

Barbara Twardochleb

Akademia Ekonomiczna we Wrocławiu

WYKORZYSTANIE FUNKCJI DYSKRYMINACYJNYCH DO PROGNOZOWANIA UPADKU PRZEDSIĘBIORSTW

1. Wstęp

W celu prognozowania upadłości przedsiębiorstw poszukuje się narzędzi umożliwiających przewidywanie groźby upadku przedsiębiorstwa. Jedną z najbardziej popularnych metod jest wielowymiarowa analiza dyskryminacyjna, którą jako pierwszy zastosował w 1968 r. amerykański uczony E. Altman [1968].

W artykule przedstawiono propozycję wykorzystania wielowymiarowych modeli analizy dyskryminacyjnej do przewidywania bankructwa spółek notowanych na GPW w Warszawie. Wartości zbudowanej funkcji dyskryminacyjnej oraz dynamika jej zmian w czasie posłużyła do prognozowania upadku spółek giełdowych, które w 2004 r. zmagają się z poważnymi problemami finansowymi (spółki będące w 2004 r. w trakcie postępowania układowego ze swoimi wierzycielami).

2. Idea metod dyskryminacji

Zagadnienie dyskryminacji polega na przydzieleniu zbioru obserwacji do K jednorodnych klas. Zakłada się, że charakterystyki tych klas są przynajmniej częściowo znane. Jeśli charakterystyki klas, są określone na podstawie innego zbioru obserwacji, których przynależność jest znana, wtedy mówimy o dyskryminacji wzorcowej. Zbiór, za pomocą którego wyznaczamy charakterystyki klas, nazywa się **zbiorem uczącym**, a zbiór obserwacji podlegający przydzieleniu – **zbiorem rozpoznawanym** [Jajuga 1993].

W analizie dyskryminacyjnej dąży się do utworzenia kombinacji liniowej zmiennych niezależnych, która „najlepiej dyskryminuje” dwie grupy określone *a priori*. Osiąga się to przez znalezienie takich estymatorów współczynników funkcji dyskryminacyjnej, które maksymalizują zmienność międzygrupową w stosunku do zmienności wewnątrzgrupowej. Analiza dyskryminacyjna polega na znalezieniu takiej kombinacji liniowej zmiennych (tj. kierunku w przestrzeni), dla której osiąga się maksymalną różnorodność między grupami. Następnie nowe obiekty są klasyfikowane do jednej lub do drugiej grupy na podstawie wartości, jakie osiąga dla danej obserwacji funkcja dyskryminacyjna [Aczel 2000].

Główne problemy zastosowania wielowymiarowych modeli dyskryminacyjnych związane są ze spełnieniem założeń statystycznych. Zakłada się bowiem z góry, że analizowane populacje mają wielowymiarowe rozkłady normalne. W praktyce w obszarze ekonomii i finansów mogą występować odchylenia od założonego rozkładu normalnego.

Budując liniową funkcję dyskryminacyjną dla dwóch populacji przy nieznanach parametrach, konstruuje się jednowymiarową funkcję obserwacji, która dokona rozróżnienia między nimi. Funkcja ta będzie wynikiem maksymalizacji pewnej miary „odległości” między populacjami. Zakłada się, że niezależne od siebie próby losowe złożone z N_1 oraz N_2 obserwacji pochodzą z dwóch m -wymiarowych rozkładów normalnych o różnych wektorach wartości oczekiwanych odpowiednio μ_1 oraz μ_2 i takiej samej macierzy wariancji-kowariancji Σ , jednak parametry te nie są znane. Takie założenie wymaga oszacowania parametrów rozkładu wektorów losowych X w obu populacjach.

Jeżeli $\bar{x}_1$ oraz $\bar{x}_2$ oznaczają wektory średnich próbkowych, a S jest oszacowaniem macierzy wariancji-kowariancji Σ , to liniowa funkcja dyskryminacyjna ma postać:

$$y = (\bar{x}_1 - \bar{x}_2)^T S^{-1} x. \quad (1)$$

Funkcja ta jest próbkowym odpowiednikiem ilorazu wiarygodności dwóch rozkładów o znanych parametrach. W celu określenia reguły klasyfikacyjnej na podstawie liniowej funkcji dyskryminacyjnej należy najpierw wyznaczyć wartości tej funkcji dla średnich obu prób:

$$\bar{y}_1 = (\bar{x}_1 - \bar{x}_2)^T S^{-1} \bar{x}_1 \quad \text{oraz} \quad \bar{y}_2 = (\bar{x}_1 - \bar{x}_2)^T S^{-1} \bar{x}_2.$$

