

**Barbara Batóg, Katarzyna
Wawrzyniak**

**Prognozy logitowe diagnoz na
przykładzie spółek notowanych na
GPW w Warszawie**

Studia i Prace Wydziału Nauk Ekonomicznych i Zarządzania 9, 378-390

2008

Artykuł został opracowany do udostępnienia w internecie przez Muzeum Historii Polski w ramach prac podejmowanych na rzecz zapewnienia otwartego, powszechnego i trwałego dostępu do polskiego dorobku naukowego i kulturalnego. Artykuł jest umieszczony w kolekcji cyfrowej bazhum.muzhp.pl, gromadzącej zawartość polskich czasopism humanistycznych i społecznych.

Tekst jest udostępniony do wykorzystania w ramach
dozwolonego użytku.

BARBARA BATÓG
KATARZYNA WAWRZYNIAK

PROGNOZY LOGITOWE DIAGNOZ NA PRZYKŁADZIE SPÓŁEK NOTOWANYCH NA GIELDZIE PAPIERÓW WARTOŚCIOWYCH W WARSZAWIE

Wprowadzenie

W pracy [Batóg, Wawrzyniak, 2008] przedstawiono praktyczne zastosowanie nominalnych modeli wielomianowych do formułowania i przewidywania łącznej diagnozy sytuacji finansowo-ekonomicznej dla konkretnego obiektu (spółki) wraz z badaniem efektywności tych prognoz. Do sformułowania diagnoz cząstkowych¹ dla badanych spółek w poszczególnych okresach wykorzystano normy empiryczne² dla wybranych wskaźników finansowo-ekonomicznych adekwatne do sytuacji spółek notowanych na Gieldzie Papierów Wartościowych w Warszawie.

Celem artykułu jest wykazanie, że zarówno nominalne, jak i porządkowe wielomianowe modele logitowe, dają większe możliwości zróżnicowania ocen sytuacji finansowo-ekonomicznej spółek z punktu widzenia łącznej diagnozy. Zastosowanie większej liczby wariantów dla zmiennej zależnej powoduje, że łączna diagnoza jest bardziej jednoznaczna, gdyż daje możliwość uwzględnienia wszystkich możliwych wariantów powstających na podstawie diagnoz cząstkowych dla wybranych wskaźników.

¹ Diagnozy cząstkowe stanowią podstawę do sformułowania łącznej diagnozy dla badanego obiektu w poszczególnych okresach.

² W pracy [Batóg, Wawrzyniak, 2007] wykazano, że wykorzystanie norm empirycznych wpływa na efektywność prognoz pozytywnej diagnozy łącznej sytuacji finansowo-ekonomicznej spółek.

Istota nominalnych i porządkowych modeli wielomianowych

Rozwinięciem modeli dwumianowych są modele wielomianowe. Zmienna zależna Y jest nadal zmienną jakościową, ale posiada więcej niż dwie kategorie, które mogą być zmierzone zarówno na skali nominalnej, jak i na skali porządkowej. Z tego względu rozróżniamy nominalne i porządkowe modele wielomianowe zmiennych jakościowych.

O ile w modelu dwumianowym wyjaśniane było pojedyncze prawdopodobieństwo, to w przypadku nominalnych modeli wielomianowych wyjaśniane są ilorazy prawdopodobieństw zaistnienia danej kategorii w grupie zdarzeń zawierającej wyłącznie kategorię daną i bazową³. Stąd model wielomianowy (1) składa się z równań, których liczba jest o jeden mniejsza niż liczba kategorii zmiennej zależnej – jedną z kategorii przyjmuje się jako kategorię bazową.

$$\frac{P_{i1}}{P_{i0} + P_{i1}} = F(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}_1), \frac{P_{i2}}{P_{i0} + P_{i2}} = F(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}_2), \dots, \frac{P_{ij}}{P_{i0} + P_{ij}} = F(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}_j) \quad (1)$$

gdzie:

j – numer kategorii ($j = 0, 1, \dots, J$), $j = 0$ – kategoria bazowa,

$J+1$ – liczba kategorii zmiennej Y ,

i – numer przypadku ($i = 1, \dots, N$), N – liczba przypadków,

P_{ij} – prawdopodobieństwo, że i -ty przypadek zostanie zaliczony do j -ej kategorii, F – dystrybuanta wybranego rozkładu,

\mathbf{x} – wektor zmiennych objaśniających,

$\boldsymbol{\beta}_j$ – wektor parametrów modelu dla j -ej kategorii.

