

EKONOMETRIA

26

Zastosowanie matematyki w ekonomii

Redaktor naukowy Janusz Łyko



**Wydawnictwo Uniwersytetu Ekonomicznego we Wrocławiu
Wrocław 2009**

Spis treści

Wstęp	7
Beata Bal-Domańska , Ekonometryczna analiza sigma i beta konwergencji regionów Unii Europejskiej	9
Andrzej Bąk, Aneta Rybicka, Marcin Pelka , Modele efektów głównych i modele z interakcjami w <i>conjoint analysis</i> z zastosowaniem programu R	25
Katarzyna Budny , Kurtoza wektora losowego	44
Wiktor Ejsmont , Optymalna liczebność grupy studentów	55
Kamil Fijorek , Model regresji dla cechy przyjmującej wartości z przedziału $(0,1)$ – ujęcie bayesowskie	66
Paweł Hanczar , Wyznaczanie zapasu bezpieczeństwa w sieci logistycznej ...	77
Roman Huptas , Metody szacowania wewnątrzdziennej sezonowości w analizie danych finansowych pochodzących z pojedynczych transakcji	83
Aleksandra Iwanicka , Wpływ zewnętrznych czynników ryzyka na prawdopodobieństwo ruiny w skończonym horyzoncie czasowym w wieloklasowym modelu ryzyka.....	97
Agnieszka Lipieta , Stany równowagi na rynkach warunkowych	110
Krystyna Melich-Iwanek , Polski rynek pracy w świetle teorii histerezy.....	122
Rafał Piszczyk , Zastosowanie modelu logit w modelowaniu upadłości	133
Marcin Salamaga , Próba weryfikacji teorii parytetu siły nabywczej na przykładzie kursów wybranych walut	149
Antoni Smoluk , O zasadzie dualności w programowaniu liniowym	160
Małgorzata Szulc-Janek , Influence of recommendations announcements on stock prices of fuel market	170
Jacek Welc , Regresja liniowa w szacowaniu fundamentalnych współczynników Beta na przykładzie spółek giełdowych z sektorów: budownictwa, informatyki oraz spożywczego	180
Andrzej Wilkowski , O współczynniku korelacji	191
Mirosław Wójciak , Klasyfikacja nowych technologii energetycznych ze względu na determinanty ich rozwoju.....	199
Andrzej Wójcik , Wykorzystanie modeli wektorowo-autoregresyjnych do modelowania gospodarki Polski.....	209
Katarzyna Zeug-Żebro , Rekonstrukcja przestrzeni stanów na podstawie wielowymiarowych szeregów czasowych.....	219

Summaries

Beata Bal-Domańska , Econometric analysis of sigma and beta convergence in the European Union regions	24
Andrzej Bąk, Aneta Rybicka, Marcin Pelka , Main effects models and main and interactions models in <i>conjoint analysis</i> with application of R software.....	43
Katarzyna Budny , Kurtosis of a random vector	53
Wiktor Ejsmont , Optimal class size of students	65
Kamil Fijorek , Regression model for data restricted to the interval (0,1) – Bayesian approach.....	76
Paweł Hanczar , Safety stock level calculation in a supply chain network.....	82
Roman Huptas , Estimation methods of intraday seasonality in transaction financial data analysis	96
Aleksandra Iwanicka , An impact of some outside risk factors on the finite-time ruin probability for a multi-classes risk model.....	109
Agnieszka Lipieta , States of contingent market equilibrium	121
Krystyna Melich-Iwanek , The Polish labour market in light of the hysteresis theory	132
Rafał Piszczek , Logit model applications for bankrupctcy modelling.....	148
Marcin Salamaga , Attempt to verify the purchasing power parity theory in the case of some foreign currencies.....	159
Antoni Smoluk , On dual principle of linear programming	168
Małgorzata Szulc-Janek , Analiza wpływu rekomendacji analityków na ceny akcji branży paliwowej (Analiza wpływu rekomendacji analityków na ceny akcji branży paliwowej).....	178
Jacek Welc , A linear regression in estimating fundamental betas in the case of the stock market companies from construction, it and food industries	190
Andrzej Wilkowski , About the coefficient of correlation	198
Mirosław Wójciak , Classification of new energy related technologies based on the determinants of their development	208
Andrzej Wójcik , Using vector-autoregressive models to modelling economy of Poland.....	218
Katarzyna Zeug-Żebro , State space reconstruction from multivariate time series	227

Rafał Piszczek

Akademia Ekonomiczna w Katowicach

ZASTOSOWANIE MODELU LOGIT W MODELOWANIU UPADŁOŚCI

Streszczenie: Artykuł rozpatruje zagadnienie modelowania upadłości za pomocą modeli logit na podstawie danych spółek notowanych na GPW. Zbiór potencjalnych zmiennych niezależnych liczył kilkaset pozycji. W wyniku modelowania uzyskano zestaw niewspółliniowych zmiennych – wskaźników diagnostycznych oraz ich wyprzedzenie czasowe. Poprawność klasyfikacji na zbiorze uczącym wyniosła 92%, a na zbiorze testowym 93% poprawnych klasyfikacji.

Słowa kluczowe: logit, model logit, modelowanie upadłości, model upadłości spółek.

1. Wstęp

W pracy rozpatrzono zagadnienie modelowania upadłości za pomocą modeli logit. Modele te mają zastosowanie dla zmiennych zależnych klasy dychotomicznej oraz polichotomicznej. Jednym z zadań ekonometrii jest modelowanie zachowań jednostek na rynku. Podstawową wadą oraz ograniczeniem stosowalności klasycznej liniowej funkcji regresji jest założenie, iż zmienna objaśniana jest zmienną ciągłą. Stanowi to poważne ograniczenie dla modelowania wielu zjawisk, które ze względu na strukturę oraz brak możliwości obserwacji ujęte zostały w postaci dychotomicznej. W takich przypadkach wymagane jest zastosowanie szczególnych modeli jakościowych zmiennych zależnych.

