

Adam Waszkowski
Szkoła Główna Gospodarstwa Wiejskiego w Warszawie

Wykorzystanie metod klasyfikacji wzorcowej w predykcji zagrożenia finansowego przedsiębiorstw branży spedycyjnej

Wstęp

Teoria cyklu życia przedsiębiorstwa przedstawia etapy w rozwoju jednostek, które obejmują wzrost, względną stabilizację oraz fazę schyłkową mogącą prowadzić do bankructwa firmy. Czas trwania jak i przebieg poszczególnych etapów są cechami typowymi dla pojedynczej jednostki gospodarczej, zależnymi od wielu czynników kształtowanych wewnątrz firmy (struktura organizacyjna, zarządzanie) jak i przez makrootoczenie. Choć teoria wskazuje na nieuchronność fazy schyłkowej, to etap upadłości przedsiębiorstwa można przesuwac w czasie, oddziaływać na jego przebieg oraz odpowiednio wcześniej mu zapobiegać. Upadłość prowadzi do weryfikacji efektywności działalności jednostki w gospodarce rynkowej, do lepszej alokacji zasobów „przenosząc” je z przedsiębiorstw nieefektywnych do firm dobrze funkcjonujących. Z drugiej zaś strony bankructwo każdej jednostki powoduje powstanie w gospodarce dodatkowych kosztów, które są ponoszone przez inne podmioty. Samo pogorszenie sytuacji finansowej jest procesem powolnym, a pierwsze jego symptomy można wykryć już z kilkuletnim wyprzedzeniem. Ostrzeżenie o potencjalnym zagrożeniu bankructwem stwarza dla przedsiębiorstwa szansę podjęcia działań chroniących przed jego likwidacją. Badania w tym zakresie prowadzone są zasadniczo w dwóch kierunkach. Pierwszy dotyczy określenia symptomów upadłości. Mączyńska i Zawadzki [9] wskazują, że najważniejsze z nich to obniżenie płynności, zmniejszenie rentowności oraz wyraźny spadek sprzedaży. Symptomy te można określić analizując sprawozdania finansowe. Badania Lennox [8] pokazują, że istotną rolę odgrywają również czynniki jakościowe, takie jak: brak stabilności kadry kierowniczej czy też brak długookresowych planów działalności. Drugi kierunek badań dotyczy konstrukcji, rozwijania oraz walidacji ilościowych modeli predykcji upadłości jednostek. Pierwsze takie próby zapoczątkował w latach sześćdziesiątych dla gospodarki amerykańskiej Altman [1]. W Polsce do roku 1990 zjawisko upadłości przedsiębiorstwa nie występowało. Gospodarka centralnie planowana nie dopuszczała możliwości weryfikacji efektywności działania przedsiębiorstw, a na cykl życia jednostek oddziaływały przesłanki nieekonomiczne, często o politycznym charakterze. Dopiero okres transformacji wpłynął na proces alokacji zasobów, co przyczyniło się do fali bankructw.

Ponieważ bankructwo przedsiębiorstw oraz zagrożenie upadłością związane są z otoczeniem, w którym funkcjonuje jednostka, celowym staje się budowanie modeli dla polskiej gospodarki z rozgraniczeniem na poszczególne branże. Wynika to z faktu, że specyfika poszczególnych działów gospodarki ma swoje odzwierciedlenie w wielkości składników majątkowych oraz rachunku zysków i strat.

Cel pracy i metoda badań

Celem przeprowadzonych badań było opracowanie modeli klasyfikacji wzorcowej, które mogą być wykorzystane do prognozowania bankructwa przedsiębiorstw z branży spedycyjnej. Modele te pozwalają na wyodrębnienie z licznej zbiorowości jednostek dobrych, cechujących się poprawnym standingiem finansowym, dobrą organizacją i sprawnym zarządzaniem oraz słabych, bez perspektywy przetrwania.

