić hipotezy zerowej o homogeniczności wariancji w grupach wyodrębnionych za pomocą zmiennej objaśniającej. Na podstawie wyników uzyskanych przy użyciu ANOVA należy sformułować wniosek, że typ zmiennych objaśniających nie ma wpływu na trafność predykcji modelu. Potwierdza to także nieparametryczny test Kruskala-Wallisa, dla którego *p-value* osiągnęło wartość 0,44.

Tabela 4

Wyniki analizy zależności pomiędzy typem zmiennych objaśniających w modelu a trafnością predykcji

Rodzaj analizy	<i>p-value</i>
Test Levene'a na równość wariancji w podgrupach	0,14
ANOVA	0,46
Nieparametryczny test Kruskala-Wallisa	0,44

Źródło: Opracowanie własne.

Podobne podejście do opisanego powyżej zastosowano również w przypadku zmiennej określającej metodę badawczą zastosowaną przez autora. W tym przypadku jednak, o czym świadczą wyniki zamieszczone w tabeli 5, hipotezę zerową o równości wariancji w podgrupach należy odrzucić na 5% poziomie istotności. Oznacza to, że do wyników ANOVA należy podchodzić z ostrożnością, ponieważ nie są spełnione jej podstawowe założenia. Stosując 5% poziom istotności, hipotezę zerową o istnieniu związku pomiędzy stosowaną metodą badawczą a trafnością predykcji modelu należy odrzucić. Wniosek ten potwierdza także nieparametryczny test Kruskala-Wallisa, dla którego nie muszą być spełnione żadne wstępne założenia.

Tabela 5
Wyniki analizy zależności pomiędzy metodą zastosowaną w modelu a trafnością predykcji

Rodzaj analizy	<i>p-value</i>
Test Levene'a na równość wariancji w podgrupach	0,00
ANOVA	0,67
Nieparametryczny test Kruskala-Wallisa	0,57

Źródło: Opracowanie własne.

Weryfikacji ostatniej z hipotez dotyczącej zależności pomiędzy liczebnością próby wykorzystanej do oszacowania modelu a trafnością obliczonych przy jego pomocy predykcji bankructwa dokonano przy użyciu współczynnika korelacji Pearsona. Bardziej szczegółowe informacje zostały zawarte w tabeli 6, na podstawie której można sformułować wniosek, że na 5% poziomie istotności zależność ta nie jest statystycznie istotna.

Tabela 6
Wyniki analizy zależności pomiędzy liczebnością próby a trafnością predykcji modelu

Współczynnik korelacji Pearsona	
<i>rho</i> Pearsona	-0,32
<i>p-value</i>	0,40

Źródło: Opracowanie własne.

Innym podejściem, jakie zastosowane zostało w celu weryfikacji hipotez o wpływie zmiennych zawartych w tabeli 2 na precyzyjność predykcji dokonanych na podstawie danego modelu, jest regresja tobitowa. Model tobitowy jest najodpowiedniejszym z tego względu, że zmienna zależna, którą jest odsetek poprawnych predykcji jest wartością z przedziału zamkniętego [0, 1]. Wyniki estymacji zawarte w tabeli 7 potwierdzają wnioski sformułowa-

ne na podstawie analizy statystycznej. Wszystkie zmienne objaśniające włączone do regresji tobitowej są zarówno indywidualnie, jak i łącznie nieistotne (p -value = 0,1427). Nieistotność tych parametrów może być spowodowana przede wszystkim zbyt małą liczebnością próby, ponieważ do analizy wybrano jedynie modele, na podstawie których autorzy dokonali predykcji bankructwa na próbie *out-of-sample*.

Tabela 7
Wyniki regresji tobitowej – analiza wpływu charakterystyk badania na precyzję predykcji

Zmienna objaśniająca	Współczynnik	Odchylenie standardowe	Statystyka t	p -value	95% przedział ufności	
Metoda badawcza	-0,018	0,045	-0,41	0,701	-0,1347	0,0978
Typ zmiennych objaśniających	0,104	0,082	1,27	0,259	-0,1062	0,3148
Wielkość próby	-0,034	0,017	-2,01	0,101	-0,0770	0,0095
Liczba zmiennych objaśniających w modelu	-0,000	0,000	-2,04	0,096	-0,0002	0,0000
Stała	0,995	0,201	4,95	0,004	0,4780	1,5126
Sigma	0,134	0,032	-	-	0,0529	0,2154
Liczba obserwacji				9		
Wartość logarytmu funkcji wiarygodności				5,3085		
$\chi^2(4)$				6,87		
p -value				0,14		
Pseudo R^2				-1,84		

Źródło: Opracowanie własne.

