

Systemy wczesnego ostrzegania o zagrożeniu upadłością przedsiębiorstw z sektora budowlanego – porównanie analizy dyskryminacyjnej i modelu logitowego

Karol Rusiecki, Anna Białek-Jaworska*

Streszczenie

W warunkach gospodarki rynkowej, przy stale rosnącej konkurencji i zatorach płatniczych, przewidywanie zagrożenia przedsiębiorstw upadłością zyskuje na znaczeniu. Celem artykułu jest zbudowanie modelu dyskryminacyjnego i logitowego do prognozowania upadłości przedsiębiorstw budowlanych na danych z okresu słabej koniunktury próby uczącej, składającej się z 98 przedsiębiorstw. Charakter aplikacyjny wyników badań przeprowadzonych w artykule na próbie uczącej dotyczy zastosowania oszacowanego modelu do prognozowania upadłości przedsiębiorstw w warunkach polskiej gospodarki, w okresie dobrej koniunktury w budownictwie, na próbie testowej składającej się z 44 spółek budowlanych na rok i dwa lata przed upadłością. W badaniu wykorzystano dane finansowe z serwisu informacyjnego EMIS oraz Monitora Polski B, na temat 71 spółek budowlanych, które formalnie odpowiednio w roku 2014 lub 2013 (próba ucząca) oraz 2009 (próba testowa) złożyły wniosek o ogłoszenie upadłości, i 71 spółek budowlanych, które kontynuowały działalność co najmniej rok po badanym okresie.

Słowa kluczowe: upadłość przedsiębiorstw, analiza dyskryminacyjna, model logitowy, skuteczność prognostyczna

Kody JEL: G33, L74

DOI: 10.17451/eko/43/2015/126

* Wydział Nauk Ekonomicznych, Uniwersytet Warszawski.

1. Wprowadzenie

Celem artykułu jest zbudowanie modelu dyskryminacyjnego i logitowego do prognozowania upadłości przedsiębiorstw budowlanych na danych z okresu słabej koniunktury i ich praktyczna aplikacja do przedsiębiorstw z branży budowlanej w okresie dobrej koniunktury w budownictwie w Polsce. W 2012 i 2013 roku w Polsce zanotowano aż 218 i 213 upadłości przedsiębiorstw budowlanych (Monitor Sądowy i Gospodarczy 2014). Raport Coface na temat upadłości firm w Polsce w 2014 roku wskazuje, że 20% ogólnej liczby upadłości dotyczy branży budowlanej (Coface 2014, 5). Rosnąca liczba bankructw zwiększa zapotrzebowanie na zidentyfikowanie ryzyka upadłości przedsiębiorstw, kontrolę ich sytuacji ekonomiczno-finansowej oraz skuteczne prognozowanie zagrożeń upadłością, tak aby z wyprzedzeniem na nie reagować (Korol i Prusak 2005, 171–174). Analizowane modele są najczęściej wykorzystywane do prognozowania upadłości firm (Aziz i Dar 2006, 11–33) oraz wykazują się najwyższą zdolnością do poprawnej klasyfikacji firm do zbioru bankrutów i niebankrutów na zbiorze uczącym oraz zbiorze testowym (Pociecha 2005, 120).

W badaniu zostaną wykorzystane dane finansowe z serwisu informacyjnego EMIS oraz Monitora Polski B dotyczące 71 spółek budowlanych, które formalnie w roku 2014 lub 2013 (próba ucząca) lub w roku 2009 (próba testowa) złożyły wniosek o ogłoszenie upadłości i 71 spółek budowlanych, które kontynuowały działalność co najmniej rok po badanym okresie. Zdolność predykcyjna wielowymiarowej analizy dyskryminacyjnej oraz modelu logitowego zostanie zbadana na podstawie wyników estymacji dla próby uczącej złożonej z 98 spółek. Skuteczność poprawnej klasyfikacji skonstruowanych modeli zostanie sprawdzona na próbie testowej obejmującej 44 firmy budowlane na rok i dwa lata przed upadłością.

Struktura artykułu przedstawia się następująco. Najpierw zostanie omówiona skala upadłości przedsiębiorstw budowlanych w latach 2007–2014, następnie zostanie przedstawiony przegląd literatury dotyczącej modeli przewidywania bankructwa, sformułowane hipotezy badawcze, scharakteryzowana próba badawcza obejmująca przedsiębiorstwa upadłe i kontynuujące działalność w okresie złej koniunktury (próba ucząca się za lata 2014–2013) i analogiczne grupy w okresie dobrej koniunktury (próba testowa za lata 2008–2007). Po omówieniu metodologii badania, źródeł danych i wstępnej selekcji predyktorów upadłości przedstawione zostaną estymacja i diagnostyka funkcji dyskryminacyjnej i modelu logitowego. Artykuł zakończy interpretacja uzyskanych wyników.

2. Problem upadłości przedsiębiorstw w branży budowlanej w Polsce

Na Rycinie 1 przedstawiono skalę zjawiska upadłości przedsiębiorstw budowlanych w latach 2007–2014. W porównaniu z 2013 rokiem sytuacja branży budowlanej uległa poprawie dzięki umiejętnemu dostosowywaniu się przedsiębiorstw budowlanych do trudnych warunków rynkowych. Mediana rozkładu rentowności netto wzrosła z 1,7% w 2013 roku do 2,5% w 2014 roku, a odsetek rentownych firm budowlanych zwiększył się w ciągu roku z 74% do 80%. Poprawie kondycji branży budowlanej towarzyszyły procesy konsolidacyjne (nieprzerwanie od 2010 roku obserwuje się spadek liczby firm w tej branży).



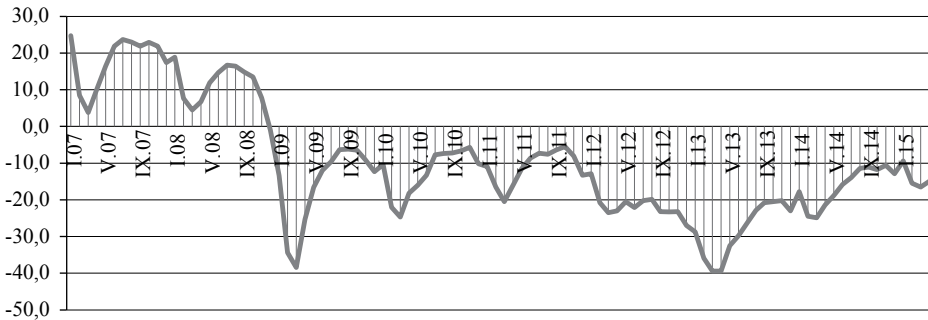
Rycina. 1. Upadłość przedsiębiorstw w branży budowlanej w Polsce w latach 2007–2014

Źródło: KUKE 2015, na podstawie danych z Monitora Sądowego i Gospodarczego oraz Głównego Urzędu Statystycznego.

Chociaż dodatnia dynamika pozwoleń na budowę oraz rozpoczętych inwestycji w 2014 roku pozwala na pozytywną ocenę sytuacji i nadzieję na poprawę (Janiewicz *et al.*, 16), to jednak opóźnienia w płatnościach wśród mniejszych firm oraz ryzyko finansowe dla współpracujących przedsiębiorstw, zwłaszcza producentów materiałów i hurtowników, przesądzają, iż kondycja tej branży jest wciąż wątpliwa (Coface 2014).

Odzwierciedleniem nadal trudnej sytuacji w branży budowlanej są notowania indeksu sektorowego WIG-Budownictwo. Na podstawie danych GPW można zauważyć, że jego wartość uległa znacznemu obniżeniu, odnotowując spadek o 212,56%, podczas gdy w tym samym okresie wartość indeksu WIG wzrosła o 21,92%. Mimo prognozy KUKE o silnych inwestycjach infrastrukturalnych w budownictwie finansowanych ze środków unijnych i budżetowych na lata 2014–2020 oraz pozytywnych preferencjach nabywców co do kredytowania zakupu mieszkań dzięki obniżce stóp procentowych (KUKE 2015, 3–4) ujemna koniunktura w branży budowlanej (GUS 2000–2015) wskazuje na pogorszenie nastro-

jów w branży budowlanej, utrzymujące się właściwie już od I kwartału 2009 roku (Rycina 2).



Rycina 2. Koniunktura w budownictwie – miesięczne zmiany wskaźnika w czasie

Źródło: Badania GUS „Koniunktura w przemyśle, budownictwie, handlu i usługach 2000–2015”.

Dla porównania utrzymywanie się dobrej koniunktury w budownictwie w latach 2007–2008 było możliwe dzięki rozwojowi rynku kredytów mieszkaniowych oraz poprawie sytuacji finansowej przedsiębiorstw. Działo się tak również za sprawą pomyślnego wzrostu gospodarczego za granicą, szczególnie u głównych partnerów handlowych Polski (Skrzypczyńska 2013, 183). Ze względu na wzrost ryzyka i niepewności branży budowlanej w latach 2013–2014 istotne wydaje się dysponowanie narzędziami i rozwiązaniami umożliwiającymi wczesną i skuteczną identyfikację zagrożeń upadłością przedsiębiorstw.