Punktem leżącym w środku między punktami $\bar{y}_1$ oraz $\bar{y}_2$ jest M :

$$M = \frac{1}{2} (\bar{x}_1 - \bar{x}_2)^T S^{-1} (\bar{x}_1 + \bar{x}_2). \quad (2)$$

Przyjmuje się następującą regułę klasyfikacyjną:

Obserwację X zalicza się do populacji π_1 , jeżeli:

$$(\bar{x}_1 - \bar{x}_2)^T S^{-1} x > \frac{1}{2} (\bar{x}_1 - \bar{x}_2)^T S^{-1} (\bar{x}_1 + \bar{x}_2),$$

zaś do populacji π_2 , jeżeli: $(\bar{x}_1 - \bar{x}_2)^T S^{-1} x \leq \frac{1}{2} (\bar{x}_1 - \bar{x}_2)^T S^{-1} (\bar{x}_1 + \bar{x}_2)$.

Oznacza to, że obserwacje klasyfikujemy do bliższej, w sensie funkcji dyskryminacyjnej, populacji. Punkt środkowy jest realizacją pewnej zmiennej losowej, zatem regułę klasyfikacyjną można przedstawić za pomocą jednej statystyki W :

$$W = (\bar{x}_1 - \bar{x}_2)^T S^{-1} x - \frac{1}{2} (\bar{x}_1 - \bar{x}_2)^T S^{-1} (\bar{x}_1 + \bar{x}_2). \quad (3)$$

Jeżeli $W > 0$, to obserwację X należy zakwalifikować do populacji π_1 , zaś jeżeli $W \leq 0$, to obserwację X należy zakwalifikować do populacji π_2 . Statystyka W jest nazywana statystyką klasyfikacyjną Walda-Andersona, gdyż jako pierwszy podał ją Wald (1944) [Morrison 1990].

3. Budowa funkcji dyskryminacyjnej dla spółek notowanych na Gieldzie Papierów Wartościowych w Warszawie

W celu konstrukcji modelu do prognozowania bankructwa przedsiębiorstw notowanych na GPW w Warszawie zebrano dane dotyczące 23 „upadłych” spółek giełdowych (tab. 1) na rok przed ich upadkiem. Ze względu na odmienną konstrukcję bilansu z badania zostały wyłączone banki oraz ubezpieczyciele, dlatego Towarzystwo Ubezpieczeniowe „Polisa” SA nie zostało uwzględnione w analizie.

Na potrzeby tej pracy przyjęto, że upadek przedsiębiorstwa oznacza nie tylko jego upadłość, czyli fakt ogłoszenia przez sąd upadłości, lecz także złożenie wniosku o upadłość przez zarząd spółki oraz likwidację przedsiębiorstwa ze względu na złą sytuację finansową. Pojęcie „upadek” przedsiębiorstwa jest używane zamiennie z pojęciem „bankructwo”.

W pierwszej fazie badań wzięto pod uwagę 22 mierniki ekonomiczno-finansowe (rys. 1). Były to przede wszystkim wskaźniki finansowe, które odzwierciedlały płynność, zadłużenie, aktywność gospodarczą, rentowność. Obliczono także wskaźniki rynku kapitałowego oraz niektóre mierniki wykorzystane przez Altmana przy budowie modelu dla przedsiębiorstw amerykańskich w 1968 r. [Altman 1968]. Dla pierwszej grupy 23 spółek charakteryzujących się dobrą kondycją finansową obliczono wskaźniki na podstawie raportów rocznych z 2002 r., dla drugiej grupy spółek obliczono mierniki na podstawie sprawozdań finansowych na rok przed ich upadkiem. Informacje wykorzystane do obliczenia wskaźników pochodzą z raportów okresowych spółek zawartych w internetowym archiwum Gazety Giełdowej „Parkiet”, Monitora Polskiego B oraz stron internetowych zawierających raporty roczne spółek giełdowych.

Analiza merytoryczna i statystyczna obliczonych wskaźników ekonomiczno-finansowych dla obu grup przedsiębiorstw pozwoliła wybrać spośród nich dziesięć mierni-

ków, których realizacji nie odbiegały znacznie od rozkładu normalnego oraz w sposób wyraźny „dyskryminowały” obie grupy przedsiębiorstw (rys. 1).

