

JOANNA KISIELIŃSKA\*  
ADAM WASZKOWSKI\*\*

## **Zagregowana ocena kondycji finansowej przedsiębiorstw z wykorzystaniem polskich modeli upadłości**

### **Wprowadzenie**

Ryzyko i niepewność nieodłącznie towarzyszą funkcjonowaniu podmiotów gospodarczych, a złożoność warunków prowadzenia działalności oraz duża dynamika otoczenia przedsiębiorstwa zwiększa skalę upadłości. Przyczyn bankructwa upatruje się także w braku zdolności menedżerskich, oszustwach finansowych czy też braku umiejętności zarządzania ryzykiem. Czynniki te prędzej czy później znajdują swoje odzwierciedlenie w sprawozdaniach finansowych. Prowadzą najczęściej do ujemnego wyniku finansowego, który poprzedza obniżenie płynności oraz wypłacalności. Bankructwo – z ekonomicznego punktu widzenia – jest ostatnim etapem cyklu życia przedsiębiorstwa. Zjawisko to w powojennej Polsce pojawiło się na skutek polityki monetarnej Balcerowicza oraz legislacyjnych zmian regulujących działalność gospodarczą i wprowadzających reguły rynkowe. Konsekwencją powyższego była weryfikacja efektywności gospodarowania i alokacji zasobów. Brak dostosowań prowadził do zwiększenia ryzyka zagrożenia finansowego a w dalszej konsekwencji bankructwa przedsiębiorstw. Jego skala i negatywne skutki dla gospodarki nakazują podejmowanie kroków zapobiegawczych oraz legislacyjnego uwarunkowania „drugiej szansy” w postaci postępowania naprawczego<sup>1</sup>. Dlatego naturalne staje się doskonalenie obecnych rozwiązań predykcyjnych oraz poszukiwanie nowych systemów wczesnego ostrzegania przed bankructwem.

Badania z zakresu prognozowania upadłości jednostek gospodarczych zapoczątkowane zostały przez Altmanna (1968), który za pomocą analizy dyskryminacyjnej zbudował system wczesnego ostrzegania oparty na 5 wskaźnikach finansowych. Prace były kontynuowane przez wielu autorów opracowujących modele klasyfikacyjne dla gospodarek różnych państw, wykorzystujące bardziej zaawansowane metody wielowymiarowej analizy danych oraz modele mikroekonometrii (bogaty przegląd piśmiennictwa poświęconego

\* Dr hab. Joanna Kisielińska – prof. SGGW, Wydział Nauk Ekonomicznych SGGW; e-mail: joanna\_kisielinska@sggw.pl

\*\* Mgr Adam Waszkowski – Wydział Nauk Ekonomicznych SGGW; e-mail: adam\_waszkowski@sggw.pl

<sup>1</sup> Postępowanie wprowadzone przez przepisy ustawy z dnia 28.02.2003 r. – Prawo upadłościowe i naprawcze. Stosuje się je wobec przedsiębiorców zagrożonych niewypłacalnością, a jego podstawowym celem jest ochrona przed upadłością i doprowadzenie do układu z wierzycielami.

tej problematyce zawiera praca Kisielińskiej (2008)). Proces transformacji polskiej gospodarki w latach 90., którego konsekwencją było coraz częściej występujące zjawisko bankructwa podmiotów gospodarczych, spowodował zainteresowanie polskich ekonomistów systemami wczesnego ostrzegania. Doświadczenia wielu autorów wskazały na nieskuteczność zagranicznych modeli upadłości, co wynika z różnych poziomów gospodarek poszczególnych krajów, uwarunkowań prawnych, czy różnych standardów sprawozdawczości – często uniemożliwiających obliczenie jednakowych wskaźników finansowych. Na potrzebę budowania modeli na podstawie danych pochodzących z gospodarki polskiej zwracają uwagę Iwanicz (1995), Stasiewski (1996), Gasza (1997), Rogowski (1999), Mączynska i Zawadzki (2006). Wychodząc naprzeciw oczekiwaniom, polskich modeli klasyfikacyjnych dla różnego typu jednostek gospodarczych powstało w latach 90. kilka, natomiast po 2000 r. przynajmniej kilkanaście i nadal opracowywane są kolejne.

Pamiętać należy, że w prowadzeniu działalności gospodarczej istotną rolę odgrywa zmienność otoczenia funkcjonowania przedsiębiorstw. Dotyczy to zwłaszcza polityki fiskalnej i zmian legislacyjnych, mało stabilnych w polskich warunkach. Dlatego pojawia się pytanie o aktualność oszacowanych w przeszłości modeli predykcji bankructwa.

Celem niniejszego artykułu jest weryfikacja skuteczności wybranych polskich modeli upadłości dla grupy przedsiębiorstw, które ogłosiły upadłość w latach 2003–2011 oraz przedsiębiorstw znajdujących się w dobrej kondycji finansowej. Wykorzystano w tym celu wyniki finansowe spółek notowanych na Giełdzie Papierów Wartościowych w Warszawie pochodzące z serwisu Notoria oraz z „Monitora Polskiego B”.

## 1. Metody badań

Zasady konstrukcji modeli do prognozowania upadłości przedsiębiorstw określają metody wzorcowej klasyfikacji obiektów, zaliczane do wielowymiarowej analizy danych. Wielowymiarowa analiza danych zajmuje się badaniem zbiorów obiektów opisanych wieloma cechami. Klasyfikacja polega na przyporządkowaniu obiektu do klas wyodrębnionych w badanej zbiorowości. Klasy mogą być wstępnie zdefiniowane lub nie – wówczas problem polega na ich identyfikacji. Przypadek pierwszy obejmują metody wzorcowej klasyfikacji obiektów (zwane także rozpoznawaniem z nauczycielem), przypadek drugi – metody klasyfikacji bezwzorcowej (zwane rozpoznawaniem bez nauczyciela).