3. Przegląd literatury w obszarze modeli analizy dyskryminacyjnej i modeli logitowych

W Stanach Zjednoczonych problematyką prognozowania upadłości zainteresowano się już na początku XX wieku ze względu na gwałtowny wzrost liczby bankrutujących przedsiębiorstw w okresie wielkiego kryzysu gospodarczego (Mączyńska i Zawadzki 2006, 4). Analizę dyskryminacyjną do prognozowania zagrożeń w funkcjonowaniu przedsiębiorstw wykorzystał Altman (1993, 104), który stał się prekursorem dynamicznego rozwoju modeli wczesnego ostrzegania i jednocześnie wzorem dla dalszych poszukiwań w tym zakresie. Liniowa wielowymiarowa analiza dyskryminacyjna umożliwia przeprowadzenie procedury klasyfikacji obiektów na podstawie wielu zmiennych objaśniających (Prusak 2005, 47). W 1968 roku Altman skonstruował model prognozowania zagrożenia finansowego, posługując się danymi finansowymi 66 firm amerykańskich, spośród których 33 zbankrutowały w latach 1946–1965, a pozostałe 33 kontynuowały działalność w badanym okresie. Wskaźniki płynności finansowej, rentowności, wypłacalności

i aktywności ekonomicznej, będące zmiennymi objaśniającymi w tym modelu, zostały obliczone z wykorzystaniem informacji pochodzących ze sprawozdań finansowych przedsiębiorstw z próby uczącej. Analiza ekonomiczna Altmana połączona z wiedzą doświadczonych audytorów pozwoliła wybrać do modelu „Z-Score model” pięć wskaźników finansowych (Pociecha 2014, 17–18):

$$Z = 1,2X_1 + 1,4X_2 + 3,3X_3 + 0,6X_4 + 1,0X_5 \quad (1)$$

gdzie: Z – klasyczny wskaźnik klasyfikacyjny Z-Score; X_1 = kapitał obrotowy netto/aktywa; X_2 = zysk zatrzymany/aktywa; X_3 = zysk przed opodatkowaniem EBIT/aktywa; X_4 = wartość rynkowa kapitału/wartość księgową zadłużenia; X_5 = przychody ze sprzedaży/aktywa.

Skonstruowany przez Altmana model jest bardzo skutecznym narzędziem prognozowania upadłości. Jego ogólna trafność klasyfikacyjna wynosi 95%, przy czym błąd I rodzaju (uznanie bankruta za zdrowe przedsiębiorstwo) to 6%, a błąd II rodzaju (zaklasyfikowanie niebankruta do grupy upadających przedsiębiorstw) stanowi 3%. Dla przedsiębiorstw z wysokim prawdopodobieństwem bankructwa funkcja Z Altmana powinna przyjmować wartość poniżej 1,81. W podmiotach niezagrażonych upadłością wartość funkcji Z powinna przekraczać poziom 2,67. Dla wartości funkcji z przedziału $<1,81; 2,67>$ mamy do czynienia z „szarą strefą”, tj. z dużym wzrostem błędu klasyfikacji przedsiębiorstwa (Kowalak 2008, 242–260). Mimo wysokiej precyzji przewidywań Altman podkreślał, że nie jest to model uniwersalny, mający zastosowanie do prognozowania zagrożenia w różnych branżach. Dlatego w kolejnych badaniach autor wielokrotnie modyfikował pierwotną postać modelu. Podobnie w krajowej literaturze przedmiotu zwraca się uwagę, że przenoszenie modeli zagranicznych do oceny kondycji finansowej polskich podmiotów gospodarczych nie jest właściwe i w efekcie nie przynosi wiarygodnych rezultatów. Wynika to przede wszystkim z odmiennych uwarunkowań w zakresie systemu rachunkowości, systemu prawnego, stóp procentowych, koniunktury w gospodarce narodowej oraz poziomu inflacji itp. Modele dyskryminacyjne, sprawdzające się w warunkach gospodarki amerykańskiej, nie sprawdziły się w polskich realiach, i dlatego znalazły się w centrum zainteresowania polskich naukowców. W latach 90. XX wieku, wraz z okresem prywatyzacji i wystąpieniem pierwszych upadłości polskich podmiotów gospodarczych, pojawiło się wiele artykułów dotyczących potrzeby opracowania metod pozwalających prognozować zjawisko upadłości.

Mirowska i Lasek (2010) zweryfikowały sprawność 21 modeli stosowanych do predykcji upadłości, posługując się danymi pochodzącymi ze sprawozdań finansowych 30 firm: 15 upadłych w latach 2006–2008 i 15 uznanych przez *Puls Biznesu* (Mirowska i Lasek 2010) w latach 2006–2008 w branży budowlanej w województwie mazowieckim za „Gazete Biznesu” (średniej wielkości spółki doskonale radzące sobie w warunkach zaostrzonej konkurencji wśród większych podmiotów). Na jeden rok przed upadłością z puli przetestowanych modeli największą spraw-

nością ogólną odznaczyły się: model Prusaka (2004) (93,33%) i Wierzby (2000) (93,33%). W dwóch pierwszych modelach błąd I rodzaju wynosił 0%, a więc wszyscy bankruci zostali właściwie przyporządkowani do grupy upadłych. Błąd II rodzaju wyniósł jednak 13,33%, co świadczyło o błędnym przydzieleniu części przedsiębiorstw „zdrowych” do grupy „upadłych”. Modele te uznano za „ostrożne w traktowaniu przedsiębiorstw za zdrowe”. Sprawność kolejnych analizowanych 18 modeli określono jako dość wysoką (od 63,33% do 86,67%), co wskazuje, że dość dobrze prognozują zagrożenie finansowe. Dotyczy to zwłaszcza modelu z wyrazem wolnym Gajdki i Stosa (1996), w którym nie został popełniony błąd I rodzaju. Najgorzej upadłość prognozował model Appenzeller i Szarzec o sprawności ogólnej poniżej 50%, tj. gorzej od klasyfikacji losowej (Mączyńska 2013).

Pierwszym modelem dwumianowym, w którym zastosowano w praktyce analizę logitową do prognozowania upadłości, był model Ohlsona na próbie 2058 przedsiębiorstw „zdrowych” i 105 firm upadłych w latach 1970–1976. Do budowy modelu użyto 9 wskaźników finansowych (Pociecha 2014, 130–131):

$$L = -1,3 - 1,4X_1 + 6,0X_2 - 1,4X_3 + 0,1X_4 - 2,4X_5 - 1,8X_6 + 0,3X_7 - 1,7X_8 - 0,5X_9 \quad (2)$$

gdzie: X_1 = log (aktywa ogółem/ogólny indeks cen); X_2 = zobowiązania/aktywa ogółem; X_3 = kapitał pracujący/aktywa ogółem; X_4 = zobowiązania bieżące/aktywa obrotowe; X_5 = 1, gdy zobowiązania ogółem przekraczają aktywa ogółem, a 0 w przeciwnym przypadku; X_6 = zysk netto/aktywa ogółem; X_7 = przychody/zobowiązania; X_8 = 1, gdy firma ponosiła straty w ciągu ostatnich dwóch lat, a 0 w przeciwnym przypadku; X_9 = zmiany zysku netto.

W Polsce modele dwumianowe zaczęto stosować w celu wczesnego ostrzeżenia przed upadłością na początku XXI wieku. Jeden z pierwszych modeli tego typu przedstawiony został w pracy Hołdy (2001). Oszacowana zlinearyzowana funkcja logistyczna Hołdy opiera się na analogicznych wskaźnikach co analiza dyskryminacyjna (Pociecha 2014, 130–131):

$$L = -0,52 + 4,50WPI - 7,98SZ + 0,93RM + 2,31WOZO + 7,32ZOM \quad (3)$$

gdzie: WPI = wskaźnik płynności = majątek obrotowy/zobowiązania krótkoterminowe; SZ = stopa zadłużenia = (zobowiązania ogółem/suma bilansowa) * 100%; RM = rotacja majątku = przychody z ogółu działalności/średnioroczny majątek ogółem; WOZO = wskaźnik obrotu zobowiązań = (średnioroczne zobowiązania krótkoterminowe/koszt sprzedanych produktów, towarów i materiałów) * 360; ZOM = rentowność majątku = (wynik netto/średnioroczny majątek ogółem) * 100.

Okazało się, że ogólną zdolność klasyfikacyjną tego modelu można porównać ze zdolnością klasyfikacyjną modelu dyskryminacyjnego Hołdy (2001, 306–310), a wynosiła ona 92,5%.

Mimo zastosowania wielu technik zalecanych w literaturze przedmiotu celem poprawy zdolności prognostycznej sprawność ogólną modeli Wędzkiego (2005),

wynoszącą 70%, oceniono jako relatywnie niską. Wskazano, że w okresie od sporządzenia sprawozdań finansowych do upadłości, tj. w ciągu 18 miesięcy, w blisko 30% badanych przedsiębiorstwach wystąpiły zdarzenia szokowe, które zmieniły sytuację finansową. Jednak gdyby tak było, to aplikacja modeli prognozowania upadłości w Polsce byłaby bardzo utrudniona. Ponadto wysoki poziom błędnej klasyfikacji przedsiębiorstw może wskazywać na to, że sprawozdania finansowe w Polsce mogą nie odzwierciedlać wiernie sytuacji finansowej przedsiębiorstwa, lecz pomijać bądź przeszacowywać skutki finansowe zdarzeń.