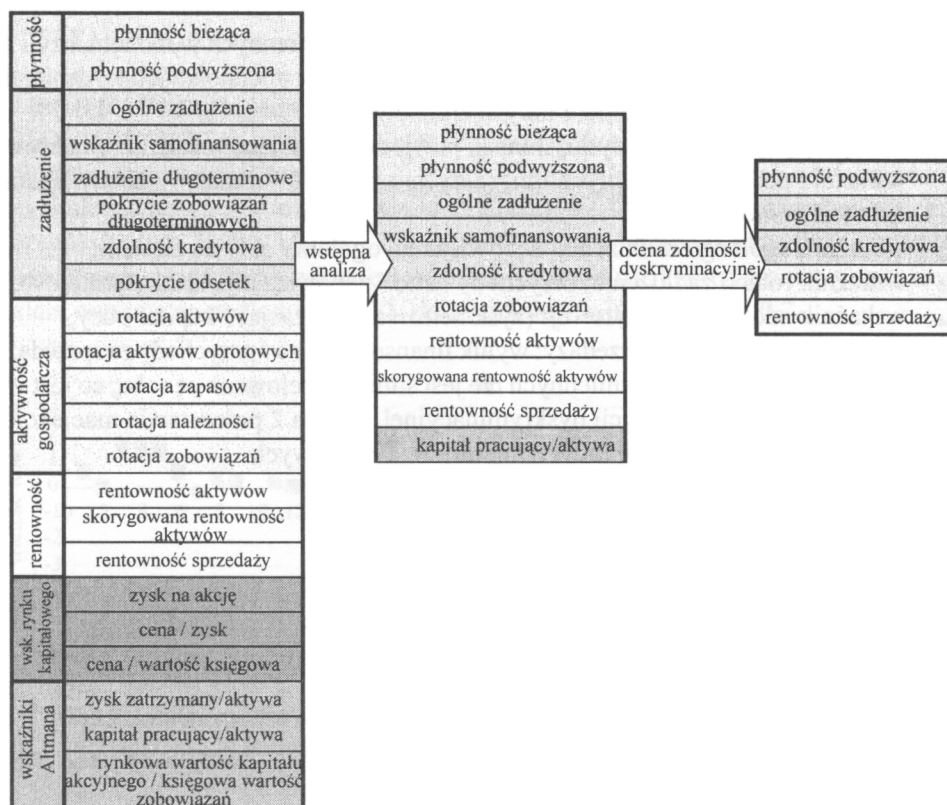
Tabela 1. Spółki „upadłe” na warszawskiej Giełdzie Papierów Wartościowych (na dzień 15.05.2004 r.), których wskaźniki ekonomiczno-finansowe zostały wykorzystane przy budowie funkcji dyskryminacyjnej

Lp.	Nazwa spółki	Sektor	Upadek spółki
1	Polisa SA	ubezpieczenia	16.02.2000
2	Beton Stal SA	budownictwo	22.12.2000
3	ST Group SA	informatyczny	26.10.2001
4	Euro Bud Invest SA	budownictwo	15.02.2002a
5	Łukbut SA	przemysł lekki	28.03.2002
6	Espebepe SA	budownictwo	13.05.2002
7	Krak-Brokers SA	handel	05.07.2002
8	Ocean SA	handel	06.08.2002
9	Leta SA	handel	08.08.2002
10	Pażur SA	handel	08.01.2003
11	Apexim SA	informatyczny	17.02.2003
12	GK Inwest SA	budownictwo	20.02.2003
13	Łda Invest SA	usługi	20.02.2003b
14	4media SA	media	17.04.2003b
15	Mostostal Gd. SA	budownictwo	14.04.2003
16	Pia Piasecki SA	budownictwo	30.06.2003
17	Tonsil SA	przemysł elektromaszynowy	09.10.2003c
18	Pozmeat SA	przemysł spożywczy	07.11.2003 c
19	Resbud SA (CeTo)	budownictwo	17.11.2003d
20	LTL SA	usługi finansowe	21.11.2003
21	Centrozap SA	przemysł metalowy	02.12.2003a
22	Elkop SA	budownictwo	29.12.2003c
23	Instal-Lublin SA	budownictwo	18.02.2004 d
24	Universal SA	handel	27.07.2002e

^a – data złożenia przez Zarząd spółki wniosku o upadłość, brak danych o dacie ogłoszenia upadłości spółki przez sąd; ^b – data złożenia przez Zarząd spółki wniosku o upadłość, spółka czeka na ogłoszenie upadłości;

^c – data złożenia przez spółkę wniosku; o upadłość z możliwością zawarcia układu; ^d – ogłoszenie upadłości z możliwością zawarcia układu; ^e – likwidacja spółki ze względu na złą sytuację finansową

Źródło: opracowanie własne na podstawie danych ze stron internetowych: www.gpw.pl, www.money.pl, www.gielda.onet.pl, www.parkiet.com.pl



Rys. 1. Graficzna prezentacja doboru wskaźników ekonomiczno-finansowych do modelu

Źródło: opracowanie własne.