Klasyfikacja wzorcowa polega na zbudowaniu na podstawie informacji o obiektach, których przynależność do klas jest znana, modelu klasyfikacyjnego (dyskryminacyjnego). Model ten może być następnie zastosowany do klasyfikacji obiektów, których przynależność do klas znana nie jest. Modele prognozowania upadłości budowane są na podstawie danych finansowych pochodzących z dwóch typów przedsiębiorstw – firm, które zbankrutowały, oraz firm, które nie zbankrutowały (firmy zdrowe). Modele te są następnie używane do określenia kondycji jednostek kolejnych, o których nie wiemy, czy przetrwają, czy zbankrutują. Model pozwala przypisać (zaklasyfikować) analizowaną jednostkę do klasy bankrutów lub firm zdrowych. Aby modele umożliwiały prognozowanie, dane finansowe muszą pochodzić z okresu poprzedzającego bankructwo lub przetrwanie jednostki.

Do budowy modeli można zastosować wiele metod (których przegląd można znaleźć np. w pracach: (Aziz, Dar 2007; Kumar, Ravi 2007; Prusak 2005; Kisielińska 2008a). Poniżej pokrótce zostaną przedstawione te, które wykorzystano do budowy polskich modeli upadłości, których skuteczność weryfikowano w ramach prowadzonych badań.

Większość polskich modeli do prognozowania upadłości (i nie tylko polskich) zbudowanych zostało za pomocą analizy dyskryminacyjnej<sup>2</sup>. Jest to model najczęściej w postaci funkcji liniowej, stanowiący liniową kombinację cech uzupełnioną o wyraz wolny:

$$LFD = \lambda_0 + \lambda^T x, \quad (1)$$

gdzie:  $x$  to wektor cech, zaś  $\lambda_0$  i  $\lambda$  nazywane są współczynnikami liniowej funkcji dyskryminacyjnej (LFD). Budowa modelu polega na oszacowaniu współczynników  $\lambda_0$  i  $\lambda$  tak, aby wartości LFD dla wybranego obiektu pozwalały określać klasę, do której należy (klasy najczęściej koduje się jako 0 i 1). Formuły pozwalające obliczyć współczynniki LFD można znaleźć w literaturze (np. Madalla 2004), najczęściej jednak do wyznaczenia ich wykorzystuje się gotowe pakiety statystyczne np. SAS, Statistica, Stata, Gretl itp.

Jako wartość LFD rozgraniczającą klasy najczęściej przyjmuje się 0<sup>3</sup>. Dla firm zdrowych można przyjąć wartość zmiennej zależnej równą 1, dla upadłych zaś 0 (można także odwrotnie – jest to kwestia umowna<sup>4</sup>). Znając wektor cech  $x$  dla wybranego obiektu, można obliczyć wartość LFD. Jeśli LFD jest większa lub równa 0, to zakładamy, że firma nie upadnie. Jeśli natomiast wartość LFD jest mniejsza od 0, to przypuszczamy, że firma zbankrutuje. W niektórych modelach wyróżnia się tzw. „szarą strefę”, której pomysłodawcą był Altman (1968). Zakres zmienności funkcji dzieli się wówczas na trzy przedziały, których granice wyznaczone są empirycznie. W pierwszej znajdują się jednostki zaliczane jednoznacznie do bankrutów, w trzeciej jednoznacznie do firm zdrowych. Przedział drugi to „szara strefa”, w której znaleźć się mogą zarówno firmy zdrowe, jak i bankruki. Jeśli dla danej jednostki wartość LFD mieści się w tej strefie, stwierdzamy, że los przedsiębiorstwa nie jest jednoznaczny – firma może zarówno zbankrutować, jak i przetrwać. W wykorzystanych w pracy polskich modelach upadłości nie wyróżniano „szarej strefy”.

Popularnymi modelami stosowanymi do prognozowania bankructwa są także modele logitowe. W modelu logitowym liniowa kombinacja cech uzupełniona o wyraz wolny przekształcana jest przez funkcję logistyczną. Postać modelu jest więc następująca:

$$LG = \frac{1}{1 + e^{-(\lambda_0 + \lambda \cdot x)}} = \frac{e^{(\lambda_0 + \lambda \cdot x)}}{e^{(\lambda_0 + \lambda \cdot x)} + 1} \quad (2)$$

Model logitowy (LG) ma istotną zaletę względem liniowej funkcji dyskryminacyjnej (LFD). Przeciwdziedzina funkcji logistycznej jest przedziałem [0,1], podczas gdy LFD może teoretycznie przyjmować wartości od  $-\infty$  do  $+\infty$ . W modelach klasyfikacyjnych (prognozujących upadłość) zmienna zależna jest zmienną dychotomiczną, wobec czego pożądane jest, aby jej oszacowanie nie przekraczało wartości z przedziału [0, 1]. Warunek ten spełnia model logitowy.

<sup>2</sup> Liniowa analiza dyskryminacyjna jest metodą najbardziej popularną, choć nie najbardziej skuteczną (patrz (Kisielińska 2008, tabele 2 i 3)). Popularność metody wynika prawdopodobnie z jej prostoty oraz z tego, że traktowana jest zwykle jako punkt odniesienia dla innych metod, na co zwraca uwagę (Prusak 2005).

<sup>3</sup> Wartość rozgraniczająca klasy może być różna od 0, jeśli w modelu nie występuje wyraz wolny. Jest to kwestia umowna, ponieważ zmiana wartości rozgraniczającej klasy wymaga jedynie korekty wyrazu wolnego.

<sup>4</sup> Analiza dyskryminacyjna jest w istocie analizą regresji, w której zmienna zależna jest zmienną jakościową. W takim przypadku nie ma znaczenia sposób zakodowania klas. Możliwe jest też inne podejście, polegające na traktowaniu kodów klas jako wartości zmiennej ilościowej. Zagadnienia te przedstawiono w pracy (Kisielińska 2008b).

Skuteczność modeli dyskryminacyjnych ocenia się na podstawie przeprowadzonej przy ich pomocy klasyfikacji zbioru jednostek o liczebności  $n$ , o znanej przynależności do klas. W zbiorze tym jest  $n_0$  jednostek należących do klasy oznaczonej umownie 0, oraz  $n_1$  jednostek należących do klasy oznaczonej umownie 1. Zbiór ten można podzielić na cztery podzbiory:

- a) jednostki należące do klasy 0 i zaklasyfikowane do klasy 0 (o liczebności  $n_{00}$ ),
- b) jednostki należące do klasy 0 i zaklasyfikowane do klasy 1 (o liczebności  $n_{01}$ ),
- c) jednostki należące do klasy 1 i zaklasyfikowane do klasy 0 (o liczebności  $n_{10}$ ),
- d) jednostki należące do klasy 1 i zaklasyfikowane do klasy 1 (o liczebności  $n_{11}$ ).