Jedną z najczęściej wykorzystywanych dystrybuant w modelu (1) jest dystrybuanta rozkładu logistycznego. Model z tą dystrybuantą nosi nazwę nominalnego wielomianowego modelu logitowego. Okazuje się, że w przypadku tego modelu, po prostych przekształceniach można otrzymać wzory bezpośrednio opisujące prawdopodobieństwa przynależności i -tego przypadku do kolejnych kategorii. Prawdopodobieństwa te przedstawiają równania (2).

$$P_{i0} = \frac{1}{1 + \sum_{j=1}^J e^{\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}_j}}, \quad P_{ij} = \frac{e^{\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}_j}}{1 + \sum_{j=1}^J e^{\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}_j}}, \quad i = 1, \dots, N, \quad j = 1, \dots, J. \quad (2)$$

³ Gruszczyński (1996, 2001), Bartosiewicz (1990), Cameron, Trivedi (2005), Baltagi (2003), Chow (1995).

Po oszacowaniu modelu (1) i wykorzystaniu wzorów (2) otrzymujemy teoretyczne prawdopodobieństwa przynależności danego przypadku do każdej z rozważanych kategorii zmiennej Y . Następnie wnioskujemy, że i -ty przypadek (na podstawie oszacowanego modelu) należy do tej kategorii, której odpowiada największe spośród prawdopodobieństw p_{ij} ($j=0,1,\dots,J$).

Nieco inne podejście jest wykorzystywane w przypadku, gdy zmienna Y jest mierzona na skali porządkowej. Mówimy wtedy o wielomianowym modelu porządkowym⁴. W takim modelu wyjaśniane są ilorazy prawdopodobieństwa przynależności i -tego przypadku do kategorii nie niższej niż k -ta (P_{ik}) i prawdopodobieństwa do niego przeciwnego ($1 - P_{ik}$) (porównaj wzór 3). Liczba równań w modelu jest o 1 mniejsza niż liczba kategorii porządkowych.

$$\frac{P_{ik}}{1 - P_{ik}} = F(\alpha_k + \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}), \quad (3)$$

k – numer kategorii, K – liczba kategorii porządkowej zmiennej Y ,

i – numer przypadku ($i = 1, \dots, N$), N – liczba przypadków,

P_{ik} – prawdopodobieństwo, że i -ty przypadek zostanie zaliczony do kategorii nie niższej niż k -ta,

F – dystrybuanta wybranego rozkładu, \mathbf{x} – wektor zmiennych objaśniających,

$\boldsymbol{\beta}$ – wektor parametrów modelu, α_k – wyrazy wolne.

W modelu (3) parametry $\boldsymbol{\beta}$ stojące przy zmiennych objaśniających są takie same dla wszystkich kategorii zmiennej zależnej Y , natomiast różne są wyrazy wolne dla poszczególnych kategorii. Jeżeli F reprezentuje dystrybuantę rozkładu logistycznego, to prawdopodobieństwa P_{ik} można opisać wzorami (4).

$$P_{ik} = \frac{1}{1 + e^{-(\alpha_k + \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta})}}. \quad (4)$$

Ponieważ P_{ik} to prawdopodobieństwo, że i -ty przypadek zostanie zaliczony do kategorii nie niższej niż k -ta, to prawdopodobieństwa przynależności danego przypadku do kategorii k wyznacza się jako różnice kolejnych prawdopodobieństw P_{ik} .

Do oceny jakości oszacowanych modeli można wykorzystać test łącznych efektów, w którym każda z hipotez zerowych⁵ zakłada brak istotności wszyst-

⁴ Cramer (2003), Kleinbaum, Klein (2002).

⁵ Hipotez zerowych jest tyle, ile zmiennych objaśniających w każdym z równań modelu (1).

kich parametrów modeli (1) i (3) odnoszących się do tej samej zmiennej objaśniającej⁶. Wykorzystywana w tym teście statystyka Walda ma rozkład χ^2 .

Innym miernikiem jakości oszacowanych modeli jest zliczeniowy R^2 , który jest wyznaczany jako udział trafnie zaklasyfikowanych przypadków w ogólnej liczbie przypadków.