Podsumowanie

Badania dotyczące kondycji finansowej i upadłości firm są szeroko prezentowane w literaturze polskiej i światowej. Systemy wczesnego ostrzegania przed bankructwem stały się obiektem zainteresowań w Stanach Zjednoczonych już na początku XX w. Największe zapotrzebowanie na tego typu modele miało miejsce w dobie światowego kryzysu gospodarczego lat 30., ale przełom w badaniach nastąpił do-

piero w latach 60., kiedy to Altman (1968) opracował indeks *Z-score*, pozwalający na szybkie wykrycie zagrożeń utrudniających funkcjonowanie przedsiębiorstw. W późniejszych badaniach modele, stanowiące systemy wczesnego ostrzegania, zostały wzbogacone o informacje z rynku kapitałowego. Dalszy rozwój technik ekonometrycznych umożliwił zastosowanie modeli dynamicznych, takich jak analiza trwania czy też łańcuchy Markowa (Shumway 2001; Frydman, Schuermann 2008). Na popularności zyskały także metody *data mining*, do których należą sieci neuronowe, drzewa decyzyjne czy techniki SVDD. W Polsce zainteresowanie zagadnieniami związanymi z predykcją bankructwa przedsiębiorstw nastąpiło dopiero w połowie lat 90. XX w. Według Mączyńskiej i Zawadzkiego (2006) było to spowodowane transformacją ustrojową zapoczątkowaną w 1989 r.

Dokonano przeglądu i metaanalizy literatury poświęconej bankructwom firm. Wykorzystując procedurę *vote-counting*, wyróżniono główne grupy czynników uwzględnianych w badaniach upadłości przedsiębiorstw, takich jak: płynność finansowa, rentowność, produktywność aktywów, zabezpieczenie spłaty długu, dźwignia finansowa, wiek i wielkość firmy.

Różnorodność stosowanych danych oraz zróżnicowana liczebność zbiorów danych powodują, że uogólnianie wyników w skali globalnej może stanowić niełatwe do realizacji zadanie. Wyniki z niezależnych badań dla wielu z tych predyktorów nie są jednoznaczne. Podjęto próbę przeprowadzenia statystyczno-ekonometrycznej analizy wyników badań w celu oceny wpływu charakterystyk modeli zaczerpniętych z literatury na precyzję predykcji bankructwa dokonanych na ich podstawie. Wykorzystano współczynniki rang Spearmana, jednoczynnikową analizę wariancji, nieparametryczny test Krukala-Wallisa, współczynnik korelacji Pearsona oraz regresję tobitową. Na podstawie metaanalizy wybrano następujące cechy badań, które uwzględniono w analizie: liczba zawartych w modelu zmiennych objaśniających, typ zmiennych objaśniających, metoda badawcza, liczebność próby. Stwierdzono, iż analizowane charakterystyki badań nie determinują znacząco jakości predykcji modeli.

Powstaje zatem pytanie, czy wybór metody statystycznej jest aż tak istotny? Procent poprawnych klasyfikacji otrzymany przy wykorzystaniu różnych metod najczęściej nie różni się istotnie w obrębie danego badania. Taka sytuacja została wytłumaczona przez Lovie i Lovie (1986) jako efekt płaskiego maksimum, co oznacza, że wyniki bliskie optymalnym można osiągnąć na wiele sposobów, poprzez różne kombinacje zmiennych lub oszacowań parametrów. Z tego powodu większość metod jest w stanie zbliżyć się do najbardziej optymalnego rozwiązania, ale dalsza istotna poprawa efektywności modelu może być osiągnięta dzięki poprawie jakości dostępnych danych, a nie poprzez zmianę metodologii. Dlatego tak ważne jest, aby podczas decyzji o wyborze metody badania wziąć pod uwagę wszystkie wady i zalety, i wybrać taką, która najlepiej pasuje do problemu z którym musimy się zmierzyć.