Najpopularniejszym narzędziem stosowanym w prognozowaniu zagrożenia finansowego jest analiza dyskryminacyjna. Jako pierwszy w zadaniach klasyfikacji bankructwa zastosował ją Altman [1]. Zbudował on cztery wersje modelu *Z-score bankruptcy predictor*, które obejmowały dane z 33 przedsiębiorstw „zdrowych” oraz 33, wobec których ogłoszono upadłość. Model ten charakteryzował się wysoką skutecznością predykcyjną (95% trafnych prognoz na rok przed ogłoszeniem bankructwa, 72% w przypadku dwuletniego oraz 48% w przypadku trzyletniego horyzontu czasowego). Badania były następnie kontynuowane przez licznych autorów opracowujących modele klasyfikacyjne dla gospodarek

różnych państw i stosujących bardziej zaawansowane metody wielowymiarowej analizy danych (przegląd literatury poświęcony tej tematyce przedstawiony jest w pracy Kisielińskiej [5] oraz Kisielińskiej i Waszkowskiego [6]). Zmiany w gospodarce polskiej w latach 90-tych spowodowały zainteresowanie polskich ekonomistów metodami pozwalającymi na wykrycie zagrożenia upadłością. Wielu autorów wskazywało w swoich pracach (Stasiewski [11], Rogowski [10], Korallun-Bereźnicka [7]) na brak możliwości bezpośredniej adaptacji modeli Altmana na polski grunt, czego wynikiem było opracowanie oryginalnych systemów wczesnego ostrzegania. Z kolei modele zmiennych jakościowych można odszukać w pracy Gruszczyńskiego [3]. Przeprowadził on badania na bazie liczącej 200 sprawozdań finansowych, które posłużyły do wyboru 23 przedsiębiorstw znajdujących się w niepoprawnej sytuacji finansowej oraz 23 przedsiębiorstw o dobrym standingu. Na ich podstawie oszacowane zostały dwumianowe modele logitowe, w których zmienną objaśnianą jest zmienna dychotomiczną y . Do konstrukcji modeli wykorzystano następujące wskaźniki:

- ROA (rentowność aktywów) = zysk operacyjny / aktywa,
- R1 (marża zysku brutto) = zysk brutto / przychody ze sprzedaży netto,
- A2 (obrót zobowiązaniami) = koszty produkcji sprzedanej / zobowiązania krótkoterminowe,
- Z1 (stopa zadłużenia majątku) = zobowiązania ogółem / aktywa,
- W19 = zapasy / przychody ze sprzedaży netto.

Gruszczyński dla swoich modeli uzyskał trafności prognozy z przedziału od 83% do 96%.

W polskiej literaturze brakuje jednak badań dotyczących prognozowania bankructwa przedsiębiorstw z różnych branż. Niniejsza praca stanowi próbę uzupełnienia tej luki, stąd jako cel postawiono budowę systemów predykcji bankructwa dla branży spedycyjnej. Do oszacowania modeli klasyfikacyjnych wykorzystano dwa zbiory. Pierwszy stanowią dane finansowe¹ z 2010 roku z 20 przedsiębiorstw spedycyjnych- bankrutów, zebrane i opracowane na podstawie akt spółek upadłych. Druga grupa obejmuje wskaźniki 20 spółek znajdujących się w dobrej sytuacji finansowej, o których wiadomo, że w całym roku 2010 prowadziły działalność gospodarczą. Pozyskane dane pozwoliły na oszacowanie klasyfikacyjnych modeli prognozowania zagrożenia finansowego przedsiębiorstw z branży spedycyjnej.

W modelu zagrożenia finansowego² zmienna zależna y określa binarny fakt:

$y_i = 1$ - jeśli i -ta firma jest finansowo zagrożona,

$y_i = 0$ - jeśli i -ta firma jest finansowo zdrowa.

Wartości te można postrzegać w kategoriach prawdopodobieństwa (por. [2]), tj.: $P(y_i = 1) = p_i$ oraz $P(y_i = 0) = 1 - p_i$. Ogólnie zatem modelowaniu podlega p_i jako funkcja zmiennych niezależnych X . Jeśli zmienne X tworzą wektor x_i , to mamy tu na myśli funkcję F wartości $x_i^T \beta$, gdzie β jest wektorem parametrów tej funkcji. Otrzymujemy zatem $p_i = F(x_i^T \beta)$. Modele takie określane są jako modele zmiennej dwumianowej. W zależności od funkcji F wyróżnia się³:

– liniowy model prawdopodobieństwa, gdzie $F(x_i^T \beta) = (x_i^T \beta)$,

– model logitowy, gdzie funkcja F jest dystrybuantą rozkładu logistycznego $p_i = \frac{\exp(x_i^T \beta)}{1 + \exp(x_i^T \beta)}$,

– model probitowy, gdzie funkcja F jest dystrybuantą rozkładu normalnego $N(0,1)$ w punktach

$$x_i^T \beta, \text{ tj.: } p_i = \int_{-\infty}^{x_i^T \beta} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{t^2}{2}\right) dt.$$