W celu opracowania modelu przetestowano wiele kombinacji dziesięciu wskaźników finansowych. Do określenia, w jakim stopniu m -wymiarowe zmienne różnicują (dyskryminują) grupy wykorzystano statystykę lambda Wilksa Λ_w , określającą udział wariancji wewnątrzgrupowej w całkowitej wariancji. Lambda Wilksa Λ_w pozwala bowiem na wyznaczenie istotności statystycznej mocy dyskryminacyjnej modelu. Jej wartość równa 1 oznacza całkowity brak mocy dyskryminacyjnej, wartość równa 0 obrazuje doskonałą moc dyskryminacyjną. Im mniejsza wartość Λ_w , tym silniejsze zróżnicowanie pomiędzy klasami [Morrison 1990]. Sprawdzano także, czy zmienne wnoszą istotny udział do wartości statystyki lambdy Wilksa, czyli obliczano cząstkową lambdę Wilksa Λ_{wc} ¹. Miara ta pozwoliła na ustalenie wskaźników finansowych szczególnie ważnych przy prognozowaniu bankructwa. Przy doborze zmiennych do modelu brano pod uwagę

¹ Cząstkowa lambda Wilksa Λ_{wc} jest to przyrost lambdy Λ_w wynikający z dodania danej zmiennej do modelu. Im mniejsza jej wartość dla danego wskaźnika, tym większe znaczenie tego wskaźnika w dywersyfikacji próby.

także miarę tolerancji TL_m^2 , która ocenia nadmiarowość zmiennych w modelu, czyli redundancję zmiennych. Pozwoliła ona określić, jaka część zmienności jednej zmiennej może być wyjaśniona zachowaniem innych zmiennych.

Ostatecznie jako podstawę dyskryminacji przyjęto następujące wskaźniki finansowe:

X_1 – wskaźnik podwyższonej płynności: (aktywa obrotowe – zapasy) / zobowiązania krótkoterminowe,

X_2 – wskaźnik ogólnego zadłużenia: zobowiązania ogółem / aktywa ogółem,

X_3 – wskaźnik rotacji zadłużenia: przychody netto / zobowiązania krótkoterminowe,

X_4 – wskaźnik zdolności kredytowej: (zysk netto + amortyzacja) / kapitał obcy,

X_5 – wskaźnik rentowności sprzedaży: wynik finansowy netto / przychody ze sprzedaży.

Większość wyróżnionych zmiennych nie jest silnie skorelowana ze sobą, co jest ważnym warunkiem dobroci funkcji dyskryminacyjnej. Tabela 2 przedstawia macierz korelacji obliczoną dla pięciu wybranych mierników finansowych.

Tabela 2. Macierz współczynników korelacji między zmiennymi wykorzystanymi do budowy funkcji dyskryminacyjnej

	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5
X_1	1,00				
X_2	-0,38	1,00			
X_3	0,69	-0,37	1,00		
X_4	0,50	-0,47	0,79	1,00	
X_5	0,16	-0,07	0,23	0,21	1,00

Źródło: opracowanie własne.

Spółki giełdowe wykorzystane w modelu są obiektami, czyli jednostkami badania statystycznego. Zmiennymi w modelu dyskryminacyjnym są mierniki, czyli wskaźniki finansowe. Zatem i -ty obiekt (spółka) może być opisany wektorem: $X_i = [X_1, X_2, X_3, X_4, X_5]^T$ gdzie: $i = 46$. Oszacowana liniowa funkcja dyskryminacyjna, na podstawie wzoru (1), zapewniająca najmniejszą liczbę błędnych klasyfikacji, przyjęła następującą postać:

$$Z(X) = 0,544X_1 - 0,236X_2 + 0,088X_3 + 0,480X_4 + 0,050X_5. \quad (4)$$

Znaki ocen parametrów tak otrzymanej funkcji dyskryminacyjnej są zgodne z oczekiwaniami. Ujemny znak przy współczynniku zmiennej X_2 : *ogólne zadłużenie* potwierdza, że zmienna ta ma ujemny wpływ na wartość funkcji dyskryminacyjnej.