Zaprezentowane modele logitowe opierają się na słabszych założeniach niż modele dyskryminacyjne, gdyż nie wymagają normalności rozkładu zmiennych objaśniających. Wskaźniki finansowe przeważnie mają rozkład asymetryczny i nie zakładają równości macierzy wariancji/kowariancji w próbie bankrutów i przedsiębiorstw dobrze prosperujących. Zatem modele logitowe są również dobrym narzędziem prognozowania zjawiska upadłości.

Podsumowując, najczęściej wykorzystywane są wskaźniki rentowności aktywów, produktywności majątku i płynności. Modele predykcji bankructwa różnią się liczbą użytych wskaźników do ich budowy, a wagi przyporządkowane tym samym wskaźnikom zasadniczo nie są możliwe do porównania (Kowalak 2008, 137). Można więc stwierdzić, że różne modele mogą generować sprzeczne sygnały co do danej spółki. Zelek (2003) wskazuje, że modele o bardzo wysokiej skuteczności cechuje bardzo wysoki poziom skomplikowania, jak np. model logitowy Ohlsona. Zestaw proponowanych wskaźników finansowych ewoluuje w czasie i dlatego systemy eksperckie nie powinny być automatycznie kopiowane do innych modeli, lecz trzeba je traktować jako wzór do modyfikacji w celu uwzględnienia specyfiki badanych przedsiębiorstw (np. zasad prowadzonej rachunkowości, branży, ich formy prawnej czy wielkości). Stąd artykuł ma na celu stworzenie własnego systemu wczesnego ostrzegania, identyfikującego trudności ekonomiczno-finansowe branży budowlanej w Polsce przy wykorzystaniu analizy dyskryminacyjnej oraz regresji logistycznej.

4. Hipotezy badawcze

W trakcie przeprowadzanej analizy weryfikacji zostaną poddane następujące hipotezy:

- H1: Model predykcji upadłości w branży budowlanej zbudowany na próbie uczącej się, obejmującej okres złej koniunktury, można stosować z wysoką skutecznością na próbie testowej, obejmującej okres dobrej koniunktury.
- H2: Zastosowanie większej liczby zmiennych objaśniających w modelu dyskryminacyjnym lub logitowym zwiększa skuteczność predykcji upadłości przedsiębiorstw budowlanych.

5. Charakterystyka próby badawczej

W badaniu wykorzystano dane 98 przedsiębiorstw działających w okresie złej koniunktury (próby uczącej), w tym 49 spółek, które odpowiednio w roku 2013 lub 2014 złożyły wniosek o rozpoczęcie procedury upadłościowej. Pozostałą część stanowiły odpowiednio wyłonione firmy w dobrej kondycji finansowej, które nadal funkcjonują. Do celów badawczych zbudowano próbę na rok oraz dwa lata przed postawieniem firmy w stan upadłości. Założono, że każde z przedsiębiorstw funkcjonujących na rynku należy do jednej z dwóch następująco zdefiniowanych grup: (1) spółki w dobrej kondycji finansowej lub (2) przedsiębiorstwa zagrożone upadłością, w złej kondycji ekonomiczno-finansowej.

Na potrzeby sprawdzenia skuteczności w prognozowaniu upadłości spółek budowlanych modeli oszacowanych na podstawie próby uczącej utworzono próbę testową liczącą 44 przedsiębiorstwa z okresu dobrej koniunktury, w tym 22 spółki zagrożone upadłością (wnioski o upadłość złożone w 2009 roku) i 22 „zdrowe” podmioty. Każdemu przedsiębiorstwu upadłemu przyporządkowano podmiot o dobrej kondycji, o zbliżonej wielkości oraz formie własności. Największy udział w próbie stanowiły spółki z o.o. i akcyjne prowadzące działalność deweloperską w połączeniu z usługami budowlanymi (56%), przedsiębiorstwa budujące drogi i mosty (18%) oraz wykonujące specjalistyczne prace budowlane (14%). Resztę stanowiły spółki przeprowadzające remonty budowlane związane ze wzniesieniem obiektów użyteczności publicznej oraz inżynierii lądowej i wodnej.

6. Metodologia badania i źródła danych

Źródłem danych były elementy sprawozdania finansowego (bilanse, rachunki zysków i strat oraz rachunki przepływów pieniężnych) pochodzące z serwisu informacyjnego EMIS (Euromoney Institutional Investor Company) oraz Monitora Polski B. Informacje o datach upadłości analizowanych spółek zaczerpnięto z Informatora Upadłościowego aktualnie prowadzonego przez firmę Coface. Dla każdego podmiotu gospodarczego zostały wyliczone wskaźniki finansowe na rok przed upadłością (t-1) oraz dwa lata przed (t-2). Za upadłe zostały uznane te przedsiębiorstwa, które formalnie, odpowiednio w roku 2014 lub 2013 (dla próby uczącej) oraz 2009 (dla próby testowej), złożyły wniosek o ogłoszenie upadłości. Ostatecznie do próby zakwalifikowano po 71 spółek kontynuujących działalność co najmniej rok po badanym okresie oraz o bardzo trudnej sytuacji ekonomiczno-finansowej. W badaniu wstępnie zostało wykorzystanych 38 wskaźników finansowych płynności, zadłużenia, sprawności działania i rentowności (Tabela 1), o wyborze których zdecydowała dostępność danych ze sprawozdań finansowych oraz wysoka ogólna skuteczność prognozowania upadłości spółek w badaniach Hadasik (1998) i Pocięchy (2014). Wskaźniki płynności finansowej przedstawiają

zdolność przedsiębiorstwa do regulowania krótkoterminowych zobowiązań płatnych w ciągu jednego roku, dzięki umiejętnemu upłynnianiu aktywów obrotowych w krótkim okresie. Wskaźniki zadłużenia pozwalają ocenić źródła pochodzenia finansowania działalności przedsiębiorstwa. Wykorzystanie kapitału obcego z jednej strony stwarza możliwości zwiększania zysków, z drugiej strony ich nadmierne wykorzystywanie grozi zachwianiem równowagi finansowej. Wskaźniki sprawności działania służą do oceny efektywności wykorzystania składników majątkowych, tj. należności, zapasów, gotówki. Wskaźniki rentowności umożliwiają ocenę zdolności przedsiębiorstwa do osiągnięcia zysków ze środków finansowych w nim zaangażowanych (Hadasik 1998, 74).

Na potrzeby analizy dyskryminacyjnej oraz regresji logistycznej wyeliminowano ze wskaźników finansowych skutki stosowania zasady memoriałowej (*accruals*), w tym ze wskaźników bieżącej i szybkiej płynności wyłączono rozliczenia międzyokresowe kosztów, tj. koszty zapłacone z góry, ale rozliczane w czasie zgodnie z zasadą współmierności. Zobowiązania krótkoterminowe pomniejszono o te z tytułu wynagrodzeń, podatków i opłat (wynikające tylko i wyłącznie z terminu zapłaty zobowiązania pracownikom bądź urzędowi skarbowym) oraz o fundusze specjalne (w tym Zakładowy Fundusz Świadczeń Socjalnych i fundusz nagród dla pracowników), które nie są zewnętrznym zobowiązaniem spółki i wartościowo odpowiadają środkom zgromadzonym na wyodrębnionym rachunku bankowym.

Tabela 1. Definicje wskaźników finansowych wykorzystanych w badaniu empirycznym

Zmienna: nazwa wskaźnika	Definicja zmiennej
Wskaźniki płynności finansowej	
W1: Wskaźnik bieżącej płynności	$\frac{\text{aktywa krótkoterminowe} - \text{RMK czynne}}{\text{zob. krótkoterminowe} - \text{fundusze specjalne} - \text{zob. z tyt. podatków} - \text{zob. z tyt. wynagrodzeń}}$
W2: Wskaźnik wysokiej płynności	$\frac{\text{aktywa krótkoterminowe} - \text{RMK czynne} - \text{zapasy}}{\text{zob. krótkoterminowe} - \text{fundusze specjalne} - \text{zob. z tyt. podatków} - \text{zob. z tyt. wynagrodzeń}}$
W3: Wskaźnik płynności I stopnia	$\frac{\text{środki pieniężne} + \text{krótkoterminowe papiery wartościowe}}{\text{zob. krótkoterminowe} - \text{fundusze specjalne} - \text{zob. z tyt. podatków} - \text{zob. z tyt. wynagrodzeń}}$
W4: Cykl obrotu kapitału obrotowego	$\frac{\text{kapitał obrotowy}}{\text{przychody ze sprzedaży}}$
W5 Wskaźnik płynności gotówkowej	$\frac{\text{aktywa krótkoterminowe} - \text{RMK czynne} - \text{zapasy} - \text{należności krótkoterminowe}}{\text{zob. krótkoterminowe} - \text{fundusze specjalne} - \text{zob. z tyt. podatków} - \text{zob. z tyt. wynagrodzeń}}$