W przypadku budowy prognoz na podstawie modeli wielomianowych w pierwszej kolejności wyznacza się indywidualne prognozy dla zmiennych objaśniających dla danego przypadku, a następnie prognozy te wykorzystuje się do wyznaczenia na podstawie wzorów (2) i (4) prognoz prawdopodobieństw zaklasyfikowania danego przypadku do każdej z kategorii zmiennej Y . Ostatecznie, prognozowana kategoria jest równa tej kategorii, której odpowiada największa prognoza prawdopodobieństwa spośród prognoz prawdopodobieństw zaliczenia do kolejnych kategorii.

Charakterystyka zmiennych przyjętych w procesie modelowania

Zmienna zależna została zdefiniowana jako łączna diagnoza sytuacji finansowo-ekonomicznej spółek z sektora *Przemysł chemiczny* dla poszczególnych kwartałów w latach 1998-2006 uzyskana na podstawie diagnoz cząstkowych wyznaczonych na podstawie poziomu zmiennych objaśniających. Ze względu na cztery diagnozy cząstkowe (cztery wskaźniki ekonomiczno-finansowe) zaproponowano następujące warianty zmiennej (Y) dla łącznej diagnozy:

- 2, gdy cztery diagnozy cząstkowe są negatywne,
- 1, gdy jedna diagnoza cząstkowa jest pozytywna, a trzy są negatywne,
- 0, gdy są po dwie diagnozy pozytywne i negatywne,
- 1, gdy trzy diagnozy cząstkowe są pozytywne, a jedna negatywna,
- 2, gdy cztery diagnozy cząstkowe są pozytywne.

W celu oszacowania parametrów nominalnych i porządkowych modeli wielomianowych dla tak zdefiniowanej zmiennej Y wykorzystano rzeczywiste wartości zmiennych objaśniających dla poszczególnych spółek.

⁶ Gruszczyński (2001).

W zbiorze zmiennych objaśniających znalazły się następujące wskaźniki:

- rentowności sprzedaży netto (RNS)⁷,
- płynności bieżącej (PB),
- rotacji należności (w dniach) (RN),
- stopy zadłużenia (SZ).

Wskaźniki te są reprezentantami podstawowych grup wskaźników, które umożliwiają ocenę działalności spółki w zakresie zyskowności, płynności, sprawności działania oraz zadłużenia. Na podstawie wymienionych wskaźników dla badanych spółek z sektora *Przemysł chemiczny* w poszczególnych kwartałach lat 1998-2006 sformułowano diagnozy częściowe bazujące na porównaniu rzeczywistej wartości wskaźnika z jego wartością normatywną. Proces formułowania diagnoz częściowych przebiegał według zasady – jeżeli rzeczywista wartość danego wskaźnika była zgodna z normą, to formułowano pozytywną diagnozę częściową, w przeciwnym przypadku – negatywną. Wartości normatywne dla poszczególnych wskaźników wyznaczono w sposób empiryczny, analizując rozkłady wartości wskaźników w poszczególnych kwartałach lat 1998-2006. Badaną zbiorowość stanowiły spółki z wybranego sektora. Wszystkie badane rozkłady charakteryzowały się dość silną asymetrią i dużym zróżnicowaniem, w związku z tym przyjęto, że podstawą wyznaczenia norm empirycznych będą miary pozycyjne. Dla wskaźnika rentowności sprzedaży netto (stymulanta) normę określał przedział wartości przynajmniej równych medianie, natomiast dla pozostałych wskaźników (nominanty) normę określał pozytywny obszar zmienności.

Wyniki oszacowań modeli

Do oszacowania parametrów nominalnego oraz porządkowego wielomianowego modelu logitowego wykorzystano program *STATISTICA 7.1*. Otrzymane wyniki prezentują tabele 1 i 2.

Wyniki testu łącznych efektów dla obu typów modeli prezentuje tabela 3. Z tabeli tej wynika, że w obu modelach wszystkie parametry odpowiadające badanym zmiennym w poszczególnych kategoriach są statystycznie istotne.