Jednostek zaklasyfikowanych (rozpoznanych) poprawnie jest więc  $n_{00} + n_{11}$ , a błędnie  $n_{01} + n_{10}$ . Liczebności należące do poszczególnych podzbiorów pozwalają wyznaczyć współczynniki empirycznej trafności (jakości) klasyfikacji:

- 1) globalny (łączny) odsetek poprawnych klasyfikacji:

$$Wt = \frac{n_{00}n_{11}}{n}, \quad (3)$$

- 2) odsetek poprawnych klasyfikacji elementów klasy 0:

$$Wt_0 = \frac{n_{00}}{n_0}, \quad (4)$$

- 3) odsetek poprawnych klasyfikacji elementów klasy 1:

$$Wt_1 = \frac{n_{11}}{n_1}. \quad (5)$$

Łączne miary trafności klasyfikacji są miarami dobrymi, jeśli klasyfikacja jest symetryczna. Klasyfikacja jest symetryczna, jeśli w obydwu klasach uzyskano taki sam udział poprawnych identyfikacji, czyli gdy  $Wt_0 = Wt_1$ . Jeśli  $Wt_0 \neq Wt_1$ , to mówimy, że klasyfikacja jest asymetryczna.

Asymetria rozpoznawalności jest niekorzystna, a działania zmierzające do jej zmniejszenia (polegające na zmianie wartości rozgraniczającej klasy, co można nazwać kalibracją modelu) zawsze zmniejszają łączny wskaźnik trafności klasyfikacji.

Dodać należy, że w przypadku klasyfikacji asymetrycznej możliwe jest uzyskanie bardzo wysokiego udziału poprawnych identyfikacji, nawet jeśli jedna z klas nie jest w ogóle rozpoznawana<sup>5</sup>. Ocena klasyfikacji musi uwzględniać wobec tego nie tylko miary łączne, ale również oddzielne dla klas. Poziomy zadowalające dla oceny łącznej i odrębnej dla klas określić musi sam użytkownik, w zależności od celów dla jakich model będzie stosowany. Jeśli błędne decyzje (rozpoznanie) generują koszty, wybrane poziomy powinny być odpowiednio wysokie.

## 2. Przegląd modeli klasyfikacyjnych

Do klasyfikacji przedsiębiorstw (ich wyniki zawiera następny punkt niniejszego artykułu) zastosowano 20 modeli upadłości opracowanych przez polskich autorów. Autorów tych oraz oznaczenia ich modeli przedstawiono w tabeli 1. Zawiera ona również informacje,

<sup>5</sup> Jeśli w jednej klasie znajduje się np. 10% jednostek, a w drugiej 90% i jeśli przyjmiemy że wszystkie obiekty należą do klasy liczniejszej uzyskamy wskaźniki:  $Wt = 90\%$ ,  $Wt_0 = 0\%$  i  $Wt_1 = 100\%$ . Mimo wysokiego udziału łącznych poprawnych rozpoznań, klasyfikację należy uznać za niepoprawną, ponieważ jedna z klas nie została rozpoznana.

z którego roku pochodzą poszczególne modele oraz współczynniki empirycznej trafności klasyfikacji. W niniejszym artykule zrezygnowano z prezentacji modeli, wychodząc z założenia, że czytelnik interesujący go informacje odnajdzie w podanej literaturze. Autorzy skoncentrowali się na analizie zbiorczej, obejmującej wskaźniki finansowe wykorzystywane w modelach.

**Tabela 1**  
**Modele upadłości wykorzystane w badaniach**

Autorzy modeli	Oznaczenie	Rok publikacji	Współczynniki empirycznej trafności klasyfikacji (%)*		
			globalny	klasa firm upadłych	klasa firm zdrowych
Wierzba	Wierzby	2000	92,0	92,0	92,0
Hołda	Hołdy	2001	92,5	95,0	90,0
Gajka, Stos	Gajdki-Stosa	2003	100	100	100
Gruszczyński	Gruszczyńskiego 1, 2, 3 i 4	2003	87,0	87,0	87,0
			84,8	82,6	87,0
			93,5	91,3	95,7
			90,0	90,0	90,0
Hamrol, Czajka, Piechocki	Poznański	2004	96,0	92,0	100
Prusak	Prusaka1 i 2	2005	100 (94,9) 97,4 (94,9)	100 (89,7) 100 (97,4)	100 (100) 95,0 (92,3)
Wędzki	Wędzkiego8	2005	89,0 (77,5)	90,3 (85,0)	87,0 (70,0)
Mączyńska, Zawadzki	PAN-A, PAN-B, PAN-C, PAN-D, PAN-E, PAN-F, PAN-G	2006	93,8	90,0	97,5
			95,0	92,5	97,5
			95,0	92,5	97,5
			93,8	90,0	97,5
			96,2	92,5	100
			95,0	90,0	100
Juszczyk	Juszczyka	2010	100	100	100
Waszkowski	Waszkowskiego	2011	96,3 (87,5)	97,6 (75)	95,1 (100)

\* W nawiasach podano współczynniki dla zbioru testowego.

Źródło: opracowanie własne.

W wziętych pod uwagę polskich modelach upadłości zastosowano łącznie 44 wskaźniki finansowe. Większość z nich uwzględnionych zostało w jednym modelu. Jedynie 15 (co stanowi 36%) wystąpiło w więcej niż jednym modelu i te zostały przedstawione w tabeli 2. Prezentację tę należy traktować jednak jedynie orientacyjnie, ponieważ autorzy w poszczególnych publikacjach zaproponowali różną liczbę modeli. Modeli opracowanych w IBE PAN było 7. Modele te zbudowano, stosując łącznie 12 wskaźników finansowych. Gruszczyński w 4 modelach wykorzystał 5 wskaźników, a Prusak zaproponowała 2 modele zbudowane na bazie 4 wskaźników. Powoduje to (zwłaszcza w przypadku modeli IBE PAN) zawyżenie pozycji poszczególnych wskaźników. Dlatego też w tabeli 2 poza łączną liczbą modeli wykorzystujących dany wskaźnik podano liczbę autorów, którzy wskaźnik stosowali.