Z punktu widzenia konstrukcji modeli klasyfikacyjnych, zmienne niezależne będące wskaźnikami finansowymi, które zostaną uwzględnione w systemach wczesnego ostrzegania, muszą spełniać pewne postulaty. Najważniejszy z nich dotyczy braku wzajemnej korelacji między cechami. Niespełnienie tego warunku powoduje złe uwarunkowanie macierzy wariancji-kowariancji, co w konsekwencji uniemożliwia oszacowanie parametrów modeli. Istotną rolę odgrywa również zdolność dyskryminacyjna poszczególnych wskaźników między klasami. Im jest ona większa, tym trafniej klasyfikowane są obiekty do grup bankrutów i przedsiębiorstw zdrowych. Ponadto cechy uwzględnione w modelu muszą

¹ Do analizy wykorzystano wskaźniki struktury bilansowej oraz podstawowe wskaźniki płynności, poziomu zadłużenia, rentowności, sprawności działania na rynku i rotacji majątku.

² Istotnym jest odróżnienie zjawiska ekonomicznego jakim jest zagrożenie finansowe od zjawiska prawnego – upadłości, choć główna różnica metodyczna pomiędzy modelami przewidywania upadłości a modelami przewidywania zagrożenia finansowego polega na odmiennej definicji zmiennej zależnej.

³ Przegląd modeli dwumianowych znajduje się m.in. w pracy Cameron i Trivedi (2009).

charakteryzować się dostatecznie dużą zmiennością. Kolejnym krokiem w selekcji zmiennych była eliminacja cech quasi-stałych, które nie zwiększają wartości poznawczej modelu. Dla wskaźnika wykorzystywanego do konstrukcji modeli rozkład jego wartości w populacji jednostek zagrożonych upadłością różni się systematycznie od tego rozkładu w populacji obiektów o poprawnym standingu. Dlatego ze względów praktycznych przyjmuje się, że postać rozkładu w obu populacjach jest taka sama, a różni się jedynie parametrami, które go opisują. W badaniach empirycznych zakłada się a-priori, że analizowane cechy mają rozkład normalny. Na poziomie istotności 5% odrzucono jednak w przypadku każdego z analizowanych wskaźników hipotezę dotyczącą normalności dystrybuanty empirycznej dla badanej cechy, mając przy tym na uwadze fakt, że w wielu badaniach założenie o normalności nie zostało spełnione, a mimo to uzyskiwano zadowalające wyniki klasyfikacji (por. Hadasik [4]). Ostatecznie do dalszej analizy wybrano zestaw 7 wskaźników:

- X1 = aktywa trwałe/aktywa ogółem,
- X2 = (należności + inwestycje krótkoterminowe)/zobowiązania krótkoterminowe,
- X3 = przychody ze sprzedaży/należności krótkoterminowe,
- X4 = zysk netto/aktywa ogółem,
- X5 = zobowiązania ogółem/kapitał własny,
- X6 = przychody ze sprzedaży/aktywa ogółem,
- X7 = wynik finansowy netto w okresie t /wynik finansowy netto w okresie $t-1$.

Dalsza redukcja zmiennych niezależnych została przeprowadzona już na etapie konstrukcji modeli.

Wyniki badań

W pierwszym kroku przeprowadzono estymację liniowego modelu prawdopodobieństwa (LMP). W tym celu wykorzystano Klasyczną Metodę Najmniejszych Kwadratów. Otrzymane oszacowania parametrów modelu przedstawia tabela 1.

Tab. 1. Oszacowania parametrów liniowego modelu prawdopodobieństwa

Zmienna	Współczynnik	Błąd standardowy	Statystyka t-Studenta	Wartość-p
Const	0,607061	0,132602	4,578	6,74e-05
X1	-0,62868	0,274782	-2,288	0,0289
X2	-0,00073	0,000413	-1,787	0,0834
X3	0,003851	0,003669	1,049	0,3019
X4	-0,00554	0,003990	-1,389	0,1744
X5	-0,00555	0,002205	-2,519	0,0170
X6	0,001448	0,014703	0,0985	0,9221
X7	-0,00476	0,002985	-1,597	0,1201

Źródło: Opracowanie własne.

Na poziomie istotności 10% tylko zmienne X1, X2 oraz X5 są statystycznie istotne. Nie jest to jednak zjawisko nietypowe dla modeli mikroekonometrii. Podobną uwagę należy odnieść do współczynnika determinacji, który w modelach dla przekrojowych danych finansowych są z reguły bardzo niskie (w przypadku oszacowanego modelu współczynnik determinacji wynosi 0,4305 z empirycznym poziomem istotności równym 0,009). Dlatego też do oceny modeli zmiennych jakościowych wykorzystuje się macierze klasyfikacji. Liniowy model prawdopodobieństwa nie spełnia jednak pokładanych w nim nadziei, ponieważ uzyskane wartości teoretyczne zmiennej zależnej nie są liczbami z przedziału $<0, 1>$, dlatego też nie można na ich podstawie dokonać jednoznacznej klasyfikacji obiektów ani interpretacji w kategoriach prawdopodobieństwa.