Model wczesnego ostrzegania, budowany na bazie przekształcenia logit, jest narzędziem służącym do oceny kondycji finansowej, umożliwia wczesne rozpoznanie zagrożenia oraz uruchomienie odpowiednich procesów naprawczych.

Upadłość przedsiębiorstwa poprzedzona jest zwykle długotrwałym kryzysem zarówno organizacyjnym, jak i finansowym. Negatywne skutki społeczne oraz gospodarcze upadłości powodują, iż precyzyjna analiza czynników determinujących zagrożenie upadłością z odpowiednim wyprzedzeniem czasowym jest ważnym elementem zarządzania, pozwalającym na wdrożenie procesów naprawczych z odpowiednim wyprzedzeniem. Głównym zadaniem szacowanego modelu jest zatem ujawnienie pogarszającej się sytuacji przedsiębiorstwa z odpowiednim wyprzedzeniem czasowym (w związku z ograniczeniami analizie poddano dane

z czterech lat wstecz). Praca przedstawia wstępne wyniki estymacji modelu oraz podstawowe mierniki oceny dopasowania modelu.

Podstawą budowy modelu były dane pozyskane z raportów finansowych spółek notowanych na Giełdzie Papierów Wartościowych. Dane zostały pozyskane przez autora raportu z Notoria Serwis sp. z o.o. (data zbioru danych wykorzystanych w badaniu: 22.09.2008 r.).

Hipotezy badania:

- Hipoteza 1: możliwe jest wskazanie zestawu wskaźników określających poprawną sytuację finansową przedsiębiorstwa oraz odpowiednie wyprzedzenia czasowe, z jakimi te wskaźniki powinny być monitorowane.
- Hipoteza 2: wszechstronna weryfikacja modelu pozwala na praktyczne zastosowanie narzędzia badawczego.
- Hipoteza 3: system wczesnego ostrzegania oparty na modelu logit może być skutecznym narzędziem wykazującym zagrożenie upadłości.

2. Modelowanie oraz prognozowanie upadłości przedsiębiorstw

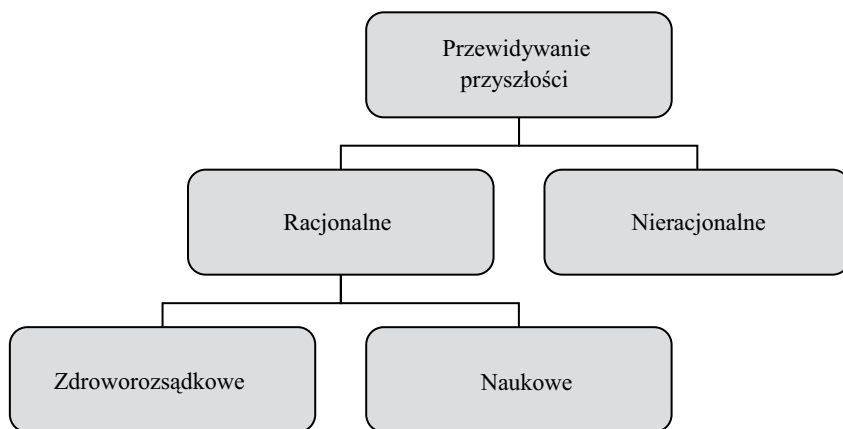
Zjawisko upadłości przedsiębiorstw jako ważnego czynnika gospodarczego funkcjonuje w Polsce od kilkunastu lat, będąc nieodłącznym elementem gospodarki rynkowej. Dynamiczny rozwój gospodarczy wywołał silny wzrost liczby funkcjonujących przedsiębiorstw oraz konkurencji. Wynikiem przemian była m.in. upadłość jednostek nieprzystosowanych, zarówno tych z wieloletnią tradycją, jak i jednostek nowo powstałych. Zjawisko upadłości w Polsce, pomimo znacznej stabilizacji gospodarczej, nadal jest elementem istotnym. Należy jednak zauważyć, że upadłość jest nieodłączną cechą gospodarki rynkowej, traktowane jest jako pewien naturalny regulator systemu gospodarczego. W literaturze wyróżnić można zatem aspekty upadłości zarówno pozytywne, jak i negatywne. Upadek firmy niesie jednak ze sobą w skali mikro wiele negatywnych skutków społecznych i ekonomicznych. Straty ponoszą wierzyciele, firmy kooperujące, dostawcy, odbiorcy oraz sami właściciele podmiotu upadłego [Korol, Prusak 2005]. Nie sposób jednocześnie w jednostkach monetarnych ocenić strat społecznych wywołanych upadłością przedsiębiorstw oraz likwidacją miejsc pracy. Sytuacja taka miała miejsce powszechnie w Polsce w latach 90. XX wieku.

Upadłość jest zagadnieniem w praktyce trudnym do jednoznacznego zdefiniowania. Istnieją bowiem dwa podejścia: upadłość z punktu widzenia ekonomii oraz upadłość z punktu widzenia prawnego. W wielu przypadkach te dwa elementy nie następują jednocześnie.

Upadłość przedsiębiorstwa poprzedzona jest zwykle długotrwałym kryzysem zarówno organizacyjnym, jak i finansowym. Negatywne skutki społeczne oraz gospodarcze upadłości powodują, iż precyzyjna analiza czynników determinujących zagrożenie upadłością jest ważnym elementem zarządzania, pozwalającym na wdrożenie procesów naprawczych z odpowiednim wyprzedzeniem.