**Tabela 2**  
**Wskaźniki finansowe wykorzystane w modelach upadłości**

Wskaźnik	Licznik	Mianownik	Liczba modeli, w których wskaźnik został uwzględniony	Liczba autorów wykorzystujących wskaźnik
Płynność bieżąca	aktywa obrotowe	zobowiązania krótkoterminowe	11	5
Rentowność aktywów	zysk operacyjny	aktywa	10	3
Zdolność do spłaty zadłużenia	zysk netto + amortyzacja	zobowiązania ogółem	9	3
Rentowność netto aktywów	zysk netto	przychody ze sprzedaży	8	3
Wskaźnik zadłużenia ogólnego	zobowiązania ogółem	aktywa	4	3
Obrót zobowiązaniami	koszty operacyjne	zobowiązania krótkoterminowe	3	2
Rentowność brutto przychodów	zysk brutto	przychody ze sprzedaży	3	2
Udział kapitału własnego w finansowaniu	kapitał własny	aktywa	7	1
Struktura kapitału własnego	kapitał własny – kapitał podstawowy	aktywa	5	1
Płynność aktywów	aktywa obrotowe	aktywa trwałe	5	1
Stopa wzrostu przychodów	wzrost przychodów netto ze sprzedaży	przychody netto ze sprzedaży	4	1
Zdolność pokrycia kosztów finansowych	zysk operacyjny	koszty finansowe	3	1
Rentowność brutto aktywów	zysk brutto	aktywa	2	1
Rentowność netto przychodów	zysk netto	przychody ze sprzedaży	2	1
Udział zapasów w przychodach netto ze sprzedaży	zapasy	przychody ze sprzedaży	2	1

Budowę modeli poprzedza etap polegający na doborze cech w nim uwzględnionych. Stosowanie metod krokowych prowadzi do dalszej ich redukcji. Częstość wystąpienia wskaźnika wskazuje więc z pewnością na jego przydatność do rozpoznawania symptomów zagrożenia. Zbudowanie precyzyjniejszej miary wymagałoby uwzględnienia roli poszczególnych cech w rozpoznawaniu klas. Zagadnienie to omówione zostało przez Kisielińską (2008a).

Wskaźnikiem, który najczęściej wykorzystywano w modelach prognozowania upadłości jest płynność bieżąca. Potwierdza to konieczność zachowania przez przedsiębiorstwo właściwej relacji między aktywami obrotowymi i zobowiązaniami krótkoterminowymi.

Kolejnymi wskaźnikami, które uwzględniono w dużej liczbie modeli (wykorzystało je trzech autorów), są: rentowność aktywów, zdolność do spłaty zadłużenia oraz rentowność netto aktywów. Wszystkie te wskaźniki mają w liczniku kategorię zysku. Dążenie firmy do jego maksymalizacji jest działaniem w świetle przedstawionych zestawień w pełni racjonalnym. Również trzech twórców w 4 modelach wykorzystało wskaźnik zadłużenia ogólnego.

Dwóch autorów (w 3 modelach) uwzględniło obrót zobowiązaniami oraz rentowność brutto przychodów. Pozostałe wskaźniki wystąpiły wprawdzie zwykle w kilku modelach jednak zbudowanych przez pojedynczych autorów.

Wnioski te potwierdzają częściowo tezy Wędzkiego (2005), który za najefektywniejsze uważa wskaźniki płynności oraz zadłużenia, za marginalne zaś wskaźniki rentowności, czemu przeczy przedstawione w tabeli 2 zestawienie. Wśród 7 najczęściej użytych wskaźników, trzy były wskaźnikami rentowności.

Jak wspomniano wcześniej, tabela 2 zawiera jedynie część wskaźników użytych w modelach. Pozostałe wykorzystano jedynie w modelach pojedynczych. Mimo stosowania różnych zestawów, poszczególni autorzy (tabela 1) uzyskali w większości przypadków bardzo dobre wyniki klasyfikacji firm, z których dane stanowiły podstawę do stworzenia modeli (zbiór podstawowy). Część autorów przeprowadziła klasyfikację firm, z których dane nie były wykorzystane do ich budowy (zbiór testowy). Również w tym przypadku wyniki były zwykle dobre lub bardzo dobre.

Różnorodność stosowanych kombinacji może świadczyć o możliwości oceny kondycji jednostki na podstawie różnych informacji. Jak zauważa Mączyńska i Zawadzki (2006), nie ma jednego słusznego modelu i mimo różnic (polegających na odmiennościach w użytych zestawach zmiennych i ich wagach) zdolności klasyfikacyjne modeli są często zbliżone. Trzeba jednak pamiętać, że między wskaźnikami finansowymi występują często korelacje. W takim przypadku modele wykorzystujące różne wskaźniki bazują na informacji podobnej.

Do wyznaczenia wskaźników finansowych wykorzystuje się elementy bilansu oraz rachunku zysku i strat. Liczba możliwych do wyznaczenia wskaźników jest bardzo duża – znacznie większa niż kategorii, na podstawie których są obliczane.

Wskaźniki finansowe wykorzystane we wziętych pod uwagę modelach upadłości obliczono na podstawie 26 pozycji bilansu i rachunku zysków i strat. 16 wskaźników zastosowano w więcej niż jednym modelu i te zostały przedstawione w tabeli 3.

Kategorią ekonomiczną najczęściej wykorzystywaną do obliczenia wskaźników są aktywa i aktywa obrotowe. Użyto ich odpowiednio w 18 i 16 modelach upadłości zbudowanych w obydwu przypadkach przez 9 autorów. Ośmiu autorów użyło zobowiązań ogółem i zobowiązań krótkoterminowych (obydwie kategorie w 15 modelach), siedmiu przychody netto ze sprzedaży i zysk netto (w odpowiednio 14 i 13 modelach). Zysk operacyjny i amortyzacja zastosowało odpowiednio pięciu i czterech autorów (w 12 i 10 modelach). Pozostałe kategorie zostały wykorzystane przez trzech i mniej autorów.