Mając na uwadze powyższe wady LMP dla takiego samego zestawu danych oszacowany został model logitowy. Wyniki oszacowań parametrów oraz podstawowe statystyki estymacji przedstawia tabela 3. Na podstawie empirycznego poziomu istotności należy wnioskować, że jedynie parametr przy zmiennej X2 jest istotny na każdym typowym poziomie. Model logitowy jednak w 90% poradził sobie z prawidłową klasyfikacją spółek branży spedycyjnej. Macierz klasyfikacji przedstawia tabela 4. Model

ten równie poprawnie (w 90%) rozpoznaje spółki o korzystnym standingu finansowym oraz zagrożone bankrutwem. Jest to niewątpliwie zadowalający wynik.

Tab. 2. Oszacowania parametrów modelu logitowego

Zmienna	Współczynnik	Błąd standardowy	$x_i^T \beta$	Wartość-p
Const	3,32385	2,55833	1,299	0,1939
X1	-10,719	5,39156	-1,988	0,0468
X2	-0,7037	0,47336	-1,487	0,1371
X3	0,87732	0,53074	1,653	0,0983
X4	-1,2385	1,24078	-0,998	0,3182
X5	-0,0867	0,06089	-1,425	0,1542
X6	-1,4786	0,95388	-1,550	0,1211
X7	-0,4698	0,29711	-1,581	0,1138

Źródło: Opracowanie własne.

Tab. 3. Macierz klasyfikacji dla modelu logitowego

Wyszczególnienie	Klasa 0 z modelu	Klasa 1 z modelu	Odsetek poprawnych klasyfikacji
Klasa 0 faktyczna	18	2	90%
Klasa 1 faktyczna	2	18	90%
Łącznie	20	20	90%

Źródło: Opracowanie własne.

Dokonano również próby estymacji modelu probitowego, jednak proces estymacji w tym przypadku nie zakończył się pomyślnie- nie osiągnięto kryterium zbieżności dla funkcji wiarygodności MNW. Postanowiono usunąć zmienną X4, ponieważ w najmniejszym stopniu dyskryminowała klasy wyróżnionych przedsiębiorstw. Oszacowania modelu probitowego oraz jego macierz klasyfikacji przedstawiają odpowiednio tabela 5 oraz 6. Łączna suma poprawnych klasyfikacji dla modelu probitowego wynosi 87,5%. Widać więc, że model ten gorzej poradził sobie z zagadnieniem klasyfikacji spółek branży spedycyjnej od modelu logitowego.

Tab. 4. Oszacowania parametrów modelu probitowego

Zmienna	Współczynnik	Błąd standardowy	$x_i^T \beta$	Wartość-p
Const	4,35596	2,67622	1,628	0,1036
X1	-6,41145	3,61483	-1,774	0,0761
X2	-3,45195	2,12131	-1,627	0,1037
X3	0,468674	0,386129	1,214	0,2248
X5	-0,0918796	0,0760343	-1,208	0,2269
X6	-0,681230	0,652609	-1,044	0,2966
X7	-0,598786	0,373434	-1,603	0,1088

Źródło: Opracowanie własne.

Tab. 5. Macierz klasyfikacji dla modelu probitowego

Wyszczególnienie	Klasa 0 z modelu	Klasa 1 z modelu	Odsetek poprawnych klasyfikacji
Klasa 0 faktyczna	18	2	85,74%
Klasa 1 faktyczna	3	17	89,47%
Łącznie	21	19	87,5%

Źródło: Opracowanie własne.

Podsumowanie

W pracy pokazano, że w warunkach polskiej gospodarki rynkowej połączenie finansowej analizy wskaźnikowej przedsiębiorstwa z branży spedycyjnej oraz funkcyjnych modeli zmiennych dychotomicznych prowadzi do konstrukcji narzędzi służących prognozowaniu bankrutwa. Rezultatem

przeprowadzonych badań było zbudowanie modeli klasyfikacyjnych prognozowania zagrożenia finansowego przedsiębiorstw branży spedycyjnej. Trafna prognoza mogłaby pełnić funkcję informacyjną zarówno dla kadry menedżerskiej, zarządu jak i dla banków czy jednostek sektora finansów.

