

RAFAL SIEDLECKI

PROGNOZOWANIE TRUDNOŚCI FINANSOWYCH PRZEDSIĘBIORSTW Z WYKORZYSTANIEM METODY GRADIENTOWEJ*

Słowa kluczowe: prognozowanie trudności finansowych, metody taksonomiczne, finanse przedsiębiorstw

Keywords: financial distress forecasting, taxonomic methods, corporate finance

Klasyfikacja JEL: G30, G33, C530

Wprowadzenie

Prognozowanie ostrzegawcze służy głównie do generowania informacji o zagrożeniach (sygnałów ostrzegawczych) w przedsiębiorstwie, ale także o niezauważonych szansach. Może to być zatem pojedyncza informacja lub zbiór informacji, dzięki którym można z wyprzedzeniem dowiedzieć się o przyszłych zagrożeniach rozwoju firmy, czyli można powiedzieć, że celem prognozy ostrzegawczej jest sygnalizowanie „odpowiednio wcześnie” niekorzystnych zmian w wybranych obszarach działalności gospodarczej, opisanych za pomocą szeregów czasowych. Prognoza ostrzegawcza jest z natury rzeczy prognozą długookresową, której cechą charakterystyczną jest to, że nie podaje w zasadzie wartości prognozowanych zmiennych, a jedynie przestrozę przed możliwością wystąpienia niekorzystnych zmian. Prognozowanie ostrzegawcze jest prognozowaniem spadku aktywności gospodarczej podmiotu gospodarczego. W skali makroekonomicznej jest to prognoza spadku koniunktury gospodarczej. Może także dotyczyć branży czy też przedsiębiorstwa. Przedsiębiorstwa z jednej strony powinny być odbiorcami takich prognoz, zwłaszcza wtedy, gdy opracowują strategiczne cele swojej działalności. Jednocześnie, powinny wnikliwie oceniać wskaźniki gospodarcze.

W skali mikro horyzont prognozy ostrzegawczej, a więc początek niepomyślnej sytuacji firmy (NSF), to zmiana znaku drugich różnic funkcji trendu wybranych szeregów-sygnałizatorów. W prognozowaniu ostrzegawczym, tak jak i w prognozowaniu klasycznym,

* Artykuł jest częścią grantu NCN „Prognozowanie trudności finansowych z wykorzystaniem cykli koniunkturalnych”, nr VMO-011/01/B/HS4/62316.

zastosowanie mogą znaleźć różne metody i techniki emitowania sygnałów ostrzegawczych. W celu tworzenia systemu parametrów i wskaźników finansowych, które będą generować sygnały ostrzegawcze, należy przeprowadzić analizę otoczenia, dzięki czemu można znaleźć obszary zarówno szczególnie zagrożone, jak i mogące przynieść dodatkowy sukces, czego głównym wyznacznikiem jest rosnąca wartość firmy.

Tabela 1

Sygnały ostrzegawcze w przedsiębiorstwie

Sygnały finansowe	Przykładowe powody
Spadek lub wzrost wielkości przychodów ze sprzedaży poza dopuszczalne granice	Wynik utraty konkurencyjności lub złego planowania
Przekroczenie dopuszczalnego przedziału dla wartości <i>zysku ekonomicznego</i>	Spadek lub niewystarczający wzrost wartości przedsiębiorstwa, lub w przypadku wzrostu np. manipulowanie danymi finansowymi
Wysoki i wzrastający w czasie stopień zadłużenia firmy	Wynik utraty zdolności obsługi długu z działalności bieżącej. Wskazuje to na potrzebę pozyskania pieniędzy na spłatę zobowiązań i odsetek poprzez np. wyprzedaż majątku
Wysoki i wzrastający czas spływu należności	„Starzenie się” i wzrost złych długów
Zbyt wysoki poziom zapasów	Może to oznaczać zaangażowanie się firmy w działalność nie-trafioną rynkowo, złe zarządzanie, manipulacje księgowe, nie-efektywną gospodarkę materiałową. Wszystko to prowadzi do problemów z płynnością i wzrost kosztów utraconych korzyści
Opóźnienia w terminowym regulowaniu zobowiązań wobec dostawców i urzędu skarbowego	Niewłaściwe zarządzanie kapitałem obrotowym
Niska i spadająca marża zysku ze sprzedaży i zysku operacyjnego	Wzrastające koszty działalności oraz złe zarządzanie

Źródło: opracowanie własne na podstawie: A. Damodaran: *Estimating Risk Parameters*, Stern School of Business, New York 2002; J. Thieme: *Zarządzanie na trudne czasy*, raport Conference Board, Warszawa 2002.