**Tabela 3**

**pozycje bilansu i rachunku zysku i strat, na podstawie których obliczono wskaźniki finansowe wykorzystane w modelach upadłości**

Wskaźnik	Liczba modeli, w których wskaźnik został uwzględniony	Liczba autorów wykorzystujących wskaźnik
Aktywa	18	9
Aktywa obrotowe	16	9
Zobowiązania ogółem	15	8
Zobowiązania krótkoterminowe	15	8
Przychody netto ze sprzedaży	14	7
Zysk netto	13	7
Zysk operacyjny	12	5
Amortyzacja	10	4
Aktywa trwałe	7	3
Zysk brutto	6	3
Zapasy	4	3
Koszty operacyjne	4	3
Kapitał własny	8	2
Zysk ze sprzedaży	2	2
Koszty finansowe	7	1
Kapitał podstawowy	5	1

Źródło: opracowanie własne.

Na marginesie warto zwrócić uwagę, że nawet jeśli modele są liniowe względem użytych wskaźników finansowych, to względem poszczególnych kategorii ekonomicznych są modelami nieliniowymi. Warto więc wybierając wskaźniki zapewnić nie tylko ich różnorodność, lecz również różnorodność użytych do ich wyznaczenia pozycji bilansu i rachunku zysków i strat.

Zestawienie powyższe może być traktowane jako wskazówka dla przyszłych prac nad modelami upadłości we wstępnym doborze wskaźników finansowych. Natomiast dalsza ich selekcja – jak zauważa Mączyńska (2006) – powinna opierać się nie tylko na analizie statystycznej, ale również merytorycznej.

### **3. Wyniki badań**

Weryfikację 20 polskich modeli upadłości przeprowadzono na podstawie próby ekspercko wybranych 53 przedsiębiorstw upadłych oraz 53 znajdujących się w dobrej kondycji finansowej.

W tabeli 4 przedstawiono globalne wskaźniki trafności klasyfikacji oraz wskaźniki trafności dla obydwu klas. Modele uszeregowane zostały według wskaźników globalnych. Najlepsze wyniki uzyskano przy zastosowaniu modelu PAN-G. Klasyfikację tę należy uznać jako dobrą, ponieważ zarówno rozpoznawalność łączna, jak i indywidualna dla klas jest wysoka (powyżej 80% poprawnych identyfikacji). Wyniki cechuje wprawdzie asymetria, nie jest ona jednak duża. Rozpoznawalność firm upadłych jest większa od rozpoznawalności „zdrowych” o mniej więcej 9,5 p.p.



**Tabela 4**  
**Wyniki klasyfikacji wybranych przedsiębiorstw sporządzonych za pomocą 20 modeli**

Model	Współczynniki empirycznej trafności klasyfikacji (%)			Współczynniki empirycznej trafności klasyfikacji (%)	Liczba wskaźników uwzględnionych w modelu
	Globalny	Klasa upadłych	Klasa zdrowych		
PAN-G	87,74	92,45	83,02	-9,43	4
Gajdki–Stosa	83,96	79,25	88,68	9,43	4
Poznański	83,96	83,02	84,91	1,89	4
Waszkowskiego	83,02	69,81	96,23	26,42	11
PAN-D	83,02	73,58	92,45	18,87	8
PAN-F	83,02	83,02	83,02	0,00	5
PAN-B	81,13	81,13	81,13	0,00	11
Prusaka1	80,19	94,34	66,04	-28,30	4
Gruszczyńskiego4	80,19	98,11	62,26	-35,85	2
PAN-C	79,25	77,36	81,13	3,77	9
Gruszczyńskiego2	78,30	83,02	73,58	-9,43	2
Gruszczyńskiego3	78,30	83,02	73,58	-9,43	3
PAN-E	78,30	75,47	81,13	5,66	7
Hołdy	73,58	54,72	92,45	37,74	5
PAN-A	71,70	60,38	83,02	22,64	12
Wierzby	70,75	56,60	84,91	28,30	4
Juszczyka	61,32	37,74	84,91	47,17	4
Prusaka2	59,43	100,00	18,87	-81,13	3
Gruszczyńskiego1	59,43	100,00	18,87	-81,13	2
Wędzkiego	40,57	15,09	66,04	50,94	3

Uwaga: Przyjęto, że asymetria jest dodatnia, jeśli firmy „zdrowe” rozpoznawane są lepiej niż upadłe, a ujemna w przypadku odwrotnym.

Źródło: opracowanie własne.

Pięć kolejnych modeli ma współczynnik identyfikacji klas na podobnym poziomie (pomiędzy 83 a 84%). Jako dobrą należy ocenić klasyfikację opartą na modelach Gajdki–Stosa, Poznańskim i PAN-F. Modele te rozpoznawały obydwie klasy przedsiębiorstw na poziomie co najmniej 80% (z wyjątkiem modelu Gajdki–Stosa, który bankrutów rozpoznał na poziomie 79,25%). Klasyfikacja oparta na modelach Poznańskim i PAN-F jest symetryczna, natomiast w przypadku modelu Gajdki–Stosa asymetria jest równa 9,43 p.p. Dwa pozostałe modele – Waszkowskiego i PAN-D – dały słabsze wyniki ze względu na asymetrię w rozpoznawalności klas. Obydwa rozpoznawały lepiej firmy „zdrowe”.

Dobre wyniki uzyskano również przy użyciu modelu PAN-F. Klasyfikację tę cechuje brak asymetrii i rozpoznawalność obydwu klas na poziomie 81,13%.

Globalny odsetek poprawnych identyfikacji rzędu 80% uzyskano ponadto przy zastosowaniu modeli Prusaka1, Gruszczyńskiego4, PAN-C, Gruszczyńskiego2, Gruszczyńskiego3 i PAN-E. Dwie pierwsze klasyfikacje cechuje jednak silna asymetria (odpowiednio -28 i -36 p.p.), co powoduje, że ocenić należy je gorzej niż pozostałe cztery (asymetria poniżej 10 p.p.).

Klasyfikacje oparte na modelach Hołdy, PAN-A, Wierzby, Juszczyka, Prusaka2 i Gruszczyńskiego1 mają wprawdzie rozpoznawalność łączną powyżej progu losowego (50%) są jednak silnie asymetryczne. Największą asymetrię cechuje klasyfikacja oparta na modelach Prusaka2 i Gruszczyńskiego1, które rozpoznały wprawdzie 100% bankrutów, ale zaledwie 19% firm „zdrowych”.

Klasyfikacja oparta na modelu Wędzkiego rozpoznawała klasy poniżej progu losowego.