Bezpośrednia przyczyna upadłości to niewypłacalność przedsiębiorstwa, jednakże przedmiotem modelowania są w głównej mierze czynniki zarówno wewnętrzne, jak i zewnętrzne czasowo znacznie wyprzedzające stan niewypłacalności. Jednoznaczne zdefiniowanie tych czynników oraz wyprzedzenia czasowego, w jakim występują, jest podstawowym elementem budowy skutecznego modelu prognostycznego. Przewidywanie upadłości jest możliwe tylko w przypadku znajomości wartości wskaźników oraz zastosowania odpowiedniego modelu prognostycznego.

Podczas analizy zagadnienia modelowania prognostycznego konieczne jest krótkie zdefiniowanie zagadnienia prognozowania. Prognozowanie wywodzi się z zagadnienia przewidywania przyszłości. Przewidywanie można podzielić na kilka klas [Cieślak 1997]. Podstawowy podział zawarto na rys. 1.



Rys. 1. Klasyfikacja zagadnienia przewidywania

Źródło: opracowanie własne.

W obszarze szczególnego zainteresowania metod ilościowych leży przewidywanie naukowe. Zgodnie z M. Cieślak [Cieślak 1997] „prognozowanie to racjonalne, naukowe przewidywanie przyszłych zdarzeń”. Wynikiem procesu prognozowania jest prognoza – sąd o przyszłych zjawiskach i zdarzeniach sformułowany w trakcie procesu prognozowania. Prognoza może powstać na podstawie wielu metod naukowych. Prawidłowy proces prognozowania musi się opierać na racjonalnych przesłankach.

Ze względu na rodzaj danych użytych do prognozowania w literaturze rozróżnia się dwa zasadnicze typy modeli: ilościowe oraz jakościowe. Modele jakościowe pozwalają na prognozowanie zdarzeń, dla których nie ma możliwości pozyskania ilościowych danych statystycznych. Metody te, zwane często eksperckimi, oparte są na intuicji oraz doświadczeniu. Metody ilościowe z kolei są metodami bazującymi na modelach prognostycznych oszacowanych na podstawie danych

mierzalnych. Podstawowym ograniczeniem stosowalności jest gromadzenie oraz przetwarzanie danych statystycznych. Modele te są zatem uwarunkowane posiadaniem bazy danych, na podstawie których tworzy się modele oraz przewiduje się przyszłe stany badanego zjawiska.

W obszarze zainteresowania autora leży klasa metod prognozowania oparta na modelach ekonometrycznych. Zgodnie z definicją Pawłowskiego „model ekonometryczny jest to konstrukcja formalna, która za pomocą jednego równania lub układu równań przedstawia zasadnicze powiązania występujące pomiędzy rozpatrywanymi zjawiskami ekonomicznymi” [Pawłowski 1980]. Szczególnym typem modeli są modele klasy logit, w których zmienna zależna nie jest zmienną ciągłą, lecz mierzona na skali nominalnej lub porządkowej.

Najpopularniejszym modelem prognozowania upadłości przedsiębiorstwa jest model oparty na analizie dyskryminacyjnej oszacowany przez Altmana w latach 60. Polscy badacze, bazując na wynikach uzyskanych w innych krajach, zbudowali kilka użytecznych narzędzi prognozowania bankructwa. Jednym z ważniejszych modeli, opartych na analizie dyskryminacyjnej, jest model D. Hadasik [Hadasik 1998]. Autorka oparła swoją pracę na danych dotyczących 22 przedsiębiorstw upadłych i 39 w dobrej kondycji. Wstępna liczba wskaźników wynosiła 17. Zarówno A. Hołda [Hołda 2001], jak i D. Hadasik swój model upadłości oparli na analizie dyskryminacyjnej. Przez ostatnie dziesięć lat pojawiło się w literaturze polskiej kilka prób estymacji i weryfikacji modeli upadłości z zastosowaniem różnych metod doboru zmiennych i estymacji parametrów.

3. Dane statystyczne

Kluczowy dla sukcesu badania jest zbiór danych statystycznych. Podstawowe elementy zbioru danych to:

- **Obiekty.** Obiekty poddane analizie to spółki notowane na GPW.
- **Cechy statystyczne.** Zgromadzona przez autora baza danych zawiera w postaci przetworzonej ponad dwa tysiące zmiennych. Z tego zbioru wybrano podzbiór wskaźników oraz ich opóźnienia do 4. okresu wstecz. Zmienne w procesie doboru zostały zredukowane do zbioru zmiennych istotnie wpływających na złą kondycję finansową.

Dane finansowe charakteryzujące spółki giełdowe pozyskano z bazy serwisu Notoria. Analizując oficjalne komunikaty spółek (analizie poddano komunikaty od roku 1997), do bazy włączono dwie podstawowe grupy spółek:

I. Spółki zagrożone:

- Spółki upadłe – spółki, w których ogłoszono upadłość w latach 1997-2008.
- Spółki zagrożone – podmioty, w których ogłoszono otwarcie postępowania układowego w latach 1997-2008.

II. Spółki w dobrej kondycji finansowej.

W bazie zawarto 25 spółek upadłych oraz 13 spółek zagrożonych upadłością. Za moment zakwalifikowania spółki do rejestru spółek zagrożonych uznano datę otwarcia postępowania upadłościowego lub datę ogłoszenia upadłości. Lista spółek upadłych, których walory notowano na GPW, nie jest listą pełną, co należy uznać za podstawową wadę opracowania. Autor projektu nie dotarł jednak do żadnego wiarygodnego i pełnego rejestru spółek upadłych.

Bazując na zbiorze spółek upadłych bądź zagrożonych upadłością, subiektywnie dobrano spółki w dobrej kondycji finansowej do grupy kontrolnej. Fakt, że przedsiębiorstwo nie należy do grupy zagrożonych upadłością, oparto na analizie sprawozdań finansowych. Podstawowe kryteria, jakimi kierowano się w trakcie doboru spółek, to:

a) kryterium doboru spółki z tej samej branży,

b) kryterium doboru spółki na podstawie analizy wysokości aktywów – dążono do tego, aby wysokość aktywów odpowiednika „dobranego” do próby była zbliżona do spółki zagrożonej (upadłej).