⁷ We wcześniejszych badaniach Auterek grupę wskaźników zyskowności reprezentował wskaźnik rentowności kapitału własnego (ROE). Okazało się jednak, że dla badanych spółek wskaźnik ten dość często nie był wyznaczany. Dlatego w obecnym badaniu zastąpiono go wskaźnikiem rentowności sprzedaży netto.

Tabela 1. Wyniki oszacowania porządkowego modelu logitowego dla spółek z sektora *Przemysł chemiczny* (23 spółki)

	Ocena	Błąd standardowy	Statystyka Walda	p
W.wolny 1	-6,244	0,423	217,847	0,000
W.wolny 2	-3,651	0,337	117,086	0,000
W.wolny 3	-2,319	0,322	51,722	0,000
W.wolny 4	-0,700	0,326	4,631	0,031
RNS	-4,938	0,596	68,691	0,000
PB	0,543	0,074	53,433	0,000
RN	0,010	0,002	18,439	0,000
SZ	2,684	0,363	54,555	0,000

Źródło: obliczenia własne z wykorzystaniem programu *STATISTICA 7.1.*Tabela 2. Wyniki oszacowania nominalnego modelu logitowego dla spółek z sektora *Przemysł chemiczny* (23 spółki)

	Kategoria	Ocena	Błąd standardowy	Statystyka Walda	P
W.wolny 1	-2	-8,903	1,375	41,948	0,000
ROE	-2	-26,214	2,845	84,916	0,000
PB	-2	1,954	0,344	32,213	0,000
RN	-2	0,028	0,008	13,959	0,000
SZ	-2	8,812	1,915	21,171	0,000
W.wolny 2	-1	-8,277	1,240	44,546	0,000
ROE	-1	-24,638	2,808	76,980	0,000
PB	-1	2,261	0,298	57,511	0,000
RN	-1	0,030	0,006	23,411	0,000
SZ	-1	9,167	1,872	23,993	0,000
W.wolny 3	0	-5,693	1,217	21,875	0,000
ROE	0	-20,456	2,766	54,691	0,000
PB	0	1,982	0,293	45,610	0,000
RN	0	0,022	0,006	12,557	0,000
SZ	0	5,808	1,872	9,626	0,002
W.wolny 4	1	-1,387	1,194	1,350	0,245
ROE	1	-14,562	2,663	29,904	0,000
PB	1	0,935	0,291	10,298	0,001
RN	1	0,014	0,006	5,142	0,023
SZ	1	0,946	1,887	0,251	0,616

Źródło: obliczenia własne z wykorzystaniem programu *STATISTICA 7.1.*

Dla obu typów modeli zbudowano tablice trafności klasyfikacji oraz wyznaczono zliczeniowy R^2 oraz jego modyfikację. Tablice trafności klasyfikacji dla modelu nominalnego oraz porządkowego prezentują tabele 4 i 5.

Tabela 3. Wyniki testu łącznych efektów dla nominalnego modelu logitowego (1) oraz dla porządkowego modelu logitowego (2)

	Stopnie swobody		Statystyka Walda		P	
	1	2	1	2	1	2
Wyraz wolny	4	4	84,467	673,666	0,000	0,000
ROE	4	1	95,927	68,691	0,000	0,000
PB	4	1	83,213	53,433	0,000	0,000
RN	4	1	31,598	18,439	0,000	0,000
SZ	4	1	58,064	54,555	0,000	0,000

Źródło: obliczenia własne z wykorzystaniem programu *STATISTICA 7.1*.

Tabela 4. Tablica klasyfikacji przypadków dla nominalnego modelu wielomianowego

Obserwowane	Teoretyczne				
	-2	-1	0	1	2
-2	4	35	7	8	0
-1	2	113	48	35	2
0	0	49	75	44	10
1	0	23	38	89	15
2	0	3	7	41	30

Źródło: obliczenia własne z wykorzystaniem programu *STATISTICA 7.1*.

Tabela 5. Tablica klasyfikacji przypadków dla porządkowego modelu wielomianowego

Obserwowane	Teoretyczne				
	-2	-1	0	1	2
-2	13	20	15	6	0
-1	16	90	71	22	1
0	1	55	73	49	0
1	0	16	56	92	1
2	0	0	11	70	0

Źródło: obliczenia własne z wykorzystaniem programu *STATISTICA 7.1*.