Podkreślić należy, że przedstawiony „ranking modeli” nie przesądza o ich przydatności do rozpoznawania kondycji firm. Wyniki takie otrzymano dla określonego zbioru danych. W innym zbiorze możliwe są inne kolejności. Jako przykład podać można pracę Kisielińskiej i Waszkowskiego (2010), w której weryfikowano podobny zestaw modeli uzyskując inne ich uszeregowanie.

Przedstawione w tabeli 4 wyniki klasyfikacji wskazują w istocie na niewielką przydatność większości opracowanych modeli. Jeśli postawimy wymaganie, aby model cechowała przynajmniej 80% trafność klasyfikacji łącznej i dla pojedynczych klas, to pozytywnie zwerifikowano jedynie 5 spośród nich (PAN-G, Gajdki–Stosa, Poznański, PAN-F i PAN-B). Gdyby oczekiwać jedynie 10% udziału błędnych wskazań, żaden z modeli warunku tego nie spełnia.

W ostatniej kolumnie tabeli 4 podano liczbę zmiennych niezależnych uwzględnionych w poszczególnych modelach. Należy zauważyć, że większość modeli (Gruszczyńskiego1, Gruszczyńskiego4, Prusaka2 i Wędzkiego) wykorzystujących mniej niż 4 wskaźniki dało słabe klasyfikacje (wynikającej z małej trafności ocen bądź asymetrii w identyfikacji klas). Przedstawione wyniki nie potwierdzają jednak wniosków przedstawionych wcześniej przez Kisielińską i Waszkowskiego (2010), że modele bardziej złożone pozwoliły uzyskać wyższą trafność klasyfikacji. Współczynnik korelacji między łączną trafnością modelu i liczbą zmiennych niezależnych w nim uwzględnionych był nieistotny statystycznie na poziomie istotności 0,05 i równy 0,30. Korelacja ta była również nieistotna statystycznie dla klasy bankrutów (współczynnik korelacji równy  $-0,15$ ). W przypadku firm zdrowych natomiast korelacja równa 0,48 była statystycznie istotna. Można więc powiedzieć, że stopień złożoności modelu poprawia rozpoznawalność firm dobrych natomiast wniosku takiego nie można sformułować dla bankrutów.

Należy podkreślić, że przy konstrukcji modeli prognozujących bankructwo dobór zestawów wskaźników jest sprawą kluczową – one bowiem decydują o jakości modelu. Wszystkie metody pozwalają dla określonego zbioru danych dobrać model w danej klasie (liniowych, logitowych itp.) najlepszy. Jedynie niektóre realizacje sieci neuronowych mają wbudowane mechanizmy pozwalające testować zestawy zmiennych niezależnych stanowiących ich wejścia. Wprawdzie zastosowanie analizy dyskryminacyjnej w wersji krokowej pozwala eliminować zmienne oceniane jako mało przydatne bądź dodawać te, które w największym stopniu przyczyniają się do rozróżniania klas. Należy jednak pamiętać, że ocena ta jest dokonywana na pewnym stopniu złożoności modelu i może okazać się, że na innym nie jest właściwa (piszą o tym Borkowski, Dudek i Szczesny (2003, s. 72)).

Zauważmy, że trafność klasyfikacji można wyznaczać jedynie w sytuacji, gdy przynależność firm do poszczególnych klas jest znana. Modele klasyfikacyjne budowane są po to, aby określić, do której klasy należy obiekt, jeśli jego przynależność nie jest znana. Wobec różnic we wskazaniach poszczególnych modeli użytkownik, nie znając sytuacji faktycznej, nie jest w stanie wybrać, którą ocenę powinien uznać za właściwą. Konieczne jest więc poszukiwanie innego podejścia do identyfikacji firm bankrutujących. Próba taką może być klasyfikacja różnymi modelami i dopiero na tej podstawie opracowanie oceny ostatecznej. Podejście takie nazwać można agregacją wskazań modeli lub oceną zagregowaną.

Przyjęto najprostszy sposób agregacji, polegający na wyborze wskazania większości modeli. Jeśli połowa modeli wskazywała na jedną klasę, a połowa na drugą, to przyjęto, że ocena jest niejednoznaczna<sup>6</sup>.

W tabeli 5 przedstawiono wyniki klasyfikacji przeprowadzonej za pomocą 20 modeli metodą „zagregowaną”. Poprawnie rozpoznano 86,79% sytuacji firm. Jest to wynik gorszy jedynie od klasyfikacji modelem PAN-G. Model PAN-G błędnie rozpoznał 12,26% firm, natomiast ocena zagregowana zmniejszyła udział błędów do 8,49% (pamiętać jednak należy, że w przypadku 4,72% firm ocena zagregowana była niejednoznaczna).

Klasyfikacja metodą „zagregowaną” lepiej rozpoznawała firmy „zdrowe”. Uzyskano 90,57% poprawnych identyfikacji i 1,89% niejednoznacznych. Gorzej klasyfikowano firmy upadłe. Poprawnie rozpoznano 83,02%, a w przypadku 7,55% uzyskano ocenę niejedno-znaczną.

Jeśli spojrzymy na udziały firm błędnie rozpoznanych w obydwu klasach zauważymy, że asymetria jest niewielka – poniżej 2 p.p. Poziom błędnych identyfikacji jest również niski – poniżej 10% (9,43% dla bankrutów i 7,55% dla firm „zdrowych”), co upoważnia do stwierdzenia, że klasyfikacja jest dobra.

Ocena metodą zagregowaną daje również szansę na uzyskanie klasyfikacji o mniejszej asymetrii niż modele indywidualne<sup>7</sup>. Jest to spowodowane tym, że część modeli lepiej identyfikuje bankrutów, a część firmy w dobrej kondycji. Bankrutów lepiej rozpoznało 7 modeli, firmy „zdrowe” 11, zaś w dwóch przypadkach klasyfikacja była idealnie symetryczna. Wartość średnia obliczona dla wartości bezwzględnej asymetrii (tabela 4) dla 20 modeli jest równa 25,38 p.p. Asymetria wyznaczona dla błędnych identyfikacji metodą zagregowaną (równa 1,88 p.p.) jest znacznie mniejsza.