Szczegółowe zestawienie spółek ujętych w bazie danych zawiera tab. 1. Dążąc do ustalenia wyprzedzenia czasowego, z jakim pojawiają się pierwsze symptomy zagrożenia upadłością, z którym należy rozważać decyzje naprawcze w przedsiębiorstwie, dane gromadzono na cztery lata wstecz przed ogłoszeniem upadłości (lub przed postępowaniem). Dane spółki upadłej w roku t są gromadzone do okresu $t - 4$ (ze względu na historyczne ograniczenie bazy do roku 1997 nie ma możliwości analizy dalszych okresów). Do modelu pobrano dane roczne. Metoda dobierania nie została oparta na relacji 1:1, dla niektórych spółek nie zdołano dobrać przedsiębiorstw w tej samej branży o podobnej charakterystyce wysokości aktywów. W kilku spółkach dobrano więcej niż jednego odpowiednika. Szczegółowe zestawienia zawarto w tab. 1.

Tabela 1. Spółki włączone do próby

Lp.	Branża	Spółka zagrożona/upadła	Lata (dane)	Odpowiednik
1	2	3	4	5
1	Przemysł elektromaszynowy	RAFAMET (KUŹNIA RACIBORSKA)	1998-2001	APATOR (TORUŃ), PONAR (WADOWICE)
2		TONSIL (WRZEŚNIA)	2001-2004	REMAK (OPOLE), ZEG (TYCHY), ZPUE (WŁOSZCZOWA)
3	Przemysł lekki	BYTOM (BYTOM)	1997-2000	LZPS (LUBLIN), VISTULA (KRAKÓW), WISTIL (KALISZ)
4		ŁUKBUT (ŁUKÓW)	1997-2000	ORZEŁ (MYSŁAKOWICE), SKOTAN (SKOCZÓW)
5	Przemysł materiałów budowlanych	ATLANTIS (WARSZAWA)	1997-2000	LENTEX (LUBLINIEC), ULMA (WARSZAWA)
6		MURAWSKI (ŚNIADOWO)	1997-2000	YAWAL (HERBY)

Tabela 1, cd.

1	2	3	4	5
7	Przemysł metalowy	CENTROZAP (KATOWICE)	2000-2003	IMPEXMET (WARSZAWA)
8		ODLEWNIE (STARACHOWICE)	1997-2000	
9		TOORA (NISKO)	2004-2007	KĘTY, KOELNER (WROCLAW), STALPROD (BOCHNIA)
11	Finanse inne	BEST (GDYNIA)	1997-2000	GANT (LEGNICA)
12		CLIF (WARSZAWA)	1997-2000	
13		LTL (LUBLIN)	2000-2003	
14	Przemysł drzewny i papierniczy	FAMEG (RADOMSKO)	2001-2004	FORTE (OSTRÓW MAZOWIECKA)
15		OBORNIKI (OBORNIKI WIELKOPOLSKIE)	2001-2004	
16		SWARZĘDZ (SWARZĘDZ)	2001-2004	
17		ZFM (ZAMOŚĆ)	1998-2001	KPPD (SZCZECINEK)
18	Handel	HOWELL (WROCLAW)	2000-2003	CENTROSTAL (GDAŃSK-KOKOSZKI)
19		LETA (WODZISŁAW ŚL)	1998-2001	STALPROF (DĄBROWA GÓRNICZA)
20		OCEAN (WARSZAWA)	1999-2002	EFEKT (KRAKÓW)
21		PAŻUR (WARSZAWA)	1998-2001	WANDALEX (WARSZAWA)
22	Informatyka	APEXIM (WARSZAWA)	1998-2001	TECHMEX (BIELSKO-BIAŁA)
23	Media	4MEDIA (GDAŃSK)	1999-2002	WSIP (WARSZAWA)
24	Usługi inne	ŁDA (WARSZAWA)	2003-2006	DGA (POZNAŃ)
25	Telekomunikacja	ELEKTRIM (WARSZAWA)	2003-2006	MULTIMED (GDYNIA)
26	Przemysł spożywczy	POZMEAT (POZNAŃ)	2000-2003	DUDA (WARSZAWA), INDYKPOL (OLSZTYN)
27	Przemysł budowlany	EBI (RYBNIK)	1997-2000	MOSTOSTAL PŁOCK
28		ESPEBEPE (SZCZECIN)	1997-2000	PROCHEM (WARSZAWA)
29		STALEXPORT (KATOWICE)	1997-2000	ENERGOMONTAŻ PÓLNOC (WARSZAWA)

1	2	3	4	5
30		MOSTOSTAL EXPORT (WARSZAWA)	1998-2001	BUDIMEX (WARSZAWA)
31		ELEKTROMONTAŻ EXPORT (WARSZAWA)	2002-2005	POLIMEX-MOSTOSTAL (WARSZAWA)
32		MOSTOSTAL GDAŃSK	1999-2002	ENERGOMONTAŻ POŁUDNIE (KATOWICE)
33		NAFTOBUDOWY (KRAKÓW)	1999-2002	PROJPRZEM (BYDGOSZCZ)
34		MOSTOSTAL ZABRZE	1999-2002	ECHO INVESTMENT (KIELCE)
35		PIASECKI (KIELCE)	1999-2002	POLNORD (GDYNIA)
36		INSTAL LUBLIN	2000-2003	INSTAL KRAKÓW
37		BICK (KIELCE)	2001-2004	PBG (PRZEŹMIEROWO)
38		PEKABEX (POZNAŃ)	2001-2004	ELEKTROBUDOWA (KATOWICE)
39		RESBUD (RZESZÓW)	2000-2003	

Źródło: opracowano na podstawie danych z serwisu Notoria.