Zgodnie ze wzorami (2) i (3) reguła klasyfikacyjna ma następującą postać:

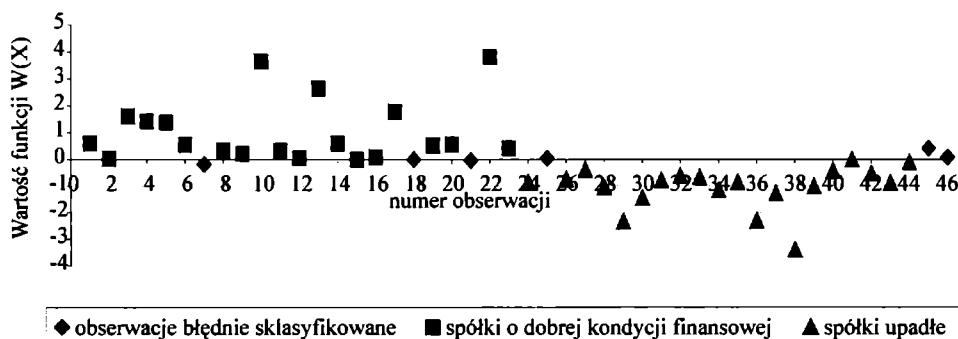
$$W(X) = 0,544X_1 - 0,236X_2 + 0,088X_3 + 0,480X_4 + 0,050X_5 - 0,47. \quad (5)$$

² Miara tolerancji TL_m wyraża się ona wzorem: $TL_m = 1 - R^2$, gdzie R^2 oznacza współczynnik determinacji danej zmiennej ze wszystkimi innymi zmiennymi w modelu.

$W(X)$ jest przesunięciem funkcji $Z(X)$ o stałą $M = 0,47$, dzięki czemu wartość krytyczna, na podstawie której następuje klasyfikacja przedsiębiorstw, wynosi zero. Zatem:

- jeżeli $W(X) \leq 0$, to jednostki są klasyfikowane jako „bankruci”,
- jeżeli $W(X) > 0$, to jednostki są klasyfikowane jako „niebankruci”.

Analizując wartości funkcji $W(X)$ w danej próbie (rys. 2), można wyznaczyć tzw. obszar niepewności. Jest to zakres wartości funkcji $W(X)$, w obrębie którego występuje szczególnie duża liczba błędów. Prawdopodobieństwo błędnej klasyfikacji wartości znajdujących się w tym obszarze jest wysokie. W modelu (5) górna granica niepewności została ustalona na poziomie (+) 0,1, dolna granica na poziomie (–) 0,2.



Rys. 2. Graficzna prezentacja rezultatów klasyfikacji przedsiębiorstw według funkcji $W(X)$

Źródło: opracowanie własne.

Statystyczna moc dyskryminacyjna modelu (lambda Wilksa) wynosi **0,047**, co świadczy o bardzo dużej przydatności modelu do prognozowania bankructwa. Dla poszczególnych zmiennych obliczono cząstkowe lambdy Wilksa Λ_{wc} (tab. 3). Oceniono także nadmiarowość zmiennych za pomocą miary tolerancji. Tabela 3 przedstawia wartości tolerancji dla składników funkcji $Z(X)$. Z obliczeń wynika, że szczególnie ważnymi zmiennymi w modelu są rentowność sprzedaży ($TL = 0,945$) oraz podwyższona płynność ($\Lambda_{wc} = 0,927$).

Tabela 3. Wartości miar i statystyk dla poszczególnych zmiennych w modelu $Z(X)$

Nazwa wskaźnika	Cząstkowa lambda Wilksa Λ_{wc}	Współczynnik determinacji R^2	Tolerancja TL
Płynność podwyższona	0,927	0,506	0,494
Ogólne zadłużenie	0,955	0,255	0,746
Rotacja zadłużenia	0,987	0,745	0,255
Zdolność kredytowa	0,975	0,668	0,332
Rentowność sprzedaży	0,962	0,055	0,945

Źródło: opracowanie własne.

Przeciętna trafność poprawnego oszacowania funkcji $W(X)$ wyniosła 87% (tab. 4). Błąd pierwszego rodzaju („bankrut” zaklasyfikowany jako „niebankrut”) wyniósł 13%, błąd drugiego rodzaju („niebankrut” zaklasyfikowany jako „bankrut”) wyniósł także 13%.