Zliczeniowy R^2 jest wyznaczany jako udział trafnie zaklasyfikowanych przypadków w ogólnej liczbie przypadków. Autorki proponują jeszcze do oceny jakości modelu wykorzystać zmodyfikowany zliczeniowy R^2 , czyli miernik

będący udziałem w ogólnej liczbie przypadków nie tylko przypadków trafnie zaklasyfikowanych, ale również tych, dla których przewidywana kategoria była tylko o jeden wyższa lub niższa niż kategoria rzeczywista (tabela 6).

Wartości zliczeniowego R^2 są nieco niższe niż 50%, a z kolei zmodyfikowany zliczeniowy R^2 jest dla obu modeli bliski 90%. Można zauważyć, że zarówno w tabeli 4, jak i tabeli 5, największe liczebności układają się na głównej przekątnej, czyli w miejscach zgodności obserwowanych i teoretycznych przynależności przypadków do poszczególnych kategorii. Świadczy to o dobrych własnościach klasyfikacyjnych oszacowanych modeli.

Tabela 6. Zliczeniowy R^2

	Model logitowy	
	nominalny	porządkowy
Zliczeniowy R^2	45,87%	39,53%
Zliczeniowy R^2 zmodyfikowany	85,99%	89,38%

Źródło: obliczenia własne.

Prognozy łącznej diagnozy wyznaczone dla nominalnych i porządkowych modeli wielomianowych

Na podstawie oszacowanych modeli zbudowano prognozy zaklasyfikowania poszczególnych spółek sektora *Przemysł chemiczny* do kategorii zmiennej zależnej, czyli łącznej diagnozy dla I, II, III i IV kwartału 2007 roku. Proces prognozowania przebiegał w kilku etapach.

W pierwszej kolejności zbudowano prognozy wybranych zmiennych objaśniających na poszczególne kwartały 2007 roku. Zastosowano zasadę prognozowania wartości zmiennych występujących w formułach obliczania analizowanych wskaźników i na bazie tych prognoz wyznaczano ich wartości w przyjętym horyzoncie predykcji. Dla wszystkich prognozowanych zmiennych w spółkach z badanego sektora najlepszymi predyktorami okazały się modele trendu liniowego, trendu liniowego ze stałą sezonowością oraz modele wyrównywania wykładniczego z trendem liniowym, bądź gasnącym⁸.

Następnie tak wyznaczone prognozy zmiennych objaśniających wykorzystano w oszacowanym nominalnym i porządkowym wielomianowym modelu logitowym do budowy prognoz prawdopodobieństw zaklasyfikowania poszcze-

⁸ Zeliaś (1997), Gardner (1985).

gólnych spółek do każdej z kategorii łącznej diagnozy. Prognozy prawdopodobieństw posłużyły do wyznaczenia prognoz kategorii przyjmowanych przez łączną diagnozę dla danej spółki i danego kwartału.

Do zbadania jakości prognoz wyznaczono również diagnozy łączne na podstawie rzeczywistych realizacji zmiennych objaśniających dla badanych spółek w I, II, III i IV kwartale 2007 roku. Porównanie zgodności diagnoz rzeczywistych i prognozowanych przeprowadzono z wykorzystaniem tablic trafności prognoz (tabele 7 i 8) – analogicznych do tablic trafności klasyfikacji.

Do pomiaru jakości prognoz wykorzystano również zliczeniowy R^2 oraz jego modyfikację (tabela 9).

Tabela 7. Tablica trafności prognozowania dla modelu nominalnego

Obserwowane	Przewidywane				
	-2	-1	0	1	2
-2	0	0	0	5	0
-1	0	6	0	8	9
0	0	6	0	9	12
1	0	0	0	11	19
2	0	0	0	1	6

Źródło: obliczenia własne.

Tabela 8. Tablica trafności prognozowania dla modelu porządkowego

Obserwowane	Przewidywane				
	-2	-1	0	1	2
-2	0	0	0	5	0
-1	0	4	5	6	8
0	0	4	5	12	6
1	0	0	1	25	4
2	0	0	0	7	0

Źródło: obliczenia własne.

Wartości mierników zamieszczonych w tabeli 9 są niższe niż odpowiadające im wartości tabeli 6. Jest to spowodowane tym, że horyzont prognoz wynosił 4 kwartały, czyli był stosunkowo długi ze względu na duże nieregularności charakteryzujące zmienne objaśniające. We wcześniejszej pracy Auterek⁹, gdy horyzont prognoz wynosił 1 kwartał, otrzymano wyższe wartości zliczeniowego

⁹ Batóg, Wawrzyniak (2008).