W pracy przedstawiono kilka podejść dotyczących koncepcji budowy modeli klasyfikacyjnych. Punktem wyjścia był odpowiedni dobór predyktorów bankructwa, które w sposób znaczący rozdzielałyby dwie badane grupy obiektów: firmy zdrowe oraz zagrożone. W niniejszym opracowaniu dobór zmiennych objaśniających oparty został na analizie macierzy współczynników korelacji cech – wskaźników finansowych. Do analizy wykorzystano 7 zmiennych egzogenicznych, a ich ostateczny dobór do modeli oparty został na strategii modelowania *from general to specific*. Najlepsze rezultaty zaprezentowanej klasyfikacji wzorcowej daje model logitowy, który prawidłowo rozpoznał 90% obiektów, jednocześnie każda z klas jednostek jest przyporządkowywana w takim samym stopniu. Liniowy model prawdopodobieństwa nie jest dobrym narzędziem predykcyjnym, ponieważ zbiór wartości, jakie może przyjąć prognozowana zmienna zależna jest z przedziału liczb rzeczywistych. Z takiego względu interpretacja wyników w kategorii prawdopodobieństwa czy przynależności obiektów do klas jest niemożliwa.

Streszczenie

Celem artykułu była próba stworzenia modeli klasyfikacji wzorcowej służących do predykcji bankructwa przedsiębiorstw z branży spedycyjnej. W pracy przedstawiono także ekonomiczne aspekty zjawiska oraz najważniejsze przyczyny i symptomy. Uwagę skupiono na metodach prognozowania, z których do analizy wybrano model logitowy oraz probitowy. Wyniki estymacji modeli bankructwa przedstawiono w rozdziale bazującym na wynikach. Zaprezentowano również wyniki klasyfikacji oraz walidacji tych modeli bazujących na próbie podstawowej.

Using of classification models for enterprises insolvency prediction in shipping industry

Abstract

The thesis attempts to create models of standard classification which would enable to predict a bankruptcy of enterprises. Economic aspects of bankruptcy have been presented as well as causes of it. The attention has been devoted to the methods of bankruptcy prediction with emphasis on the logit and probit models. Description and the estimation's results of own models of bankruptcy have been included in the chapter based on research. It has also presented results of the verification of obtained functional models based on a sample validation.

Literatura

- [1]. Altman E. I.: Financial Ratios, Discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy, „Journal of Finance”, Vol. 23, nr 4/1968.
- [2]. Gruszczyński M. red.: *Mikroekonometria*, Wolters Kluwer, Warszawa, 2010.
- [3]. Gruszczyński M.: *Modele mikroekonometrii w analizie i prognozowaniu zagrożenia finansowego przedsiębiorstw*, Instytut Nauk Ekonomicznych Polskiej Akademii Nauk, Nr 34/2003.
- [4]. Hadasik D.: Upadłość przedsiębiorstw w Polsce i metody jej prognozowania, „Zeszyty Naukowe Akademii Ekonomicznej w Poznaniu– seria II”, nr 2/1998.
- [5]. Kisielińska J.: *Modele klasyfikacyjne prognozowania sytuacji finansowej gospodarstw rolniczych*, Wydawnictwo SGGW, Warszawa, 2008.
- [6]. Kisielińska J., Waszkowski A.: Polskie modele do prognozowania bankructwa przedsiębiorstw i ich weryfikacja, „Ekonomika i Organizacja Gospodarki Żywnościowej” nr 82/2010.

- [7]. Koralun – Bereźnicka J.: Ocena możliwości wykorzystania wybranych funkcji dyskryminacyjnych w analizie polskich spółek giełdowych, „Studia i Prace Kolegium Zarządzania i Finansów SGH” nr 69/2006.
- [8]. Lennox C.: Identifying mailing companies: a reevaluation of the logit, probit and DA approaches, “Jurnal of Economics and Business” nr 51/1999.
- [9]. Mączyńska E., Zawadzki M.: Dyskryminacyjne modele predykcji bankructwa przedsiębiorstw, „Ekonomista” nr 2/2006.
- [10]. Rogowski W.: Możliwość wczesnego rozpoznawania symptomów zagrożenia zdolności płatniczej przedsiębiorstwa, „Bank i Kredyt” nr 6/1999.
- [11]. Stasiewski T.: Z-score – indeks przewidywanego upadku przedsiębiorstwa, „Rachunkowość” nr 12/1996.