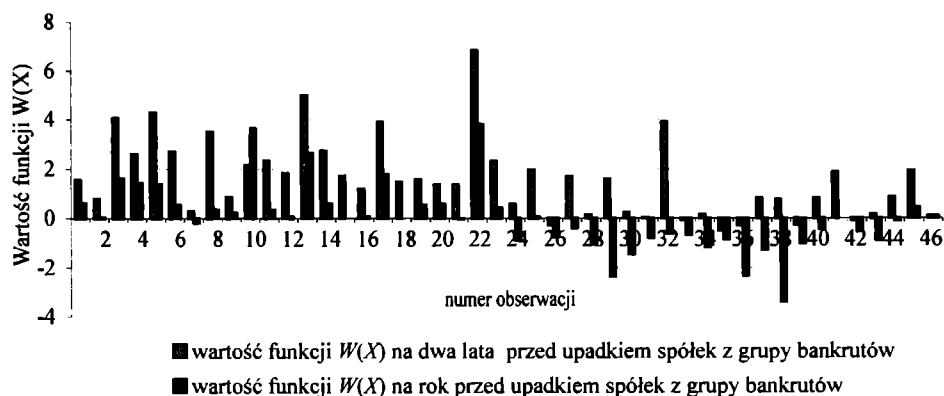
Zdolność prognostyczna przedstawionego modelu jest wysoka, dotyczy ona jednak tylko zbiorowości, która służyła do jego budowy (zbiór uczący). Ze względu na ograniczoną liczbę danych nie zbadano zdolności prognostycznej modelu na innym zbiorze testowym.

Tabela 4. Zgodność klasyfikacji funkcji dyskryminacyjnej $W(X)$ z sytuacją rzeczywistą

Rzeczywista sytuacja w badanych spółkach	Liczba obserwacji	Klasyfikacja według funkcji $W(X)$	
		spółki upadłe	spółki o dobrej kondycji finansowej
Spółki upadłe	23	20 (87%)	3 (13%)
Spółki o dobrej kondycji finansowej	23	3 (13%)	20 (87%)

Źródło: opracowanie własne.

Aby badanie miało bardziej dynamiczny charakter, obliczono także wskaźniki finansowe spółek upadłych na dwa lata przed ich bankructwem, natomiast dla spółek o dobrej kondycji finansowej wskaźniki na podstawie raportów rocznych z 2001 r., następnie obliczono wartości funkcji dyskryminacyjnej $W(X)$. Na rys. 3 przedstawiono wartości funkcji $W(X)$ dla dwóch grup przedsiębiorstw na rok oraz na dwa lata przed upadkiem „bankrutów” (obserwacje numer 24-46).



Rys. 3. Wartości funkcji dyskryminacyjnej $W(X)$ dla dwóch grup przedsiębiorstw na rok oraz na dwa lata przed ogłoszeniem upadku „bankrutów”

Źródło: opracowanie własne.

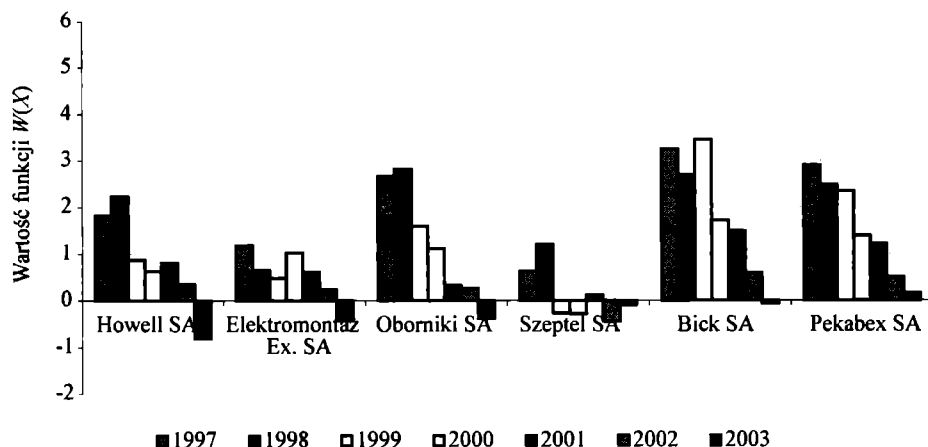
Okazuje się, że funkcja $W(X)$ nie dyskryminuje poprawnie obie grupy przedsiębiorstw, liczba błędów jest tak duża (błędy pierwszego rodzaju), że wyklucza przydatność funkcji $W(X)$ do prognozowania bankructwa z dwuletnim wyprzedzeniem.

Analizując wartości funkcji $W(X)$ dla grupy przedsiębiorstw o dobrej kondycji finansowej (obserwacje numer 1-23), można dostrzec wyraźny spadek wartości funkcji w 2002 r. w porównaniu z rokiem 2001. Pozwala to stwierdzić, iż w 2002 r. sytuacja ekonomiczno-finansowa analizowanych spółek giełdowych była dużo gorsza niż w 2001 r.