W bazie potencjalnych zmiennych objaśniających modelu rejestrowano wskaźniki do 4 lat wstecz przed upadłością przedsiębiorstwa (lub zgłoszeniem upadłości). W spółce „dobieranej”, będącej w dobrej kondycji ekonomicznej, dążono do gromadzenia danych w analogicznym okresie czasowym.

Cechy statystyczne w bazie danych podzielono na trzy grupy:

1. Dane w postaci bezwzględnej: bilans, rachunek zysków i strat, rachunek przepływów pieniężnych. Danych z tego zbioru nie brano bezpośrednio pod uwagę w trakcie modelowania, są one jednak podstawą do analizy wskaźnikowej. Poza danymi finansowymi w bazie rejestrowano również region funkcjonowania spółki (w układzie wojewódzkim); po wstępnej analizie tej cechy nie stwierdzono jednak zróżnicowania regionalnego w czynnikach determinujących upadłość.

2. Dane w postaci wskaźników – zgodnie z tab. 2.

3. Dane w postaci przyrostów względnych, dla każdej pozycji bilansu zdefiniowanych jako: $\frac{X_t - X_{t-1}}{X_{t-1}}$.

Szacowany model oparto na analizie wskaźnikowej uzupełnionej o zbiór przyrostów. Zbiór zmiennych objaśniających nie zawiera danych bezwzględnych z bilansu. Szczegółowa lista wskaźników finansowych ujętych w zbiorze zmiennych objaśniających zawarta została w tab. 2. Do modelu włączono wskaźniki po-

dzielone na cztery grupy: wskaźniki zyskowności, wskaźniki, płynności, wskaźniki aktywności oraz wskaźniki zadłużenia.

Tabela 2. Wskaźniki finansowe. W bazie danych projektu zawarto wskaźniki z poniższej listy dla okresów $t - 1$, $t - 2$, $t - 3$ oraz $t - 4$ (dane roczne)

Lp.	Nazwa zmiennej
1	Marża zysku brutto ze sprzedaży
2	Marża zysku operacyjnego
3	Marża zysku brutto
4	Marża zysku netto
5	Stopa zwrotu z kapitału własnego
6	Stopa zwrotu z aktywów
7	Wskaźnik rentowności kapitału własnego ROE
8	Kapitał pracujący
9	Wskaźnik płynności bieżącej
10	Wskaźnik płynności szybkiej
11	Wskaźnik podwyższonej płynności
12	Rotacja należności
13	Rotacja zapasów
14	Cykl operacyjny
15	Rotacja zobowiązań
16	Cykl konwersji gotówki
17	Rotacja aktywów obrotowych
18	Rotacja aktywów
19	Wskaźnik pokrycia majątku
20	Stopa zadłużenia
21	Wskaźnik obsługi zadłużenia
22	Dług/EBITDA
23	Wskaźnik pokrycia aktywów kapitałami własnymi
24	Wskaźnik rentowności aktywów
25	Wskaźnik pokrycia straty z lat ubiegłych zyskiem bieżącym
26	Wskaźnik natychmiastowej wymagalności
27	Wskaźnik długu (zadłużenia długoterminowego)
28	Wskaźnik ogólnego zadłużenia aktywów
29	Stopa nadwyżki finansowej
30	Rentowność sprzedaży
31	Udział aktywów trwałych w zobowiązaniach długoterminowych
32	Wskaźnik poziomu kosztów

Źródło: opracowanie własne.

4. Estymacja i weryfikacja modeli

Dążąc do kompletności danych, do modelu włączono tylko wskaźniki, w których nie zanotowano braków danych w żadnej ze spółek.

Zmienną zależną modelu (zmienna o charakterze binarnym) nazwano *Upadłość* i zdefiniowano następująco:

0 – spółka w dobrej kondycji finansowej,

1 – spółka upadła (do grupy zaliczono spółki zagrożone i upadłe).

Wstępną selekcję ze zbioru potencjalnych zmiennych niezależnych wykonano, bazując na współczynniku korelacji rang Spearmana. Do dalszych analiz wybrano zmienne skorelowane ze zmienną na poziomie $H |r_s| > 0,3$. Poziom 0,3 dobrano subiektywnie ze względu na to, iż zbiór spółek upadłych nie jest próbą losową.

Przed włączeniem zmiennej do zbioru potencjalnych zmiennych objaśniających oceniono również zróżnicowanie każdej cechy (za pomocą współczynnika zmienności), odrzucając zmienne o niskim zróżnicowaniu.

Po tej operacji zbiór cech diagnostycznych ograniczono do 67 pozycji (34 wskaźników oraz 33 przyrostów). Każda z pozycji charakteryzuje się wysoką zmiennością, kompletnością danych oraz skorelowaniem ze zmienną zależną *Upadłość*. Lista zmiennych objaśniających zawarta została w tab. 3.

Tabela 3. Zmienne diagnostyczne wprowadzane do modeli

Lp.	Wskaźniki	Przyrosty
1	2	3
1	Marża zysku brutto ze sprzedaży $t - 1^*$	Przychody netto ze sprzedaży produktów towarów i materiałów T3T4**
2	Marża zysku operacyjnego $t - 4$	Przychody netto ze sprzedaży produktów towarów i materiałów T2T3
3	Stopa zwrotu z aktywów $t - 4$	Przychody netto ze sprzedaży produktów towarów i materiałów T1T2
4	Stopa zwrotu z aktywów $t - 3$	Zysk strata brutto T1T2
5	Stopa zwrotu z aktywów $t - 2$	Zysk strata netto T1T2
6	Kapitał pracujący $t - 4$	Przepływy netto T2T3
7	Kapitał pracujący $t - 1$	Aktywa razem T2T3
8	Wskaźnik podwyższonej płynności $t - 1$	Aktywa razem T1T2
9	Wskaźnik pokrycia majątku $t - 4$	Kapitał własny T2T3
10	Wskaźnik pokrycia majątku $t - 3$	Wartość księgowa na jedną akcję T2T3
11	Wskaźnik pokrycia majątku $t - 2$	Zysk strata na jedną akcję T1T2
12	Stopa zadłużenia $t - 4$	AKTYWA T2T3
13	Stopa zadłużenia $t - 3$	AKTYWA T1T2
14	Stopa zadłużenia $t - 2$	Aktywa trwale T2T3

Tabela 3, cd.