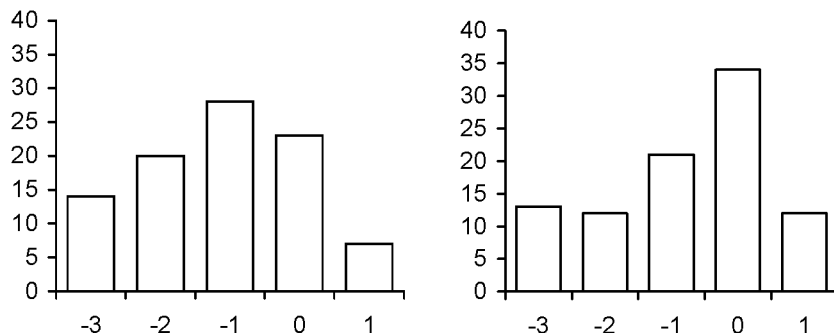
R^2 . Należy podkreślić, że wartości mierników w tabeli 9 są zdecydowanie wyższe w przypadku modelu porządkowego.

Na rys. 1 przedstawiono rozkład różnic między rzeczywistymi a prognozowanymi diagnozami wyznaczonymi na podstawie modelu logitowego nominalnego i porządkowego. Na osi odciętych zaznaczono różnice, które obliczono odejmując od kategorii rzeczywistej kategorię prognozowaną dla poszczególnych przypadków, przy czym nie wszystkie możliwe różnice wystąpiły w rzeczywistości.

Tabela 9. Zliczeniowy R^2 dla prognoz

	Model logitowy	
	nominalny	porządkowy
Zliczeniowy R^2	25,0%	37,0%
Zliczeniowy R^2 zmodyfikowany	63,0%	72,8%

Źródło: obliczenia własne.



Rys. 1. Rozkład różnic między rzeczywistymi a prognozowanymi diagnozami wyznaczonymi na podstawie modelu logitowego nominalnego (lewy wykres) i porządkowego (prawy wykres)

Źródło: obliczenia własne.

W większości przypadków wystąpiło przesunięcie w stronę kategorii wyższej, czyli otrzymane prognozy były wyższe od realizacji.

Podsumowanie

Z przeprowadzonych badań wynika, że rozszerzenie liczby kategorii dla zmiennej łączna diagnoza powoduje większą jednoznaczność sposobu jej wyznaczania. W artykule ustalono 5 kategorii dla łącznej diagnozy i zastosowano

dwa rodzaje modeli wielomianowych. Liczba kategorii może być inna w zależności od liczby zmiennych będących podstawą diagnoz cząstkowych. Nawet duża liczba zmiennych diagnostycznych nie powoduje komplikacji rachunkowych, jednak należy pamiętać, aby wybrane zmienne nie powielaly tych samych informacji. W przypadku zmiennych, które są wskaźnikami można prognozować je bezpośrednio albo poprzez wyznaczenie najpierw prognoz dla zmiennych składowych. W artykule zastosowano podejście drugie.

Pomimo niezbyt wysokich wartości zliczeniowego R^2 dla prognoz, spowodowanych nieregularnością składowych zmiennych objaśniających oraz długością horyzontu prognoz, można uznać uzyskane wyniki za obiecujące. Prognoza zaklasyfikowania danej spółki do grupy spółek ocenionych wysoko może być pomocna dla inwestora przy podejmowaniu decyzji inwestycyjnych w następnych okresach.