4. Prognozowanie upadku firm na GPW w Warszawie

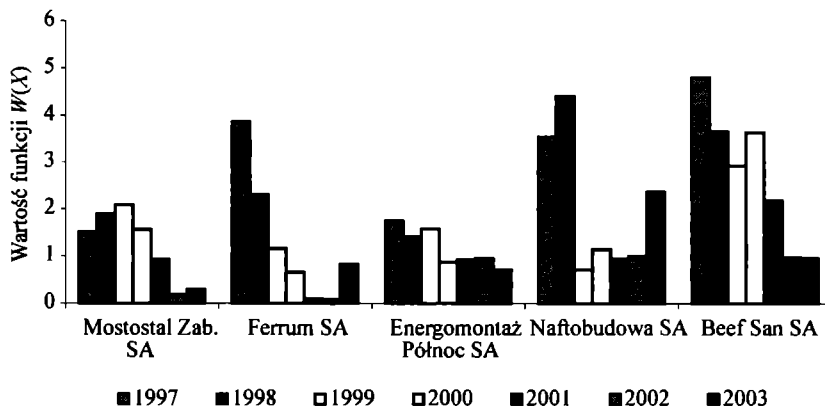
Oszacowany model (5) został wykorzystany do prognozowania upadku jedenastu spółek giełdowych. Przedmiotem badania były spółki, które w 2004 r. złożyły do sądu wnioski o otwarcie postępowania układowego ze swoimi wierzycielami. Cechą wspólną analizowanych jednostek zatem jest ich trudna sytuacja finansowa. Są to następujące spółki: Beef San SA, Bick SA, Elektromontaż Ex. SA, Energomontaż Północ SA, Ferrum SA, Howell SA, Mostostal Zab. SA, Naftobudowa SA, Oborniki SA, Pekabex SA, Szeptel SA.

Aby badanie miało dynamiczny charakter, obliczono wskaźniki finansowe analizowanych spółek w latach 1997-2003. Na podstawie wskaźników finansowych dla każdego analizowanego okresu obliczono wartości funkcji dyskryminacyjnych $W(X)$. Wyniki obliczeń przedstawiono w postaci graficznej, aby ułatwić porównywanie dynamiki spadku (lub wzrostu) oraz wartości poszczególnych funkcji dyskryminacyjnych (rys. 4, 5).



Rys. 4. Wartości funkcji dyskryminacyjnej $W(X)$ dla grupy spółek zagrożonych bankructwem

Źródło: opracowanie własne.



Rys. 5. Wartości funkcji dyskryminacyjnej $W(X)$ dla grupy spółek, którym w najbliższym czasie nie grozi upadek

Źródło: opracowanie własne.

Analizując dynamikę wzrostu (spadku) wartości funkcji $W(X)$ oraz jej wartości w ostatnich okresach zaklasyfikowano analizowane spółki do dwóch grup:

1. Spółki, zagrożone bankructwem (rys. 4): Howell SA, Elektromontaż Ex SA, WFM Oborniki SA, Szeptel SA, Bick SA, Pekabex SA.

Wartości funkcji $W(X)$ z roku na rok są coraz niższe, dynamika spadku w większości spółek jest duża, wartości funkcji $W(X)$ w 2003 r. przekroczyły punkt krytyczny 0 (wyjątek Pekabex SA) – są to spółki, którym może się nie udać przezwyciężyć kryzysu.

2. Spółki, którym nie grozi w najbliższym czasie upadek (rys. 5): Beef San SA, Naftobudowa SA, Elektromontaż Północ SA, Ferrum SA, Mostostal Zabrze SA.

Wartości funkcji $W(X)$ w ostatnim okresie mają w większości spółek tendencję wzrostową. Wydaje się, że analizowanym spółkom udało się przezwyciężyć kryzys. W całym analizowanym okresie wartości funkcji dyskryminacyjnej wszystkich spółek są dodatnie.

Jak wynika z zaprezentowanej wyżej analizy, modele dyskryminacyjne prognozujące upadek przedsiębiorstwa są prostym i łatwym narzędziem oceny kondycji finansowej spółek. Wartości funkcji dyskryminacyjnych i ich zmiany w czasie pozwalają na wykrywanie spółek zagrożonych upadłością. Śledzenie zmian wartości funkcji dyskryminacyjnej w kolejnych latach umożliwia przewidywanie trudności finansowych nawet ze znacznym wyprzedzeniem.