1	2	3
15	Stopa zadłużenia $t - 1$	Aktywa trwałe T1T2
16	Wskaźnik obsługi zadłużenia $t - 4$	Aktywa obrotowe T1T2
17	Wskaźnik obsługi zadłużenia $t - 3$	PASYWA T2T3
18	Wskaźnik obsługi zadłużenia $t - 2$	PASYWA T1T2
19	Wskaźnik1 $t - 4$	Kapitał własny T2T3
20	Wskaźnik1 $t - 3$	Przychody netto ze sprzedaży produktów towarów i materiałów T3T4
21	Wskaźnik1 $t - 2$	Przychody netto ze sprzedaży produktów towarów i materiałów T2T3
22	Wskaźnik1 $t - 1$	Przychody netto ze sprzedaży produktów towarów i materiałów T1T2
23	Wskaźnik2 $t - 4$	Pozostałe przychody operacyjneT3T4
24	Wskaźnik2 $t - 3$	Zysk strata bruttoT1T2
25	Wskaźnik3 $t - 4$	Zysk strata nettoT1T2
26	Wskaźnik3 $t - 3$	Przepływy pieniężne netto T2T3
27	Wskaźnik3 $t - 2$	Środki pieniężne na koniec okresu T2T3
28	Wskaźnik3 $t - 1$	Stopa zadłużenia T3T4
29	Wskaźnik7 $t - 3$	Stopa zadłużenia T2T3
30	Wskaźnik7 $t - 2$	Stopa zadłużenia T1T2
31	Wskaźnik7 $t - 1$	wsk7 T2T3
32	Wskaźnik9 $t - 4$	wsk7 T1T2
33	Wskaźnik9 $t - 2$	wsk9 T2T3
34	Wskaźnik9 $t - 1$	–
* $t - 1$: opóźnienie o jeden okres czasowy (dane roczne) $t - 2$: opóźnienie o dwa lata $t - 3$: opóźnienie o trzy lata $t - 4$: opóźnienie o cztery lata		** oznaczenie T3T4 oznacza przyrost pomiędzy okresem $T - 3$ a $T - 4$ w postaci: $\frac{X_{t-3} - X_{t-4}}{X_{t-4}}$

Źródło: opracowanie własne.

Podane w tab. 3 wskaźniki oznaczone numerami 1...9 są następujące:

- Wskaźnik 1: wskaźnik pokrycia aktywów kapitałami własnymi = kapitał własny/aktywa ogółem.
- Wskaźnik 2: wskaźnik rentowności kapitału własnego ROE = zysk netto/kapitał własny.
- Wskaźnik 3: wskaźnik rentowności aktywów = zysk netto/aktywa.

- Wskaźnik 4: wskaźnik pokrycia straty z lat ubiegłych zyskiem bieżącym = zysk bieżący/strata z lat ubiegłych.
- Wskaźnik 5: wskaźnik natychmiastowej wymagalności = (aktywa bieżące – zapasy – należności)/zobowiązania bieżące.
- Wskaźnik 6: wskaźnik długu (zadłużenia długoterminowego) = zobowiązania długoterminowe/kapitał własny.
- Wskaźnik 7: wskaźnik ogólnego zadłużenia aktywów = zobowiązania ogółem/aktywa.
- Wskaźnik 8: stopa nadwyżki finansowej = (zysk netto + amortyzacja)/sprzedaż netto.
- Wskaźnik 9: rentowność sprzedaży = wynik na działalności operacyjnej/przychody netto ze sprzedaży.
- Wskaźnik 10: udział aktywów trwałych w zobowiązaniach długoterminowych = aktywa trwałe/zobowiązania długoterminowe.
- Wskaźnik 11: wskaźnik poziomu kosztów = koszty ogółem/przychody ogółem.

Tabela 4. Losowy podział spółek na dwa zbiory: testowy i uczący

Zbiór testowy		Zbiór uczący	
Swarzedz	Most_gd	Apexim	Koelner
Leta	Prochem	Atlantis	Yawal
Pozmeat	Multimed	Bick	Stalprof
Dga	Kppd	Centrozap	Ulma
Resbud	Forte	Toora	Polimex
Ponar	Techmex	Pekabex	Impexmet
Pażur	Fameg	Zfm	Stalprod
Naftobud	Lzps	Murawski	Remak
Ltl	Instal_k	Elektrim	Polnord
Espebepe	Wistil	Tonsil	Orzeł
Wandalex	Enmontpd	Most_zab	Centrstl
Elbudowa	Echo invest	Elmontex	Zpue
Skotan	Ocean	Best	Aparator
Tell	Most_exp	Stalexp	Vistula
Rafamet	Ebi	Łda	Pbg
Enmontpn	Duda	4media	Most_pk
Odlewnie	Projprzem	Instal_l	Lentex
Wsip	Oborniki	Clif	Indykpol
Gant	Łukbut	Bytom	Efekt
Howell	Kety	Zeg	Budimex
Piasecki			

Źródło: opracowanie własne.

Oszacowane modele poddano weryfikacji oraz ocenie stopnia dopasowania. Podstawową metodą, a jednocześnie najbardziej uniwersalną i pozwalającą na porównanie skuteczności różnych metod prognozowania, jest odsetek poprawnych klasyfikacji (znany w literaturze potocznie jako *hit rate* [Cramer 2003, s. 66]). Metodę tę zastosowano do porównania wyników otrzymanych modeli.