Zmienna: nazwa wskaźnika	Definicja zmiennej
Wskaźniki zadłużenia	
W6: Ogólne zadłużenie	$\frac{\text{zobowiązania – fundusze specjalne}}{\text{aktywa ogółem – kapitał z aktualizacji wyceny}}$
W7: Wskaźnik zadłużenia kapitału własnego	$\frac{\text{kapitały obce – fundusze specjalne}}{\text{kapitał własny – kapitał z aktualizacji wyceny}}$
W8: Udział kapitału obrotowego w pasywach	$\frac{\text{aktywa bieżące – zobowiązania krótkoterminowe}}{\text{pasywa ogółem – kapitał z aktualizacji wyceny}}$
W9: Pokrycie środków trwałych kapitałem własnym	$\frac{\text{środki trwałe}}{\text{kapitały własne – kapitał z aktualizacji wyceny}}$
W10: Dźwignia długoterminowa	$\frac{\text{zobowiązania długoterminowe}}{\text{kapitał własny – kapitał z aktualizacji wyceny}}$
W11: Finansowanie kapitałem własnym	$\frac{\text{kapitał własny – kapitał z aktualizacji wyceny}}{\text{aktywa ogółem – kapitał z aktualizacji wyceny}}$
W12: Dźwignia krótkoterminowa	$\frac{\text{zob. krótkoterminowe – fundusze specjalne – zob. z tyt. podatków – zob. z tyt. wynagrodzeń}}{\text{aktywa ogółem – kapitał z aktualizacji wyceny}}$
W13: <i>Tangibility</i>	$\frac{\text{aktywa trwałe}}{\text{aktywa ogółem – kapitał z aktualizacji wyceny}}$
W14: Zdolność do spłaty zobowiązań	$\frac{\text{wynik netto + amortyzacja}}{\text{zobowiązania ogółem – fundusze specjalne}}$
W15: Struktura kapitałowa	$\frac{\text{kapitał własny – kapitał z aktualizacji wyceny}}{\text{zobowiązania ogółem – fundusze specjalne}}$
W16: Rentowność krótko terminowego kapitału obcego	$\frac{\text{wynik brutto}}{\text{zob. krótkoterminowe – fundusze specjalne – zob. z tyt. podatków – zob. z tyt. wynagrodzeń}}$
W17: Pokrycie majątku trwałego długoterminowym kapitałem	$\frac{\text{kapitał własny – kapitał z aktualizacji wyceny + zobowiązania długoterminowe}}{\text{aktywa trwałe}}$
Wskaźniki sprawności działania	
W18: Zatory płatnicze	$\frac{\text{należności}}{\text{przychody ze sprzedaży}}$
W19: Rotacja zobowiązań	$\frac{\text{zobowiązania}}{\text{koszty operacyjne}}$
W20: Rotacja aktywów	$\frac{\text{przychody ze sprzedaży}}{\text{aktywa ogółem}}$
W21: Cykl odnawiania zapasów	$\frac{\text{zapasy}}{\text{sprzedaż netto}}$
W22: Wskaźnik rotacji należności	$\frac{\text{przychody ze sprzedaży}}{(\text{należności krótkoterminowe}(t) + \text{należności krótkoterminowe}(t - 1)) / 2}$
W23: Produktywność aktywów trwałych	$\frac{\text{przychody ze sprzedaży}}{(\text{aktywa trwałe}(t) + \text{aktywa trwałe}(t - 1)) / 2}$

Zmienna: nazwa wskaźnika	Definicja zmiennej
W24: Rotacja aktywów	$\frac{\text{przychody ze sprzedaży}}{(\text{aktywa ogółem}(t) + \text{aktywa ogółem}(t - 1)) / 2}$
W25: Rotacja należności	$\frac{\text{przychody ze sprzedaży}}{\text{należności krótkoterminowe}}$
Wskaźniki rentowności	
W26: Wskaźnik rentowności brutto kapitału własnego	$\frac{\text{zysk brutto}}{\text{kapitał własny} - \text{kapitał z aktualizacji wyceny}}$
W27: Rentowność kapitału	$\frac{\text{zysk netto}}{\text{kapitał całkowity}}$
W28: Rentowność sprzedaży	$\frac{\text{zysk netto}}{\text{przychody ze sprzedaży}}$
W29: Wskaźnik rentowności środków trwałych	$\frac{\text{zysk netto}}{\text{środki trwałe}}$
W30: Rentowność zapasów	$\frac{\text{zysk netto}}{\text{zapasy}}$
W31: Cash flow operacyjny	wynik na działalności operacyjnej + amortyzacja
W32: Samofinansowanie	$\frac{\text{wynik na dz. operacyjnej} + \text{amortyzacja}}{\text{aktywa ogółem} - \text{kapitał z aktualizacji wyceny}}$
W33: Rentowność sprzedaży	$\frac{100 * \text{wynik netto}}{\text{przychody ze sprzedaży}}$
W34: Rentowność aktywów	$\frac{100 * \text{wynik netto}}{\text{aktywa ogółem} - \text{kapitał z aktualizacji wyceny}}$
W35: Rentowność aktywów	$\frac{\text{wynik na działalności operacyjnej}}{\text{aktywa ogółem} - \text{kapitał z aktualizacji wyceny}}$
W36: Rentowność sprzedaży	$\frac{\text{wynik na działalności operacyjnej}}{\text{przychody ze sprzedaży}}$
Pozostałe wskaźniki	
W37: Struktura majątku	$\frac{\text{aktywa trwałe}}{\text{aktywa obrotowe} - \text{RMK czynne}}$
W38: Wielkość firmy	$\log(\text{aktywa} - \text{RMK czynne})$

Źródło: opracowanie własne.

Wyeliminowano również skutki wyceny poprzez korektę sumy bilansowej o kapitał z aktualizacji wyceny, odzwierciedlający skutki przeszacowania wartości środków trwałych i finansowych inwestycji długoterminowych w wartości godziwej. Każde z analizowanych przedsiębiorstw zostało opisane zero-jedynkową zmienną objaśnianą *upadlosc*, grupującą próbę na niezagrożone upadłością (wartość zmiennej = 0) oraz zagrożone upadłością (wartość zmiennej = 1). Poziomem istotności przyjętym w badaniu jest 0,05.

7. Wstępna selekcja zmiennych objaśniających – predyktorów upadłości

Z listy 38 wskaźników (Tabela 1) wykluczone zostały dwa – wskaźnik rentowności środków trwałych (W_{29}) oraz rentowności zapasów (W_{30}) ze względu na specyfikę branży i długi okres realizacji usług budowlanych lub leasing operacyjny maszyn i urządzeń zamiast posiadania ich na własność lub korzystania z leasingu finansowego. Wartości tych wskaźników niejednoznacznie dowodziły kondycji podmiotu gospodarczego. Doboru wskaźników finansowych o niskim stopniu wzajemnego skorelowania dokonano za pomocą macierzy współczynników korelacji między zmiennymi. Na podstawie macierzy korelacji (Tabela 2) wykluczono 25 wskaźników o współczynniku skorelowania powyżej 0,7. Za pomocą testów Jarque-Bera oraz Shapiro-Wilka na poziomie istotności 0,05 wskazano, że żaden ze wskaźników nie posiada rozkładu normalnego (Tabela 2). Jak zauważono w badaniach prognozowania upadłości przedsiębiorstw (Hadasik 1998, 139–149), założenie o normalności rozkładu rozpatrywanych zmiennych ekonomicznych w większości przypadków nie było spełnione, a mimo to otrzymywano satysfakcjonujące rezultaty. Zatem w tym zakresie analiza wskazała, że spełnienie założenia o normalności rozkładu w badaniach ekonomicznych wynika z przypadku, nie zaś z powtarzającej się reguły. W analizie dyskryminacyjnej, w oparciu o statystyki testu nieparametrycznego Manna-Whitneya o nieistotności różnic między medianami badanej zmiennej objaśniającej w dwóch analizowanych populacjach (bankrutów oraz przedsiębiorstw niezagrażonych upadłością), odrzucono trzy zmienne: w10 (zobowiązania długoterminowe/(kapitał własny – kapitał z aktualizacji wyceny)), w18 – wskaźnik rotacji należności (należności/przychody ze sprzedaży) oraz w26 – wskaźnik rentowności kapitału własnego (zysk brutto/(kapitał własny – kapitał z aktualizacji wyceny)).