**Tabela 5**  
**Zagregowana ocena wybranych przedsiębiorstw**

Rozpoznania	Liczba firm			Udziały (%)		
	razem	upadłych	zdrowych	$Wt$ (%)	$Wt_0$ (%)	$Wt_1$ (%)
Firmy rozpoznane poprawnie	92	44	48	86,79	83,02	90,57
Firmy, dla których klasyfikacja była niejednoznaczna	5	4	1	4,72	7,55	1,89
Firmy rozpoznane błędnie	9	5	4	8,49	9,43	7,55

Źródło: opracowanie własne.

<sup>6</sup> Sytuacja taka wystąpi, jeśli liczba wziętych pod uwagę modeli jest parzysta (w przedstawionych badaniach uwzględniono 20 modeli). Jeśli zaś liczba ich będzie nieparzysta, wskazania niejednoznaczne nie wystąpią.

<sup>7</sup> Niektóre badane modele nie wykazywały asymetrii (tabela 4). Pamiętać jednak należy, że ocenę asymetrii klasyfikacji można przeprowadzić dla zbioru firm, których sytuacja finansowa jest znana. W innym przypadku nie wiadomo, czy model lepiej ocenia firmy dobre czy upadłe, czy też jego rozpoznawalność jest jednakowa.

## Podsumowanie

Metody analizy dyskryminacyjnej oraz modele logitowe mogą być narzędziem umożliwiającym zbudowanie prognozy sytuacji finansowej przedsiębiorstwa oraz ewentualnego zagrożenia bankructwem. W niniejszym artykule przedstawiono badania mające na celu weryfikację skuteczności wybranych modeli upadłości opracowane przez polskich badaczy dla grupy ekspercko dobranych 106 firm (53 upadłych i 53 niezagrażonych bankructwem). Wyniki badań upoważniają do sformułowania wniosku, że wskazanie modelu pojedynczego może być niewystarczające do prawidłowej oceny kondycji finansowej przedsiębiorstwa. Jeśli jednak wzięte zostaną pod uwagę identyfikacje dokonane przy pomocy wielu modeli, to prawidłowa ocena sytuacji jest znacznie bardziej prawdopodobna. Podejście takie nazwać można oceną zagregowaną. Ocena zagregowana poza większą wiarygodnością (prowadzona jest bowiem na podstawie wielu, a nie jednego modelu) pozwala zmniejszyć asymetrię w rozpoznawaniu klas.

Przedstawione wyniki klasyfikacji wybranego zbioru przedsiębiorstw wskazują na potrzebę i celowość konstruowania kolejnych modeli prognozowania upadłości. Jeśli bowiem klasyfikacja dokonywana za pomocą pojedynczego modelu, może być uznana za mało wiarygodną, to wskazania większości dostępnych modeli mogą stać się podstawą do wypracowania trafnej oceny.

Tekst wpłynął: 27 listopada 2013 r.

## Bibliografia

- Altman E. I., *Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy*, „Journal of Finance” 1968, nr 23(4).
- Aziz M. A., Dar H. A., *Predicting Corporate Bankruptcy: Whither Do We Stand?*, ([http://www.lboro.ac.uk/departments/ec/researchpapers/2004/departamental%20paper%20\\_Aziz%20and%20Dar\\_.pdf](http://www.lboro.ac.uk/departments/ec/researchpapers/2004/departamental%20paper%20_Aziz%20and%20Dar_.pdf), 2007).
- Borkowski B., Dudek H., Szczesny W., *Ekonometria. Wybrane zagadnienia*, Wydawnictwo Naukowe PWN, Warszawa 2003.
- Gajdka J., Stos D., *Ocena kondycji finansowej polskich spółek publicznych w okresie 1998–2001*, w: *Czas na pieniądź, Zarządzanie finansami, Mierzenie wyników i wycena przedsiębiorstw*, t. 1, red. D. Zarzecki, Wydawnictwo Uniwersytetu Szczecińskiego, Szczecin 2003.
- Gasza R., *Związek między wynikami analizy typu Altmana a kształtowaniem się kursów akcji wybranych spółek giełdowych w Polsce. Rezultaty badań najstarszych spółek giełdowych w latach 1991–1995*, „Bank i Kredyt” 1997, nr 3.
- Gruszczynski M., *Modele mikroekonometrii w analizie i prognozowaniu zagrożenia finansowego przedsiębiorstw*, Instytut Nauk Ekonomicznych Polskiej Akademii Nauk, Warszawa 2003.
- Hamrol M., Czajka B., Piechocki M., *Upadłość przedsiębiorstw – metoda analizy dyskryminacyjnej*, „Przegląd Organizacji” 2004, nr 6.
- Hołda A., *Prognozowanie bankructwa jednostki w warunkach gospodarki polskiej z wykorzystaniem funkcji dyskryminacyjnej  $Z_H$* , „Rachunkowość” 2001, nr 5.
- Iwanicz M., *Kłopotów z Altmanem ciąg dalszy*, „Gazeta Bankowa” 1995, nr 3.
- Juszczak S., *Prognozowanie upadłości przedsiębiorstw*, „Ekonomista” 2010, nr 5.
- Kisielińska J., *Modele klasyfikacyjne prognozowania sytuacji finansowej gospodarstw rolniczych*, Wydawnictwo SGGW, Warszawa 2008(a).
- Kisielińska J., *Wykorzystanie klasycznych metod analizy danych i sieci neuronowych do prognozowania upadku gospodarstw rolniczych – podejście klasyfikacyjne i regresyjne*, w: *Modelowanie preferencji*