Przed przystąpieniem do estymacji modelu zbiór obiektów podzielono losowo na dwa podzbiory: uczący oraz testowy. Utworzony zbiór uczący zawiera połowę spółek zagrożonych upadłością oraz połowę spółek „zdrowych”. Pozostałe spółki utworzyły zbiór testowy. Operacja ta pozwala na obiektywną weryfikację oszacowanego modelu.

5. Wyniki estymacji modelu logit

Bazując na zbiorze zmiennych diagnostycznych (baza wskaźników), dokonano estymacji modelu logit, stosując metodę selekcji postępującej Walda. W wyniku estymacji uzyskano model bazujący na trzech niezależnych zmiennych diagnostycznych.

Tabela 5. Wyniki estymacji modelu logit bazującego na opóźnionych wskaźnikach

Zmienne	B	S(B)	Wald	<i>P</i>	Exp(B)	95,0% CI dla EXP (B)	
Wskaźnik obsługi zadłużenia $t - 3$	-0,56	0,317	3,161	0,075	0,569	0,306	1,059
Wskaźnik ogólnego zadłużenia aktywów $t - 1$	-3,54	1,527	5,386	0,02	0,029	0,001	0,576
Stała	6,76	2,67	6,416	0,011	864,8		

Źródło: opracowanie własne.

Po przeprowadzeniu estymacji metodą selekcji postępującej Walda uzyskano zmienne:

- wskaźnik obsługi zadłużenia w okresie $t - 3$,
- wskaźnik ogólnego zadłużenia aktywów w okresie $t - 1$.

W wyniku estymacji powstaje zatem model prognozowania upadłości bazujący na dwóch wskaźnikach: wskaźniku zadłużenia w okresach poprzednich (do 3 lat wstecz) oraz wskaźniku zadłużenia rok przed. Parametry modelu są istotne na poziomie $P < 0,1$. Szczegółowe wyniki estymacji oraz parametry modelu wraz z ilorazem szans zawarte zostały w tab. 5.

Oszacowane współczynniki determinacji modelu kształtują się na poziomie 0,61-0,82, co świadczy o dobrym dopasowaniu oszacowanego modelu. Wyniki testu Hosmera i Lemeshowa ($P = 0,96$) również świadczą o poprawności modelu. Szczegóły zawarto w tab. 6.

Tabela 6. Ocena współczynników determinacji oraz test Hosmera-Lemeshowa

<i>R</i> kwadrat Coksa i Snella	<i>R</i> kwadrat Nagelkerke'a
0,61	0,82
Test Hosmera i Lemeshowa	
Chi-kwadrat	<i>P</i>
2,55	0,92

Źródło: opracowanie własne.

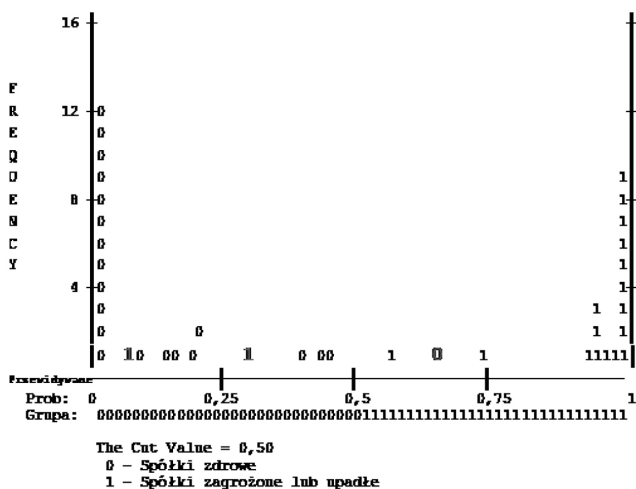
Na podstawie wyników oszacowań parametrów modelu wyznaczono tabelę poprawnej klasyfikacji modelu (tab. 6). Na uwagę zasługuje błędna klasyfikacja trzech obiektów na zbiorze uczącym, co daje ogólny wskaźnik poprawnej klasyfikacji na poziomie 92%.

Tabela 7. Tabela poprawnej klasyfikacji modelu logit przeprowadzona na zbiorze uczącym

Observed	Observed \ Predicted	Predicted		
		spółki „zdrowe”	spółki zagrożone lub upadłe	odsetek poprawnej klasyfikacji
Observed	Spółki „zdrowe”	20	1	95
	Spółki zagrożone lub upadłe	2	17	89
			procent ogółem	92

Źródło: opracowanie własne.

Wykres klasyfikacji przedstawiono na rys. 2.

**Rys. 2.** Wykres przewidywanego prawdopodobieństwa modelu logit (zbiór uczący)

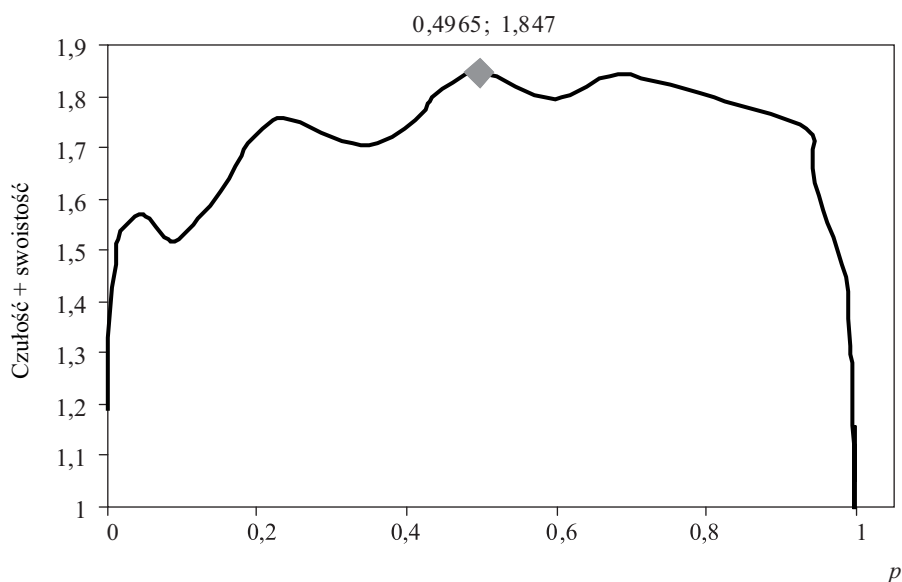
Źródło: opracowanie własne.