Bibliografia

- Agarwal R., Sarkar M.B., Echambadi R., *The Conditioning Effect of Time on Firm Survival: An Industry Life Cycle Approach*, „Academy of Management Journal” 2002, nr 45(5).
- Allen F., Gale D., *Corporate Governance and Competition*, w: *Corporate Governance: Theoretical and Empirical Perspectives*, red. X. Vives, Cambridge University Press, Cambridge 2000.
- Altman E.I., *Financial Ratios, Discriminant Analysis, and the Prediction of Corporate Bankruptcy*, „Journal of Finance” 1968, nr 23(4).
- Altman E., Sabato G., *Modeling Credit Risk for SMEs: Evidence from the U.S. Market*, „Abacus” 2007, nr 43.
- Antonowicz P., *Jednowymiarowe predyktory upadłości przedsiębiorstw – metodyka badań empirycznych*, w: *Zarządzanie wartością instytucji finansowych*, red. R. Płoska, M. Chmielewski, nr 4/5, Wyd. FRUG, Sopot 2011.
- Audretsch D., Mahmood T., *New Firm Survival: New Results Using a Hazard Function*, „The Review of Economics and Statistics” 1995, nr 77(1).
- Bartoloni E., Baussola M., *Financial Performance in Manufacturing Firms: a Comparison between Parametric and Non Parametric Approaches*, Working paper, Università Cattolica Del Sacro Cuore Piacenza, „Economia Quaderno” 2012, nr 82.
- Beaver W.H., *Financial Ratios as Predictors of Failure*, „Journal of Accounting Research” 1966, nr 4.
- Bond S. et al., *Financial Factors and Investment in Belgium, France, Germany and the UK: a Comparison Using Company Panel Data*, „Review of Economics and Statistics” 2003, nr 85.
- Bushman B.J., Wang M.C., *Vote-counting Procedures in Meta-analysis*, w: *The Handbook of Research Synthesis and Meta-Analysis*, red. H. Cooper, L.V. Hedges, J.C. Valentine, Second Edition, Russel Sage Foundation, New York 2009.
- Caracota R.C., Dimitriu M., Dinu M.R., *Building a Scoring Model for Small and Medium Enterprises*, „Theoretical and Applied Economics” 2010, nr 9(550).
- Cefis E., Marsili O., *A Matter of Life and Death: Innovation and Firm Survival*, „Industrial and Corporate Change” 2005, nr 14(6).
- Chaney T., *Liquidity Constrained Exporters*, Mimeo, University of Chicago, 2005.
- Cooper H., Hedges L.V., Valentine J.C. (red.), *The Handbook of Research Synthesis and Meta-Analysis*, Second Edition, Russel Sage Foundation, New York 2009.
- Du Y., Suo W., *Assesing Credit Quality from the Equity Market: Can Structural Approach Forecast Credit Ratings?*, „Canadian Journal of Administrative Sciences” 2007, nr 24(3).
- Dullmann K., Herrmann H., Todter K.H., *Improvements in Rating Models for German Corporate Sector*, Discussion Paper Series 2: Banking and Financial Studies, nr 11, Deutsche Bundesbank 2011.
- Ellis P.D., *The Essential Guide to Effect Sizes*, Cambridge University Press, Cambridge 2010.
- Evans D., *The Relationship Between Firm Growth, Size and Age: Estimates for 100 Manufacturing Industries*, „The Journal of Industrial Economics” 1987, nr 35(4).
- Festre A., *Money, Banking and Dynamics: Two Wicksellian Routes from Mises to Hayek and Schumpeter*, „The American Journal of Economics and Sociology” 2002, nr 61(2).