Duża zmienność otoczenia powoduje jednak, że stabilność oszacowanych funkcji dyskryminacyjnych jest niewielka, dlatego istnieje ryzyko błędnej prognozy dokonanej na innej niż badana próbie, co wiąże się z ograniczeniem poprawności wyników danego modelu do podobnych firm działających w podobnych warunkach.

Należy sobie uświadomić, że stosując modele dyskryminacyjne służące prognozie bankructwa, nie można ich traktować jako ostatecznej i jedynej metody oceny sytuacji finansowej jednostki. W przypadku przewidywania bankructwa duże znaczenia mają ta-

kie czynniki, jak branża, w której działa spółka, sytuacja makroekonomiczna kraju, a nawet uregulowania prawne dotyczące upadłości przedsiębiorstw.

Zawarte w artykule przykłady modeli analizy dyskryminacyjnej potwierdzają brak uniwersalnej i ponadczasowej formuły funkcji dyskryminacyjnej. Niemniej jednak modele tego typu, szczególnie w ujęciu dynamicznym, mogą stanowić dość skuteczne i obiektywne narzędzie weryfikacji rzeczywistej kondycji finansowej jednostki i sygnalizować jej ewentualne bankructwo.

Literatura

- Aczel A.D., *Statystyka w zarządzaniu: pełny wykład*, PWN, Warszawa 2000.
- Altman E.I., *Financial Ratios, Discriminant Analysis and Prediction of Corporate Bankruptcy*, „Journal of Finance”, vol. 23, no. 4, September 1968.
- Gajdka J., Stos D., *Wykorzystanie analizy dyskryminacyjnej w ocenie kondycji finansowej przedsiębiorstw, [w:] Restrukturyzacja w procesie przekształceń i rozwoju przedsiębiorstw*, TNOiK, AE, Kraków 1996.
- Grabiński T., Wydymus S., Zeliaś A., *Metody taksonomii numerycznej w modelowaniu zjawisk społeczno-gospodarczych*, PWN, Warszawa 1989.
- Hadasik D., *Upadłość przedsiębiorstwa w Polsce i metody jej prognozowania*, z. 153, AE, Poznań 1999.
- Hołda A., *Prognozowanie bankructwa jednostki w warunkach gospodarki polskiej z wykorzystaniem funkcji dyskryminacyjnej* *ZH*, „Rachunkowość” 2001 nr 5.
- Jajuga K., *Statystyczna analiza wielowymiarowa*, PWN, Warszawa 1993.
- Kowalak R., *Ocena kondycji finansowej przedsiębiorstwa*, ODDK, Gdańsk 2003.
- Miszczak W., *Statystyczne metody analizy danych: materiały do ćwiczeń*, AE, Wrocław 1999.
- Monitor Polski B, nr 416 -1999 r., nr 775 -2000 r., nr 482 -2000 r., nr 722 – 2001 r.
- Morrison D.F., *Wielowymiarowa analiza statystyczna*, Warszawa 1990.
- Prawo upadłościowe i naprawcze*, DzU nr 60, poz. 535, 28 lutego 2003 r.
- Raporty spółek giełdowych oraz komunikaty GPW ze stron internetowych: www.gpw.pl, www.money.pl, www.gielda.onet.pl, www.parkiet.com.pl
- Siemińska E., *Finansowa kondycja firmy: metody pomiaru i oceny*, Poltext, Warszawa 2003.
- Sierpińska M., Jachna T., *Ocena przedsiębiorstwa według standardów światowych*, PWN, Warszawa 1997.
- Stasiewski T., *Z-score- indeks przewidywanego upadku przedsiębiorstwa*, „Rachunkowość” 1006 nr 12.
- Statystyczne metody analizy danych*, red. W. Ostasiewicz, AE, Wrocław 1997.
- Ustawa o rachunkowości, DzU nr 76, poz. 694, 27 marca 2002 r.
- Wspomaganie procesów decyzyjnych*, t. II, red. M. Lipiec-Zajchowska, Ekonometria, C.H. Beck, Warszawa 2003.

THE USAGE OF DISCRIMINANT FUNCTIONS TO PREDICT BANKRUPTCY OF COMPANIES

Summary

This article presents the usage of multiplies discriminant analysis (MDA) for the construction of linear discriminant function $W(X)$, which is effective in classifying bankrupt and nonbankrupt companies on Warsaw Stock Exchange for one year prior to failure. The value of discriminant function and the change in time can be used to predict financial distress of companies.