Literatura

1. Baltagi B.H. (Ed.), *A Companion to Theoretical Econometrics*. Blackwell Publishing, Malden, Oxford 2003.
2. Bartosiewicz S. (red.), *Estymacja modeli ekonometrycznych*. PWE, Warszawa 1990.
3. Batóg B., Wawrzyniak K., *Diagnozowanie i prognozowanie kondycji spółek giełdowych za pomocą modeli probitowych i logitowych*. Rynek Kapitałowy. Skuteczne inwestowanie. Część I. Wydawnictwo Naukowe Uniwersytetu Szczecińskiego, Szczecin 2004.
4. Batóg B., Wawrzyniak K., *Modele probitowe i logitowe jako podstawa systemu diagnoz na przykładzie sektorów Warszawskiej Giełdy Papierów Wartościowych*. Metody ilościowe w ekonomii. Zeszyty Naukowe Uniwersytetu Szczecińskiego nr 415, Prace Katedry Ekonometrii i Statystyki nr 16, Szczecin 2005.
5. Batóg B., Wawrzyniak K., *Efektywność prognoz pozytywnej diagnozy łącznej sytuacji ekonomiczno-finansowej spółek giełdowych*. Rynek Kapitałowy. Skuteczne inwestowanie. Część I. Zeszyty Naukowe Uniwersytetu Szczecińskiego nr 462, Finanse-Rynki Finansowe-Ubezpieczenia nr 6, str. 375-388. Wydawnictwo Naukowe Uniwersytetu Szczecińskiego, Szczecin 2007.
6. Batóg B., Wawrzyniak K., *Wielomianowe modele zmiennych jakościowych w diagnozie i prognozie sektorowej na giełdzie papierów wartościowych w Warszawie*,

- [w:] Dittmann P., Szandula J. [red.], Prognozowanie w zarządzaniu firmą. Akademia Ekonomiczna we Wrocławiu, Wrocław 2008.
7. Cameron A. C., Trivedi P.K., *Microeconometrics. Methods and applications*. Cambridge University Press, Cambridge 2005.
 8. Cramer J.S., *Logit Models from Economics and Other Fields*. Cambridge University Press, Cambridge 2003.
 9. Chow G.C., *Ekonometria*. Wydawnictwo Naukowe PWN, Warszawa 1990.
 10. Gardner E.S., *Exponential Smoothing: The State of the Art*. Journal of Forecasting, Vol. 4, 1-28, 1985.
 11. Gruszczyński M., *Wielomianowy model logitowy dla makrodanych*. Przegląd Statystyczny nr 1-2/1996.
 12. Gruszczyński M., *Modele i prognozy zmiennych jakościowych w finansach i bankowości*. Oficyna Wydawnicza Szkoły Głównej Handlowej, Warszawa 2001.
 13. Kleinbaum D.G., Klein M., *Logistic Regression*. Springer, New York 2002.
 14. Zeliaś A., *Teoria prognozy*. PWE, Warszawa 1997.

STRESZCZENIE

W artykule przyjęto, że zmienną zależną będzie zmienna wielomianowa, zdefiniowana na podstawie czterech diagnoz cząstkowych, przy czym zastosowano dwa podejścia do pomiaru wariantów tej zmiennej – nominalne i porządkowe. Dla tak zdefiniowanej zmiennej oszacowane zostały nominalne i porządkowe wielomianowe modele logitowe¹⁰ dla spółek giełdowych z sektora *Przemysł chemiczny* na podstawie danych kwartalnych w latach 1998-2006. Prognozy pozytywnej diagnozy łącznej wyznaczono na poszczególne kwartały 2007 roku. Prognozy te porównano z rzeczywistymi diagnozami łącznymi.

FORCASTS OF DIAGNOSES BASED ON LOGIT MODELS FOR FIRMS NOTED ON THE WARSAW STOCK EXCHANGE\

SUMMARY

In the paper the dependent variable – positive joint diagnosis – was defined on the base of the four partial diagnoses. Two approaches to the measurement of variants of

¹⁰ Zrezygnowano z modeli probitowych, gdyż wcześniejsze badania Auterek [Batóg, Wawrzyniak, 2004], [Batóg, Wawrzyniak, 2005] wykazały, że wyniki oszacowań obu typów modeli dla zmiennych jakościowych są zbliżone.

this variable were used – nominal and ordinal. Therefore two kinds of models were estimated: multinomial and ordered logit models. The models were based on data for firms from the section the Chemical industry from Warsaw Stock Exchange. Forecasts of the positive joint diagnosis were calculated for quarters of 2007 and compared with real joint diagnoses.

Translated by B. Batóg

Dr Barbara Batóg
Uniwersytet Szczeciński
batog@uoo.univ.szczecin.pl

Dr Katarzyna Wawrzyniak
Akademia Rolnicza w Szczecinie
katarzyna.wawrzyniak@e-ar.pl