- Frydman H., Schuermann T., *Credit Rating Dynamics and Markov Mixture Models*, „Journal of Banking & Finance” 2008, nr 32.
- Geroski P.A., Mata J., Portugal P., *Founding Conditions and the Survival of New Firms*, Danish Research Unit for Industrial Dynamics Working Paper, nr 07–11, 2007.
- Gibrat R., *Les Inegalites Economiques. Applications: Aux Inegalites des Richesses, a la Concentration des Entreprises, Aux Populations des Villes, Aux Statistiques des Familles*, etc., d'une Loi Nouvelle: La Loi de l'Effect Proportionnel, Sirey, Paris 1931.
- Görg H., Spaliara M.E., *Financial Health, Exports and Firm Survival: A Comparison of British and French Firms*, Kiel Institute for the World Economy Working Paper 1568, 2009.
- Greenaway D., Guariglia A., Kneller R., *Financial Factors and Exporting Decisions*, „Journal of International Economics” 2007, nr 73.
- Harhoff D., Stahl K., Woywode M., *Legal Form, Growth and Exit of West German Firms – Empirical Results for Manufacturing, Construction, Trade and Service Industries*, „The Journal of Industrial Economics” 1998, nr 46(4).
- Hayek F.A., *Prices and Production* (1931), wyd. 2, Routledge & Sons, London 1935.
- Hayek F.A., *Monetary Theory and the Trade Cycle*, Jonathan Cape, London 1933.
- Hilscher J., Wilson M., *Credit Ratings and Credit Risk*, Working Paper, nr 31, International Business School, Brandeis University, 2012.
- Hwang R.C., Siao J.S., Chung H., Chu C.K., *Assesing Bankruptcy Prediction Models Via Information Content of Technical Inefficiency*, „Journal of Productivity Analysis” 2011, nr 36.
- Jovanovic B., *Selection and Evolution of Industry*, „Econometrica” 1982, nr 50(3).
- Kaplan S.N., Zingales L., *Do Financing Constraints Explain Why Investment is Correlated with Cash Flows*, „Quarterly Journal of Economics” 1997, nr 112(1).
- Kisielińska J., Waszkowski A., *Zagregowana ocena kondycji finansowej przedsiębiorstw z wykorzystaniem polskich modeli upadłości*, „Ekonomista” 2015, nr 5.
- Kysucky V., Norden L., *The Benefits of Relationship Lending in a Cross-Country Context: A Meta-Analysis*, Erasmus University Working Paper, Rotterdam School of Management 2013.
- Lamont O., Polk C., Saa-Requejo J., *Financial Constraints and Stock Return*, „Review of Financial Studies” 2001, nr 14.
- Le P.N.M., *What Determines the Access to Credit by SMEs? A Case Study in Vietnam*, „Journal of Management Research” 2012, nr 4(4).
- López-García P., Puente S., *Business Demography in Spain: Determinants of Firm Survival*, Banco de España Documentos de Trabajo, nr 0608, 2006.
- Lovie A., Lovie P., *The Flat Maximum Effect and Linear Scoring Models for Prediction*, „Journal of Forecasting” 1986, nr 5(3).
- Mata J., Antunes A., Portugal P., *Borrowing Patterns, Bankruptcy and Voluntary Liquidation*, Banco de Portugal Working Paper, nr 27, 2010.
- Mączyńska E., Zawadzki M., *Dyskryminacyjne modele predykcji bankructwa przedsiębiorstw*, „Ekonomista” 2006, nr 2.
- Min J.H., Lee Y., *A Practical Approach to Credit Scoring*, „Expert Systems with Applications” 2008, nr 35(4).
- Moro A., Fink F., *Loan Managers' Trust and Credit Access for SMEs*, „Journal of Banking & Finance” 2013, nr 37(3).
- Nakamura L.I., Roszbach K., *Credit Ratings and Bank Monitoring Ability*, Research Department, Federal Reserve Bank of Philadelphia, Working Paper, 2010.

- Nehrebecka N., Dzik A., *Zdolność przetrwania przedsiębiorstw w Polsce*, „Wiadomości Statystyczne” 2013, nr 5.
- Ponce A.T., Mediana R.S., *Examining What Best Explains Corporate Credit Risk: Accounting-based versus Market-based Models*, Working paper, WP FIECAC 12.03, 2012.
- Porter M.E., *The Structure within Industries and Companies*, „The Review of Economics and Statistics” 1979, nr 61.
- Postek Ł., Puchalska K., *Rola czynników strukturalnych w kształtowaniu się wskaźnika płynności gotówkowej polskiego sektora przedsiębiorstw*, „Bank i Kredyt” 2012, nr 43(5).
- Rajan R., Zingales L., *Banks and Markets: The Changing Character of European Finance*, NBER Working Paper 9595, 2003.
- Schumpeter J.A., *The Theory of Economic Development: An Inquiry into Profits, Capital, Credit, Interest and the Business Cycle* (1911), Transaction Publishers, New Brunswick–London 2008.
- Shumway T., *Forecasting Bankruptcy More Accurately: A Simple Hazard Model*, „Journal of Business” 2001, nr 74(1).
- Tanthonongsakkun S., Treepongkaruna S., *Explaining Credit Ratings of Australian Companies – An Application of the Merton Model*, „Australian Journal of Management” 2008, nr 33(2).
- Wędzki D., *Wielowymiarowa analiza bankructwa na przykładzie budownictwa*, „Badania Operacyjne i Decyzje” 2005, nr 2.
- Whited T.N., Wu G., *Financial Constraints Risk*, „Review of Financial Studies” 2006, nr 19(2).
- Xuesong G., Zhengwei Z., Jia S., *A Corporate Credit Rating Model Using Support Vector Domain Combined with Fuzzy Clustering Algorithm*, „Mathematical Problems in Engineering” 2012.
- Żmijewski M.E., *Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models*, „Journal of Accounting Research” 1984, nr 22.