Tabela 2. Macierz korelacji i testy na normalność rozkładu zmiennych

Corr	w2	w6	w10	w14	w15	w17	w18	w22	w26	w37
w2	1,0000									
w6	-0,0441	1,0000								
w10	-0,0268	-0,0332	1,0000							
w14	0,5360	-0,2273	-0,0729	1,0000						
w15	0,3253	-0,1452	-0,0754	0,6242	1,0000					
w17	0,2251	-0,4648	0,0116	0,3715	0,1926	1,0000				
w18	-0,0200	-0,0141	-0,0265	-0,2354	-0,0739	-0,0358	1,0000			
w22	-0,0215	-0,0423	-0,0822	0,2614	0,1054	0,2990	-0,2808	1,0000		
w26	-0,0065	0,0510	-0,5875	-0,2456	-0,0589	-0,0628	0,2132	-0,0838	1,0000	
w37	-0,0795	0,0270	-0,0388	-0,2477	-0,0932	-0,0998	0,0473	0,0611	0,0379	1,0000

Test Jarque-Bera na normalność rozkładu					Test W Shapiro-Wilka na normalność rozkładu			
Zmie- nna	Test na skośność	Test na kurtozę	adj chi2 (2)	Prob >chi2	W	V	z	Prob>z
w2	0,0000	0,0000		0,0000	0,11540	71,816	9,471	0,0000
w6	0,0000	0,0000		0,0000	0,22755	62,711	9,171	0,0000
w10	0,0000	0,0000		0,0000	0,34262	53,369	8,813	0,0000
w14	0,0003	0,0000	28,08	0,0000	0,82880	13,898	5,832	0,0000
w15	0,0000	0,0000		0,0000	0,44835	44,786	8,425	0,0000
w17	0,0000	0,0000	63,27	0,0000	0,51679	39,230	8,131	0,0000
w18	0,0000	0,0000		0,0000	0,36176	51,815	8,748	0,0000
w22	0,0000	0,0000	56,43	0,0000	0,68871	25,272	7,157	0,0000
w26	0,0932	0,0000	28,36	0,0000	0,66285	27,371	7,334	0,0000

Źródło: opracowanie własne z wykorzystaniem pakietu STATA.

8. Oszacowanie parametrów funkcji dyskryminacyjnej

Model analizy dyskryminacyjnej zbudowany został na podstawie próby uczącej złożonej z 49 przedsiębiorstw „zdrowych” i odpowiadających im 49 przedsiębiorstw upadłych. Postać modelu dla oryginalnych wskaźników przedstawia się następująco:

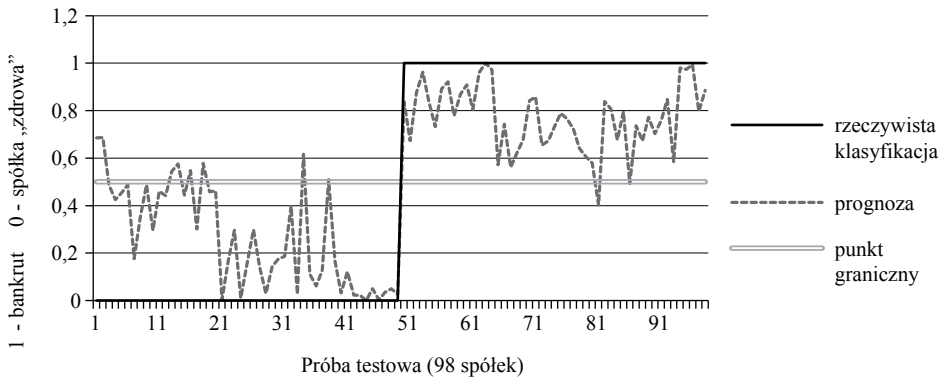
$$D = 0,00586 * w_2 - 0,02406 * w_6 + 1,31511 * w_{14} + 0,01193 * w_{15} + 0,02032 * w_{17} + 0,02902 * w_{22} - 0,14317 * w_{37} - 0,25588 \quad (4)$$

gdzie: w_2 – wskaźnik bieżącej płynności; w_6 – ogólne zadłużenie; w_{14} – zdolność do spłaty zobowiązań = (wynik finansowy netto + amortyzacja)/(zobowiązania – fundusze specjalne); w_{15} – struktura kapitałowa = (kapitał własny – kapitał z aktualizacji wyceny)/(zobowiązania – fundusze specjalne); w_{17} – pokrycie majątku trwałego długoterminowym kapitałem = (kapitał własny – kapitał z aktualizacji wyceny + zobowiązania długoterminowe)/aktywa trwałe; w_{22} – wskaźnik rentowności brutto kapitału własnego = przychody ze sprzedaży/(należności krótkoterminowe (t) + należności krótkoterminowe (t-1))/2; w_{37} – struktura majątku = aktywa trwałe/(aktywa obrotowe – RMK czynne).

Na podstawie trafności klasyfikacji badanych przedsiębiorstw w próbie testowej stwierdzono, że powyższy wielowymiarowy model dyskryminacyjny charakteryzuje się wysoką skutecznością ogólną (**89,79%**) na rok przed upadłością przedsiębiorstwa (t-1). Dziesięć spółek zostało błędnie zakwalifikowanych przez model. W większości przypadków różnica prawdopodobieństw zakwalifikowania do właściwej grupy jest niewielka, np. spółka 18 z prawdopodobieństwem 50,71% została błędnie zakwalifikowana do populacji spółek o dobrej kondycji ekonomiczno-finansowej (Rycina 3).

Na dwa lata przed upadłością (t-2) skuteczność modelu wynosiła **80,61%**, tj. 19 spółek zostało błędnie ocenionych przez opracowany model. Z punktu widzenia statystyki zjawiskiem przewidywalnym jest spadek skuteczności ogólnej wraz z rosnącą liczbą lat poprzedzającą analizę. Czasami dane finansowe ze sprawozdań finansowych nie odzwierciedlają w pełni pogorszenia sytuacji finansowej, bo są sporządzane zgodnie z memoriałem, a nie kasowo, i obejmują skutki wyceny na dzień bilansowy, nie tylko sporządzonej zgodnie z zasadą ostrożności, lecz również wyceny w wartości godziwej lub rynkowej składników majątku trudnych do spieniężenia poprzez transakcje sprzedaży.

Na Rycinie 3 przedstawiono wyniki klasyfikacji badanych spółek budowlanych na rok przed upadłością uzyskane na próbie testowej. Linia przerywaną zilustrowano prognozę według analizy dyskryminacyjnej, a linią ciągłą – rzeczywistą klasyfikację spółek do grupy bankrutów (1) lub podmiotów niezagrożonych upadłością o dobrej kondycji ekonomiczno-finansowej (0). Ponadto dołożono punkt graniczny jako granicę klasyfikującą przedsiębiorstwo do danej grupy. Z Ryciny 3 wynika, że w analizie na rok przed upadłością model dwukrotnie nieprawidłowo zakwalifikował przedsiębiorstwo upadłe do populacji spółek kontynuujących działalność (błąd I rodzaju 4%).



Rycina 3. Klasyfikacja spółek z próby testowej na rok przed upadłością

Nr obserwacji	Stan faktyczny	Klasyfikacja	Prawdopodobieństwo „0”	Prawdopodobieństwo „1”
2	1	0*	0,5975	0,4025
18	1	0*	0,5071	0,4929
53	0	1*	0,4911	0,5089
55	0	1*	0,4566	0,5434
56	0	1*	0,3147	0,6853
57	0	1*	0,3139	0,6861
60	0	1*	0,3840	0,6160
64	0	1*	0,4220	0,5780
70	0	1*	0,4238	0,5762
77	0	1*	0,4519	0,5481

* błędna klasyfikacja obserwacji do spółek zagrożonych upadłością i niezagrażonych upadłością
 Źródło: opracowanie własne z wykorzystaniem pakietu STATA.

Przy błędzie II rodzaju analiza dyskryminacyjna w ośmiu przypadkach błędnie zakwalifikowała spółkę „zdrową” jako zagrożoną upadłością, co wydaje się przestrożą dla tych firm (błąd II rodzaju 16,32%). Wraz z wydłużeniem okresu prognozy do dwóch lat przed upadłością (t-2) błędy I i II rodzaju wzrosły do poziomu 16,32% i 22,45%. Ogólna skuteczność na poziomie 80,61% pozwala stwierdzić, że zbudowany model dyskryminacyjny na próbie testowej w okresie złej koniunktury charakteryzuje się wysoką zdolnością oceny przedsiębiorstw z sektora budowlanego w Polsce pod kątem zagrożenia upadłością.

9. Estymacja i diagnostyka modelu logitowego

W Tabeli 3 przedstawiono wyniki estymacji logitu bez ograniczeń na próbie wyselekcjonowanej w wyniku wstępnej analizy predyktorów upadłości, zawierającej 98 obserwacji (po 49 w dobrej kondycji i bankrutów). Z modelu usunięto zmienne objaśniające: w10 ($P > |t| = 0,206$), w15 ($P > |t| = 0,238$), w18 ($P > |t| = 0,249$), w22 ($P > |t| = 0,247$). Ostateczny model logitowy, po wyłączeniu nieistotnych zmiennych wraz z wynikami testu na poprawność formy funkcyjnej (nieistotność $_hatsq$ z p-value 0,124) i testu na poprawność usunięcia zmiennych nieistotnych przedstawiono w Tabeli 3. Kryteria informacyjne (AIC, BIC) jednoznacznie wskazują, że model bez ograniczeń (logit1) jest gorszy.