- a ryzyko, red. T. Trzaskalik. „Prace Naukowe Akademii Ekonomicznej im. Karola Adamieckiego”, Katowice 2008(b).
- Kisieleńska J., Waszkowski A., *Polskie modele do prognozowania bankructwa przedsiębiorstw i ich weryfikacja*, „Zeszyty Naukowe Szkoły Głównej Gospodarstwa Wiejskiego w Warszawie. Ekonomika i Organizacja Gospodarki Żywnościowej” 2010, nr 82.
- Kumar P.R., Ravi V., *Bankruptcy Prediction in Banks and Firms via Statistical and Intelligent Techniques – a Review*, „European Journal of Operational Research” 2007, vol. 180.
- Madalla G.S., *Limited-dependent and Qualitative Variables in Econometrics*, Cambridge University Press, Cambridge 2004.
- Mączyńska E., Zawadzki M., *Dyskryminacyjne modele predykcji bankructwa przedsiębiorstw*, „Ekonomista” 2006, nr 2.  
„Monitor Polski B”.
- Prawo upadłościowe i naprawcze* (Dz. U. z 2012 r. Nr 0, poz. 1112, z późn. zm.).
- Prusak B., *Nowoczesne metody prognozowania zagrożenia finansowego przedsiębiorstwa*, Difin, Warszawa 2005.
- Rogowski W., *Możliwość wczesnego rozpoznawania symptomów zagrożenia zdolności płatniczej przedsiębiorstwa*, „Bank i Kredyt” 1999, nr 6.
- Stasiewski T., *Z-score – indeks przewidywanego upadku przedsiębiorstwa*, „Rachunkowość” 1996, nr 12.
- Waszkowski A., *Methods of Classification Models for Enterprises Insolvency Prediction*, „Acta Scientiarum Polonorum” 2011, nr 10(2).
- Wędzki D., *Zastosowanie logitowego modelu upadłości przedsiębiorstw*, „Ekonomista” 2005, nr 5.
- Wierzba D., *Wczesne wykrywanie przedsiębiorstw zagrożonych upadłością na podstawie analizy wskaźników finansowych – teoria i badania empiryczne*, „Zeszyty Naukowe”, Wydawnictwo Wyższej Szkoły Ekonomiczno-Informatycznej w Warszawie, Warszawa 2000, nr 9.

## ZAGREGOWANA OCENA KONDYCJI FINANSOWEJ PRZEDSIĘBIORSTW Z WYKORZYSTANIEM POLSKICH MODELI UPADŁOŚCI

### Streszczenie

W artykule przedstawiono zagregowaną ocenę kondycji finansowej wybranej grupy polskich przedsiębiorstw z wykorzystaniem 20 modeli prognozowania upadłości przedsiębiorstw opracowanych przez różnych polskich autorów. Przedstawiono zasady konstrukcji modeli klasyfikacyjnych do prognozowania bankructwa, wskazując na najczęstsze rozwiązania, jakimi są liniowa funkcja dyskryminacyjna oraz model logitowy. Omówiono również dobór wskaźników wykorzystywanych w konstrukcji systemów wczesnego ostrzegania. Skuteczność badanych modeli predykcyjnych zweryfikowano dla wybranej grupy firm, obejmującej 53 przedsiębiorstw, które zbankrutowały w okresie 2003–2011 oraz 53 przedsiębiorstw znajdujących się w dobrej kondycji finansowej. Analiza pokazała, że jakość uzyskanej klasyfikacji była zadowalająca w przypadku pięciu modeli. W pozostałych przypadkach testowane modele dają zbyt niski odsetek poprawnych identyfikacji bądź zbyt silną asymetrię w rozpoznawaniu przedsiębiorstw zdrowych i zagrożonych. Jeśli jednak ocena kondycji finansowej przedsiębiorstw jest przeprowadzona w sposób zagregowany, według dominujących wskazań ze wszystkich dostępnych modeli, to rozróżnienie pomiędzy klasą zdrowych i klasą zagrożonych przedsiębiorstw okazuje się prawidłowe dla 87% firm. Ponadto ocena metodą zagregowaną daje szanse na uzyskanie klasyfikacji o mniejszej asymetrii niż stosowanie indywidualnych modeli.

**Słowa kluczowe:** bankructwa, kondycja finansowa przedsiębiorstw, modele predykcyjne, gospodarka Polski

## THE AGGREGATE RATING OF ENTERPRISE FINANCIAL CONDITION USING THE POLISH BANKRUPTCY MODELS

### Summary

This paper presents the aggregate rating of financial distress for the selected group of Polish enterprises, using 20 bankruptcy prediction models developed by various Polish authors. The authors describe the principles of construction of models used to predict bankruptcy, pointing to a common solution which is a linear discriminant function and the logit model. Attention is also focused on the selection of the indicators used in the construction of early warning systems. The effectiveness of the tested prediction models was verified for the selected sample including 53 companies that went bankrupt during the period 2003-2011 and 53 firms in good financial condition. The research has shown that the quality of the resulting classification was satisfactory only for five models. In other cases, the tested models give too low proportion of correct identification, or too strong asymmetry in identifying healthy and endangered firms. However, if the assessment of the financial condition of individual enterprises is carried out on an aggregate basis, using the dominant indications from all the available models, then the distinction between the healthy class and the endangered class is correctly recognized for 87% of the companies. In addition, the aggregate assessment method provides an opportunity to obtain the classification of less asymmetry than the use of individual models.

**Key words:** bankruptcy, financial condition of enterprises, prediction models, Poland's economy

## АГРЕГИРОВАННАЯ ОЦЕНКА ФИНАНСОВОГО СОСТОЯНИЯ ПРЕДПРИЯТИЙ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ПОЛЬСКИХ МОДЕЛЕЙ БАНКРОТСТВА

### Резюме

В статье представлена агрегированная оценка финансового состояния избранной группы польских предприятий с использованием 20 моделей прогнозирования банкротства предприятий, подготовленных разными польскими авторами. Авторы анализируют принципы построения классификационных моделей для прогнозирования банкротства, указывая на наиболее частые решения, каковыми являются линейная дискриминационная функция и логитовая модель. Оговаривается также подбор показателей, используемых в конструкции систем раннего предупреждения. Эффективность исследуемых производственных моделей была проверена для избранной группы, охватывающей 53 предприятия, которые обанкротились в период с 2003 по 2011 гг., и 53 предприятия, находящиеся в хорошем финансовом состоянии. Анализ показал, что качество полученной классификации было удовлетворительно в случае пяти моделей. В остальных случаях тестируемые модели дают слишком низкий процент правильной идентификации или слишком сильную асимметрию в выявлении здоровых и неблагополучных предприятий. Однако, если оценка финансового состояния предприятий проводится агрегированным способом по доминирующим указаниям из всех доступных моделей, то различие между группой здоровых и группой неблагополучных предприятий оказывается правильным для 87% фирм. Кроме того, оценка с помощью агрегированного метода дает шанс на получение классификации с меньшей асимметрией, чем применение индивидуальных моделей.

**Ключевые слова:** банкротства, финансовое состояние предприятий, производственные модели, экономика Польши