DETERMINANTY WSKAŹNIKA PREDYKCJI BANKRUCTWA: PRZEGLĄD MODELI I METAANALIZA

Streszczenie

Artykuł zawiera obszerny przegląd i analizę modeli stosowanych w ocenie kondycji finansowej przedsiębiorstw pod kątem widzenia prawdopodobieństwa ich bankructwa. W celu usystematyzowania wiedzy na temat determinant bankructwa firm dokonano metaanalizy modeli predykcyjnych stosowanych w badaniach empirycznych z tego zakresu. Wyróżniono główne grupy czynników uwzględnianych w badaniach upadłości przedsiębiorstw: płynność finansowa, rentowność, produktywność aktywów, zabezpieczenie spłaty długu, dźwignia finansowa, wiek i wielkość firmy. Z dostępnej literatury wybrano 26 studiów poświęconych tej problematyce i zbudowano bazę danych zawierającą informacje o oszacowanych modelach. Stosując współczynnik rang i współczynnik korelacji, analizę wariancji, nieparametryczny test Kruskala-Wallisa oraz regresję tobitową, dokonano oceny wpływu zmiennych objaśniających w poszczególnych badaniach na trafność predykcji opartych na danym modelu. W ocenie porównawczej uwzględniono liczbę zmiennych zawartych w modelu, rodzaj zmiennych objaśniających, metodę estymacji oraz liczebność próby. Na podstawie analizy statystyczno-ekonometrycznej stwierdzono, że rozważane charak-

terystyki poszczególnych modeli były nieistotne dla dokładności wyprowadzanych z nich prognoz bankructwa.

Słowa kluczowe: predykcja bankructwa, metaanaliza, finanse przedsiębiorstw

JEL: G21, C83

DETERMINANTS OF THE BANKRUPTCY PREDICTION INDICATOR: REVIEW OF MODELS AND META-ANALYSIS

Summary

The paper includes a comprehensive review of the literature and comparative analysis of models used in assessing financial condition of an enterprise from the point of view of bankruptcy prediction. In order to systematize the knowledge of factors underlying firm's bankruptcy, the authors have carried out a meta-analysis of bankruptcy prediction models applied in empirical research. The main groups of factors considered in bankruptcy research include the following indicators: cash-flow, profitability, asset productivity, debt repayment ability, financial leverage, firm's age and size. Based on the available stock of studies, the authors have selected 26 papers and constructed a database including information on the estimated models. Using rank correlation, correlation coefficient, variance analysis, non-parametric Kuskal-Wallis test, and tobit regression, they assessed the impact of the explanatory variables considered in individual models on the accuracy of predictions rendered by a given model. In a comparative assessment consideration was given to the number and type of explanatory variables included in the model, estimation method and the sample size. The results of the statistical and econometric analysis suggest that the investigated characteristics of the individual models are not significant for their prediction precision as regards bankruptcy.

Key words: bankruptcy prediction, meta-analysis, corporate finance

JEL: G21, C83

ДЕТЕРМИНАНТЫ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ БАНКРОТСТВА: ОБЗОР МОДЕЛЕЙ И МЕТА-АНАЛИЗ

Резюме

В статье содержится обширный обзор и анализ моделей, применяемых при оценке финансового состояния предприятий с точки зрения вероятности их банкротства. С целью систематизации знаний на тему детерминант банкротства авторами был проведен мета-анализ моделей прогнозирования, применяемых в эмпирических исследованиях этой проблемы. Были выделены главные группы факторов, появляющихся в исследованиях банкротств предприятий: финансовая рентабельность, эффективность активов, обеспечение погашения кредитов, финансовый рычаг, возраст и величина фирмы. Из доступной литературы было выбрано 26 разработок, посвященных этой проблематике; была построена база данных, содержащая информацию о примененных в них моделях.

Авторы использовали коэффициент рангов и коэффициент корреляции, анализ вариации, непараметрический тест Краскала-Уоллиса и регрессию Тобина для анализа влияния объясняющих переменных на точность прогноза, рассчитанного по данной модели. В сравнительной оценке было учтено количество переменных, содержащихся в модели, вид объясняющих переменных, метод эstimации и величина пробы. На основе статистико-эконометрического анализа было отмечено, что рассматриваемые характеристики отдельных моделей не являются существенными с точки зрения точности сделанных на их основании прогнозов банкротства.

Ключевые слова: прогнозирование банкротства, мета-анализ, финансы предприятий

JEL: G21, C83