Tabela 3. Estymacja i diagnostyka modelu logitowego

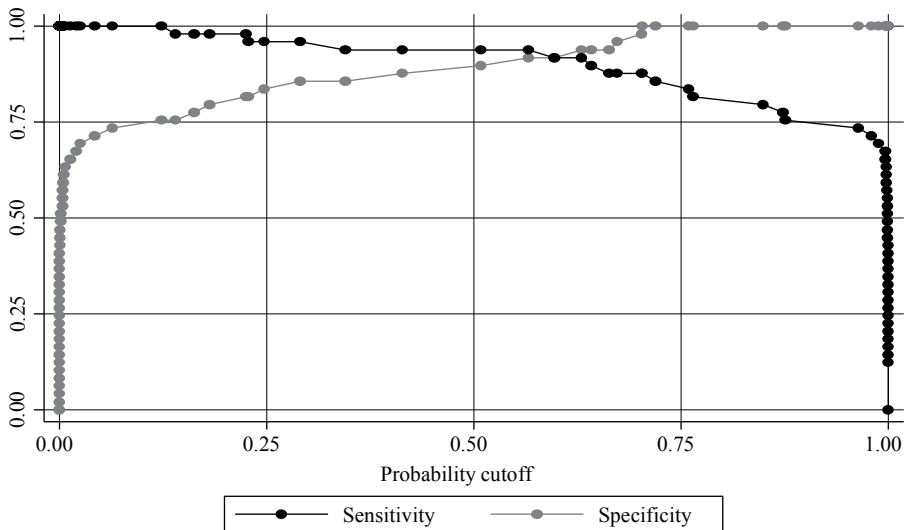
Zmienna	Model logitowy bez ograniczeń (logit1)	Modelu logitowy z ograniczeniami (logit2)	Test na poprawność formy funkcyjnej linktest [*]	Efekty krańcowe (cząstkowe) modelu logitowego dy/dx	
w2	-3,761345 (1,831096)	-1,277808** (0,619477)		-0,2929464 (0,43002)	
w6	29,89598** (15,00517)	19,86159*** (6,925847)		4,553407 (5,34757)	
w10	1,255301 (0,9924195)				
w15	3,487332 (2,953694)				
w18	-0,0051251 (0,0044429)				
w22	-0,3413965 (0,2951292)				
w26	-1,11193* (0,6172897)	-0,8036046** (0,4045413)		-0,1842319 (0,23992)	
w37	0,6993708# (0,6510384)	1,172504** (0,487352)		0,2688047 (0,30114)	
stała	-14,5037### (9,662495)	-11,58258*** (3,943883)	-0,0019355 (0,4488419)		
_hat			1,00092*** (0,3257131)		
_hatsq			0,0010111# (0,0006575)		
N	98	98	98		
Test LR	chi2 (8)= 112,05 Prob > chi2 = 0,0000	chi2 (4)= 105,24 Prob > chi2 = 0,0000	chi2 (2)= 105,24 Prob > chi2= 0,0000		
Log likelihood	-11,901727	-15,309612	-15,306411		
Pseudo R2	0,8248	0,7746	0,7747		
Pr (upadlosc)				0,64402455	
Test na poprawność usunięcia zmiennych nieistotnych					
Test LR	chi2 (4) = 6,82 Prob > chi2 = 0,1460				
	ll (null)	ll (model)	df	AIC	BIC
logit2	-67,92842	-15,30961	5	40,61922	53,54406
logit1	-67,92842	-11,90173	9	41,80345	65,06816

W nawiasach podano błędy standardowe. Poziom istotności *** 0,01; ** 0,05; * 0,1; ## 0,15; # 0,20.

Źródło: opracowanie własne z wykorzystaniem pakietu STATA.

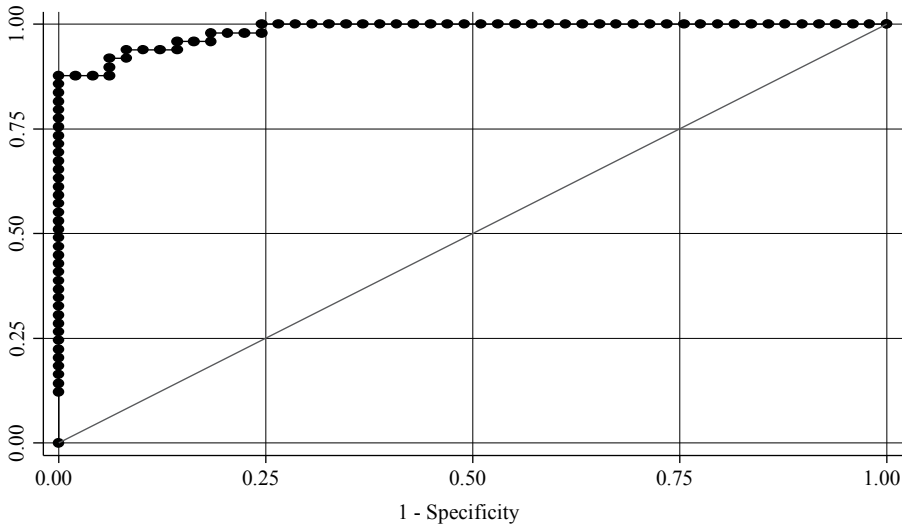
Z drugiej jednak strony estymacja bazowa modelu logitowego cechuje się wyższym dopasowaniem (Pseudo R2 = 0,8248) w porównaniu z ostateczną estymacją (Pseudo R2 = 0,7746), jak można przypuszczać, na skutek mniejszej liczby zmiennych. Jakość dopasowania modelu potwierdza też jego ogólna skuteczność (specyficzność i wrażliwość) oraz krzywa ROC. Wrażliwość modelu wyniosła 93,88%, a specyficzność 89,80% (Tabela 4). Oznacza to, że w 93,88% przypadków (46 na 49) model prawidłowo przewidział upadłość w sytuacji, kiedy spółka faktycznie ogłosiła bankructwo. W 89,80% przypadków model predykcji upadłości przewidział kontynuację działalności (44 na 49) w sytuacji, kiedy przedsiębiorstwo faktycznie dalej prowadziło działalność. Ogólnie zaproponowany model logitowy przewidział prawidłowo 91,84% wszystkich przypadków na rok przed upadłością (t-1). Z kolei na dwa lata przed upadłością model logitowy popełnił błąd I rodzaju na poziomie 22,44% (wrażliwość na poziomie 77,56%) w przypadku 11 spółek zagrożonych upadłością, uznając je za „zdrowe”. W pięciu przypadkach (na 49 spółek) firma w dobrej kondycji ekonomiczno-finansowej została uznana przez model logitowy za bankruta (specyficzność 89,79%). Ogólna skuteczność modelu logitowego (83,67%) oraz niski błąd II rodzaju przesądzają o wysokiej zdolności oceny spółek na dwa lata przed upadłością.

Na Rycinie 4 przedstawiono wykres wrażliwości (*sensitivity*) oraz specyficzności (*specificity*) modelu. Na podstawie punktu przecięcia obu krzywych punkt odcięcia został przyjęty na poziomie 0,55.



Rycina. 4. Specyficzność i wrażliwość modelu logitowego na rok przed upadłością

Źródło: opracowanie własne z wykorzystaniem pakietu STATA.



Area under ROC curve = 0.9842

Rycina 5. Krzywa ROC dla modelu logistycznego na rok przed upadłością

Źródło: opracowanie własne z wykorzystaniem pakietu STATA.

Oznacza to, że przedsiębiorstwo o funkcji logistycznej powyżej 0,55 jest zaliczane do zagrożonych upadłością. Wartości mniejsze lub równe 0,55 funkcja klasyfikuje do grupy o dobrej kondycji ekonomiczno-finansowej. Bardzo duże pole pod krzywą ROC (0,9842 przy maksimum 1) jednoznacznie wskazuje na bardzo dobre dopasowanie modelu (por. Rycina 5).

10. Wyniki i ich interpretacja

Po reestymacji modelu, równanie logistyczne przedstawia się następująco:

$$L = -11,58 - 1,27w_2 + 19,86w_6 - 0,80w_{26} + 1,17w_{37} \quad (5)$$

Cztery zmienne objaśniające okazały się istotne przy przyjętym poziomie istotności 0,05:

w_2 – wskaźnik wysokiej płynności = ((aktywa krótkoterminowe – RMK czynne – zapasy)/(zobowiązania krótkoterminowe – fundusze specjalne – zobowiązania z tytułu podatków – zobowiązania z tytułu wynagrodzeń)); w_6 – wskaźnik ogólnego zadłużenia = ((zobowiązania ogółem – fundusze specjalne)/(aktywa ogółem – kapitał z aktualizacji wyceny)); w_{26} – wskaźnik rentowności brutto kapitału własnego = (wynik finansowy brutto/(kapitał własny – kapitał z aktualizacji wyceny)); w_{37} – struktura majątku = (aktywa trwale/(aktywa obrotowe – RMK czynne)).