Tabela 8. Tabela poprawnej klasyfikacji przeprowadzona na zbiorze testowym (zbiór zmiennych diagnostycznych – wskaźniki)

Obserwowane		Przewidywane		odsetek poprawnej klasyfikacji
		spółki zdrowe	spółki zagrożone lub upadłe	
	Spółki zdrowe	21	1	95
	Spółki zagrożone lub upadłe	2	17	89
			procent ogółem	93

Źródło: opracowanie własne.

Dzieląc zbiór danych na dwa rozłączne zbiory, uzyskano poprawność predykcji zbioru testowego: w grupie spółek upadłych na poziomie 89% (2 błędne klasyfikacje); szczegółowe zestawienie przedstawia tab. 8.



Rys. 3. Wykres krzywej ROC (na wykresie zawarto sumę czułości i swoistości)

Źródło: opracowanie własne.

Jako punkt podziału zbioru na spółki upadłe i spółki w dobrej kondycji przyjęto teoretyczne prawdopodobieństwo 0,5. Optymalny punkt podziału zbioru danych można ustalać również za pomocą wyników krzywej ROC. Metoda ta służy do oceny poprawności klasyfikatora (pojedynczej zmiennej lub całego modelu), jakości modelu oraz wyboru optymalnego punktu podziału (*cut off* – punkt odcięcia przedstawiono na rys. 3). Metoda zapewnia łączny opis czułości i specyficzności klasyfikatora. Metoda wyznaczenia czułości i swoistości testu oraz ekstremum

sumy tych dwóch składników jest powszechnie stosowanym narzędziem w różnych obszarach analizy danych.

Optymalna wartość, wyznaczona na podstawie ekstremum sumy czułości i swoistości, to punkt podziału zbliżony do 0,5 (0,4965). Procedura ta nie zmienia zatem w tym przypadku wyników klasyfikacji.

6. Wnioski

Podstawowym czynnikiem decydującym o skuteczności modelu klasyfikacyjnego jest rzetelna i aktualna informacja w postaci zweryfikowanych zbiorów danych oraz zastosowanie odpowiedniej metody estymacji i doboru zmiennych do modelu. Źródłem danych estymowanego modelu były wyniki finansowe spółek giełdowych w okresie 1997-2008.

Jednym z wyników estymacji modelu i doboru zmiennych diagnostycznych jest zestaw wskaźników diagnostycznych oraz ich wyprzedzenie czasowe. W wyniku krokowego doboru zmiennych za kluczowe uznano:

- wskaźnik obsługi zadłużenia trzy lata przed upadłością,
- wskaźnik ogólnego zadłużenia aktywów rok przed upadłością.

Powyższy podzbiór istotnych wskaźników świadczy o tym, że pierwsze syndromy przyszłych problemów spółki giełdowej można zaobserwować już z trzyletnim wyprzedzeniem. Należy jednocześnie zauważyć, iż lista zmiennych istotnie wpływających na zmienną zależną (upadłość) jest znacznie dłuższa, jednak ze względu na występowanie współliniowości zbioru wskaźników nie wprowadzono do modelu tych zmiennych.

Podsumowując, trzeba stwierdzić, że modele wspomagające proces decyzyjny powinny spełniać ważną funkcję jako element monitorujący i uzupełniający wiedzę kadry zarządzającej. Nie bez znaczenia jest możliwość zastosowania tych modeli do ustalania ratingu przedsiębiorstw. Autor, bazując na stworzonej do celów badania bazie danych, rozwinie w najbliższym czasie każdy proponowany model, podejmując różne symulacje proporcji doboru prób uczącej i testowej. Analizie poddane zostaną również opóźnienia czasowe wskaźników. Planowane jest oszacowanie modelu bazującego na przyrostach względnych danych bilansowych.

Literatura

- Cieślak M., *Prognozowanie gospodarcze. Metody i zastosowania*, PWN, Warszawa 1997.
- Cramer J.S., *Logit Models from Economics and Other Fields*, Cambridge University Press, 2003.
- Hadasik D., *Upadłość przedsiębiorstwa i metody jej prognozowania*, Prace Habilitacyjne, zeszyt 153, AE, Poznań 1998.
- Hołda A., *Prognozowanie bankructwa jednostki w warunkach gospodarki polskiej z wykorzystaniem funkcji dyskryminacyjnej*, ZH, „Rachunkowość” 2001 nr 5.
- Korol T., Prusak B., *Upadłość przedsiębiorstw a wykorzystanie sztucznej inteligencji*, CeDeWu, Warszawa 2005.

Nowak E., *Prognozowanie gospodarcze. Metody, modele, zastosowania, przykład*, Placet, Warszawa 1998.

Pawłowski Z., *Ekonometria*, PWN, Warszawa 1980.

LOGIT MODEL APPLICATIONS FOR BANKRUPTCY MODELLING

Summary: The paper presents basic applications of qualitative dependent logit model. Logit model extends the principles of generalized linear models to treat better the case of dichotomous and polychotomous dependent variables. It focuses on binary, multinomial and ordinal logit models and its applications. The paper presents the application of binary logit model to predict bankruptcy. The model is based on the data gathered from the Warsaw Stock Exchange (years 1997-2008). Its rate was used as a measure of predictive validity. Using the ROC Curve point estimates to predict choices, the author achieved a hit rate of 92%.