Na gruncie teorii rachunkowości interpretacja wyników wskazuje, że im wyższa płynność, tym mniejsze prawdopodobieństwo bankructwa. Im wyższe ogólne zadłużenie, tym większe ryzyko, że spółka zbankrutuje. Ryzyko niewy-

płacalności przedsiębiorstwa maleje przy wyższej rentowności brutto kapitału własnego, rośnie natomiast przy przewadze majątku trwałego w porównaniu z aktywami obrotowymi pomniejszonymi o RMK czynne. Efekt cząstkowy przy wysokiej płynności (w_2) oznacza, że przy wzroście wskaźnika w_2 o jednostkę prawdopodobieństwo sukcesu (upadłości przedsiębiorstwa) maleje o 29,3 punktu procentowego (Tabela 3), co jest zgodne z przesłanką upadłości według prawa upadłościowego. Przy wzroście wskaźnika ogólnego zadłużenia (w_6) o jednostkę prawdopodobieństwo upadłości przedsiębiorstwa rośnie o 455,3 p.p. Efekt cząstkowy przy zmiennej w_{26} oznacza, że przy wzroście rentowności brutto kapitału własnego (w_{26}) o jednostkę prawdopodobieństwo upadłości maleje o 18,4 p.p. Przy wzroście udziału aktywów trwałych w strukturze majątku (w_{37}) o jednostkę prawdopodobieństwo upadłości rośnie o 26,9 p.p. Może to wynikać ze specyfiki działalności branży budowlanej, gdzie większe znaczenie dla kontynuacji działalności ma realizacja usług budowlanych (odzwierciedlona w zapasach i należnościach ujętych w mianowniku tego wskaźnika) niż posiadanie majątku trwałego, który nie jest aktywnie wykorzystywany. Zatem największy wpływ na prawdopodobieństwo upadłości spółki ma ogólne zadłużenie, prezentujące stosunek zobowiązań ogółem skorygowanych o fundusze specjalne do sumy bilansowej pomniejszonej o kapitał z aktualizacji wyceny. Prawdopodobieństwo upadłości, gdy poszczególne zmienne objaśniające przyjmą wartości na poziomie swoich średnich, wynosi 64,4% (Tabela 3).

Podsumowanie wyników prognozowania upadłości z rocznym oraz dwuletnim wyprzedzeniem w oparciu o dane finansowe z lat 2013–2011 i 2008–2007 zawiera Tabela 4. Najlepsze wyniki, na rok oraz na dwa lata przed upadłością, uzyskał model logitowy (Tabela 4) ze względu na jego ogólną sprawność, wynoszącą odpowiednio 91,84% i 83,67%. Najwyższą trafnością prognozy dla przedsiębiorstw niezagrażonych upadłością (specyficznością) odznaczył się również model logitowy. Analiza dyskryminacyjna okazała się najlepsza pod względem poprawnej klasyfikacji przedsiębiorstw upadłych do grupy firm zagrożonych upadłością (wrażliwość). Uzyskane wyniki analizy empirycznej są zgodne z literaturą pod kątem zastosowanych wskaźników finansowych w modelach prognozujących bankructwo. Uzasadnieniem braku podstaw do odrzucenia hipotezy H_1 są informacje zawarte w Tabeli 4 prezentującej zdolności do poprawnej klasyfikacji firm ze zbioru testowego dla modeli prognozujących upadłość przedsiębiorstw z sektora budowlanego w Polsce na rok oraz dwa lata przed ich bankructwem. Analizując ranking najlepszych modeli służących do prognozowania upadłości przedsiębiorstw z branży budowlanej dla próby testowej (Tabela 4), można zauważyć, iż modele utworzone za pomocą liniowej funkcji dyskryminacyjnej mają lepsze zdolności prognostyczne na rok i dwa lata przed upadłością (odpowiednio 97,92% dla $t-1$ oraz 81,82% dla $t-2$) niż zaprezentowane modele logitowe.

Tabela 4. Ranking modeli prognozowania upadłości przedsiębiorstw budowlanych

Ranking		Typ modelu	Próba ucząca		
			SP I	SP II	SP
dla próby uczącej w t-1	1	L (w_2, w_6, w_{26}, w_{37}) _{t-1}	93,88%	89,80%	91,84%
	2	D ($w_2, w_6, w_{14}, w_{15}, w_{17}, w_{22}, w_{37}$) _{t-1}	96,00%	83,68%	89,79%
	3	D ($w_2, w_6, w_{17}, w_{22}, w_{37}$) _{t-1}	77,55%	71,42%	74,49%
dla próby uczącej w t-2	1	L (w_2, w_6, w_{26}, w_{37}) _{t-2}	77,55%	89,79%	83,67%
	2	D ($w_2, w_6, w_{14}, w_{15}, w_{17}, w_{22}, w_{37}$) _{t-2}	83,68%	77,55%	80,61%
	3	D ($w_2, w_6, w_{17}, w_{22}, w_{37}$) _{t-2}	51,02%	69,38%	60,20%
dla próby testowej w t-1	1	D ($w_2, w_6, w_{14}, w_{15}, w_{17}, w_{22}, w_{37}$) _{t-1}	95,45%	100%	97,92%
	2	L (w_2, w_6, w_{26}, w_{37}) _{t-1}	81,82%	86,36%	84,09%
	3	D ($w_2, w_6, w_{17}, w_{22}, w_{37}$) _{t-1}	77,27%	81,82%	79,54%
dla próby testowej w t-2	1	D ($w_2, w_6, w_{14}, w_{15}, w_{17}, w_{22}, w_{37}$) _{t-2}	72,73%	90,91%	81,82%
	2	L (w_2, w_6, w_{26}, w_{37}) _{t-2}	68,18%	81,82%	75%
	3	D ($w_2, w_6, w_{17}, w_{22}, w_{37}$) _{t-2}	50,00%	90,91%	70,45%
Sprawność modelu logitowego			Prognoza modelu		
			Przedsiębiorstwo „zdrowe”	Przedsiębiorstwo upadłe	
Przynależność faktyczna	Przedsiębiorstwo „zdrowe”		89,80%	10,20%	
	Przedsiębiorstwo upadłe		6,12%	93,88%	

Oznaczenia:

D – liniowa funkcja dyskryminacyjna, L – model logitowy. W nawiasach podano wskaźniki wykorzystane do budowy modelu. SP I – wrażliwość, SP II – specyficzność, SP – sprawność (odsetek firm poprawnie zakwalifikowanych przez model).

Źródło: opracowanie własne z wykorzystaniem pakietu STATA.

Na podstawie przeprowadzonych badań stwierdzono, że największą skutecznością charakteryzują się modele w pierwszym roku przed złożeniem wniosku o rozpoczęcie procedury upadłościowej. Lepsze prognozy dla przedsiębiorstw, które zbankrutowały, dają modele dyskryminacyjne o większej liczbie zmiennych objaśniających niż modele logitowe oparte na kilku wskaźnikach finansowych, bez względu na typ zastosowanej próby badawczej (SP I, zob. Tabela 4). Przeprowadzona analiza odporności statystycznej wskazuje, że usunięcie dwóch skorelowanych na poziomie 0,6242 wskaźników w_{14} oraz w_{15} , uwzględnionych w analizie dyskryminacyjnej, prowadzi do gorszych wyników (Tabela 4 – poziom 3) – tylko 74,49% (zamiast 89,79%) wszystkich spółek zostało poprawnie zakwalifikowanych przez model w okresie t-1. Stąd wynika, że funkcja dyskryminacyjna D w pozycji 1 lub 2 w rankingu (tj. o większej liczbie wskaźników) wskazuje optymalną, pod względem liczby wskaźników finansowych, prognozę upadłości przedsiębiorstw. W modelu logitowym wykorzystane wskaźniki nie są skorelowane (najwyższy współczynnik korelacji wynosi -0,0795), jednak zmniejszenie

liczby wykorzystanych wskaźników również pogarsza wrażliwość modelu w t-1 z 93,88% (Tabela 4) do 91,84% (po wyłączeniu w2) i ogólną sprawność predykcji do 89,80% (po wyłączeniu w2 i w26). Wskazuje to na brak podstaw do odrzucenia hipotezy H2. Zgodnie z wynikami bardziej odpowiednie dla celów przewidywania upadłości przedsiębiorstw są modele dyskryminacyjne, o ile zostaną trafnie zanalizowane.

11. Zakończenie

W artykule oszacowano model dyskryminacyjny i logitowy do prognozowania upadłości przedsiębiorstw budowlanych na danych z okresu słabej koniunktury i zaimplementowano je do przedsiębiorstw z branży budowlanej w okresie dobrej koniunktury w budownictwie w Polsce. Dla prognozowania zagrożenia finansowego przedsiębiorstw najważniejszymi i istotnymi w dwóch analizowanych modelach okazały się: wskaźnik wysokiej płynności (w2), ogólnego zadłużenia (w6) oraz struktury majątku (w37). Pięć pozostałych wskaźników: zdolność do spłaty zobowiązań (w14), struktura kapitałowa (w15), pokrycie majątku trwałego długoterminowym kapitałem (w17), rotacja należności (w22) i rentowność brutto kapitału własnego (w26), wystąpiło w jednym z dwóch zbudowanych modeli przewidujących upadłość tylko raz. Dwie zmienne objaśniające, występujące w obu modelach, miały w nich współczynniki o przeciwnym znaku, co wynika bezpośrednio z teorii, tzn. modele logitowe prognozują prawdopodobieństwo upadłości, a w liniowej funkcji dyskryminacyjnej dodatnia wartość zmiennej objaśnianej Z dla danego obiektu zalicza go do przedsiębiorstw „zdrowych”. Zastosowane wskaźniki finansowe często pojawiały się w literaturze (Prusak 2004; Hadasik 1998; Pociecha 2014; Hołda 2001) co potwierdza, że można było je uznać za dobre predyktory upadłości. Wartością dodaną stworzonego modelu jest poprawa sprawności dzięki modyfikacji predyktorów o skutki wyceny w wartości godziwej (kapitał z aktualizacji wyceny), konsekwencje zasady współmierności czasowej (rozliczenia międzyokresowe kosztów) oraz typowe zobowiązania bieżące zależne od wielkości zatrudnienia (fundusze specjalne, zobowiązania z tytułu wynagrodzeń, podatków i ubezpieczeń społecznych). W artykule wykazano, że model predykcji upadłości w branży budowlanej zbudowany na próbie uczącej się, obejmującej okres złej koniunktury, można stosować z wysoką skutecznością na próbie testowej, obejmującej okres dobrej koniunktury w budownictwie (H1). Wyniki analizy wskazują, że lepsze prognozy dla przedsiębiorstw, które zbankrutowały, dają modele dyskryminacyjne o większej liczbie zmiennych objaśniających niż modele logitowe oparte na kilku wskaźnikach finansowych (H2), bez względu na typ zastosowanej próby badawczej.

Mimo wielu korzyści płynących z zastosowanych modeli prognozowania upadłości i ich implementacji w praktyce, wzbudzają one emocje wśród kryty-

ków ze względu na nieuwzględnianie czynników niefinansowych: nastroju wśród pracowników, szans rozwojowych, jakości zarządzania czy pozycji rynkowej (Korol i Prusak 2005). Ponadto duży wpływ na obecną oraz przyszłą sytuację przedsiębiorstwa mają czynniki dysfunkcjonalne, które deformują obraz sytuacji finansowej, generując problemy z budową i stosowaniem modeli prognozujących niewypłacalność przedsiębiorstw. Zalicza się do nich oszustwa finansowe, takie jak: manipulacje wartościami liczbowymi związanymi z amortyzacją, gospodarką zapasami, leasingiem czy dzierżawą majątku; techniki „upiększania” informacji w sprawozdaniach finansowych stosowane przez zarządy; występowanie kilku wskaźników „złych” i kilku „dobrych”, jako utrudnienie jednoznacznej oceny kondycji przedsiębiorstwa. Nowak (1998) zwraca także uwagę na brak ujęcia dynamicznego, krytykując, że wartość krytyczna funkcji logitowej lub dyskryminacyjnej oraz dane, na podstawie których są one wyznaczane, pochodzą z jednego momentu czasu. Pomimo ogólnych wad i ograniczeń wielowymiarowej analizy dyskryminacyjnej i logitowej oraz niespełnienia założenia o normalności rozkładu normalnego badanej próby, uzyskane wyniki są zadawalające ze względu na trafność prognoz upadłości zarówno dla próby uczącej, jak i próby testowej. Wartością dodaną oprócz konstrukcji badania jest stworzenie modelu predykcji upadłości spółek budowlanych w okresie złej koniunktury skutecznego też w czasie dobrej koniunktury.

Bibliografia

- Altman, Edward. I. 1993. *Corporate Financial Distress*. New York: John Wiley & Sons.
- Appenzeller, Dorota i Katarzyna Szarzec. 2004. „Prognozowanie zagrożenia upadłością polskich spółek publicznych”. *Rynek Terminowy* (1): 120–128.
- Aziz, Adnan M. i Humayon A. Dar. 2006. „Predicting corporate bankruptcy – where we stand?”. *Corporate Governance Journal* 6 (1): 18–33.
- Coface. 2014. *Raport Coface nt. upadłości firm w Polsce w 2014 roku*. Warszawa. www.coface.pl (dostęp: 28.02.2015).
- Gajdka, Jerzy i Daniel Stos. 1996. *Wykorzystanie analizy dyskryminacyjnej do badania podatności przedsiębiorstwa na bankructwo*. Łódź: Wydawnictwo Uniwersytetu Łódzkiego.
- GUS. 2000–2015. *Koniunktura w przemyśle, budownictwie, handlu i usługach 2000–2015*. Warszawa: GUS.
- Hadasik, Dorota 1998. *Upadłość przedsiębiorstw w Polsce i metody jej prognozowania*, Poznań: Wydawnictwo Akademii Ekonomicznej w Poznaniu.
- Hołda, Artur. 2001. „Prognozowanie bankructwa jednostki w warunkach gospodarki polskiej z wykorzystaniem funkcji dyskryminacyjnej”. *Rachunkowość* 5: 306–310.

- Jankiewicz, Zofia, Łukasz Postek, Katarzyna Puchalska, Agnieszka Sawicka i Izabela Tymoczko. 2015. *Sytuacja finansowa sektora przedsiębiorstw w IV kwartale 2014 r.* Warszawa: Instytut Ekonomiczny.
- Konarski, Roman. 2004. *Regresja wielokrotna: diagnostyka i selekcja modelu regresji.* Gdańsk: Uniwersytet Gdański.
- Korol, Tomasz i Błażej Prusak. 2005. *Upadłość przedsiębiorstw a wykorzystanie sztucznej inteligencji.* Warszawa: CeDeWu.
- Korporacja Ubezpieczeń Kredytów Eksportowych. 2015. *Upadłości firm w Polsce – prognozy KUKE.* Warszawa: KUKE.
- Kowalak, Robert. 2008. *Ocena kondycji finansowej przedsiębiorstwa w badaniu zagrożenia upadłością.* Gdańsk: Ośrodek Doradztwa i Doskonalenia Kadr Sp. z o.o.
- Mączyńska, Elżbieta i Maciej Zawadzki. 2006. *Dyskryminacyjne modele predykcji bankructwa przedsiębiorstw.* *Ekonomista* 2.
- Mirowska, Dorota i Mirosława Lasek. 2010. „Porównanie skuteczności modeli wielowymiarowej analizy dyskryminacyjnej służących prognozowaniu upadłości przedsiębiorstw”. *Optimum Studia Ekonomiczne* (1): 73–90.
- Nowak, Marek. 1998. *Praktyczna ocena kondycji finansowej przedsiębiorstwa.* Warszawa: Fundacja Rozwoju Rachunkowości w Polsce.
- Pociecha, Józef. 2005. *Wybrane metody klasyfikacyjne oraz ich efektywność w prognozowaniu upadłości firm.* Kraków: Uniwersytet Ekonomiczny w Krakowie.
- Pociecha, Józef. 2014. *Statystyczne metody prognozowania bankructwa w zmieniającej się koniunkturze gospodarczej.* Kraków: Uniwersytet Ekonomiczny w Krakowie.
- Prusak, Błażej. 2004. *Upadłość przedsiębiorstw – uwarunkowania i metody prognozowania* (praca doktorska). Gdańsk: Difin (podano za: Prusak, Błażej. 2005. *Nowoczesne metody prognozowania zagrożenia finansowego przedsiębiorstw.* Warszawa: Difin).
- Prusak, Błażej. 2005. *Nowoczesne metody prognozowania zagrożenia finansowego przedsiębiorstw.* Warszawa: Difin.
- Prusak, Błażej. 2011. *Ekonomiczna analiza upadłości przedsiębiorstw.* Warszawa: CeDeWu.
- Ranking Gazele Biznesu. <http://gazele.pb.pl/static/about> (dostęp: 23.07.2015).
- Skrzypczyńska, Marta. 2013. „Cykl koniunkturalny w Polsce – analiza sektorowa”. *Bank i Kredyt* 44 (2): 175–205.
- Test U Manna-Whitneya. 2015. http://pqstat.pl/?mod_f=mann-whitney (dostęp: 07.06.2015).
- Wędzki, Dariusz. 2005. „Wielowymiarowa analiza bankructwa na przykładzie budownictwa”. *Badania Operacyjne i Decyzje* (2): 59–81.
- Wierzba, Dariusz. 2000. „Wczesne wykrywanie przedsiębiorstw zagrożonych upadłością na podstawie analizy wskaźników finansowych – teoria i badania empiryczne”. *Zeszyty naukowe* 9.
- Zelek, Aneta. 2003. „Zarządzanie kryzysem w przedsiębiorstwie – perspektywa strategiczna”. *Ekonomika i Organizacja Przedsiębiorstwa* 3: 63–71.

Early Warning System of the bankruptcy risk of building companies – a comparison of the discriminate analysis and the logit model

Abstract

This article describes the issues of early warning of the risk of bankruptcy in the construction sector, comparing the discriminate analysis and the logit model. In a market economy, with ever-increasing competition and payment gridlocks, anticipating danger of bankruptcy of enterprises is gaining importance. This paper aims to build a discriminatory and logit model to predict the bankruptcy of construction companies on data from the period of economic downturn of a learning sample, consisting of 98 companies. The nature of application results of research carried out in the article on the learning sample relates to the use of the estimated model to predict the bankruptcy of enterprises in the Polish economy, in good times in the construction industry, on a test sample consisting of 44 construction companies for one year and two years before the bankruptcy. The study uses financial data from the information service EMIS and Polish Monitor B, of 71 construction companies that formally respectively in 2014 or 2013 (for the learning sample) and 2009 (for the test sample) filed for bankruptcy and 71 construction companies that continue to operate at least one year following the period considered.

Keywords: bankruptcy of enterprises, discriminate analysis, logit model, the effectiveness of prognostic

JEL Codes: G33, L74

DOI: 10.17451/eko/43/2015/126