Wyznaczenie odpowiednich parametrów finansowych do budowy sygnałów ostrzegawczych jest zadaniem bardzo ważnym i trudnym. Często wyboru dokonuje się wykorzystując metody ekonometryczne lub polegając na ocenie subiektywnej zarządzających lub ekspertów.

Sygnały ostrzegawcze wyznaczone na podstawie wybranych parametrów finansowych, przedstawione w tabeli 1, są sygnałami przykładowymi, dotyczącymi różnych działań finansów, dlatego też istotne jest znalezienie syntetycznego miernika.

Do analizy i budowy prognoz ostrzegawczych najlepszy jest jeden zagregowany wskaźnik, który nie tylko opisywałby płynność, ale także sprawność działania i rentow-

ność firmy. Od dłuższego czasu poszukuje się wskaźnika syntetycznego, który w sposób adekwatny opisywałby kondycję finansową firmy. Do wyboru takiego wskaźnika-agregatu jako pierwsze wykorzystywane były metody wielowymiarowej analizy statystycznej (najczęściej analiza dyskryminacyjna), zapoczątkowane przez W.H. Beaver (1966), E.I. Altman (1968). Skuteczność modelu i jego popularność sprawiły, że wielu badaczy zaczęło badania nad tworzeniem tego typu modeli w różnych krajach. Najpopularniejsze modele to między innymi: M. Tamariego, R.J. Tafflera, M. Bluma, S. Appetitia, R. Edminstera, E.B. Deakina czy M. Zmijewskiego¹. Innym narzędziem do prognozowania trudności finansowych są sztuczne sieci neuronowe (M. Odoma i R. Sharda²). Obecnie istnieje wiele publikacji porównujących różne modele statystyczne (liniowe, logistyczne, drzew decyzyjnych czy KNN [*k-nearest neighbor*]) z modelami sztucznych sieci neuronowych. Najważniejsze wydają się artykuły: E. Altmana, G. Marco i F. Varetto³, którzy przebadali 1 000 włoskich firm, M. Kerlinga i T. Poddinga⁴ badających spółki francuskie, J.M. Zurady, B.P. Fostera, T.J. Warda, R.M. Barkera⁵, analizujących modelami logistycznymi spółki amerykańskie czy publikacja J. Boritza i D. Kennedyego⁶, badających spółki amerykańskie metodami liniowymi i logistycznymi oraz sztucznymi sieciami neuronowymi. Ciekawe badania przedstawili V.N. Vapnik⁷, C. Chen, M. Chen, C.A. Hsieh⁸, którzy wykorzystali do selekcji danych metodę wektorową SVM (*Support Vector Machine*).

Taksonomiczna metoda gradientu

Do prognozowania ostrzegawczego i budowy wskaźnika syntetycznego interesująca wydaje się metoda gradientowa⁹, oparta na wyznaczeniu odległości taksonomicznej bada-

¹ M. Tamari: *Financial ratios as a Mean of forecasting Bankruptcy*, „Management International Review” 1966, Vol. 4; R.J. Taffarel: *Going, Going Gone – Four Factors which Predict*, „Accountancy”, March 1977; M. Blum: *Failing Company Discriminant Analysis*, „Journal of Accounting Research”, Spring 1974; S. Appetiti: *Identifying unsound firms in Italy*, „Journal of Banking and Finance” 1984, Vol. 8; R. Edminster: *An Empirical Test of Financial Ratio Analysis for Small Business Failure Prediction*, „Journal of Financial Quantitative Analysis” 1972, Vol. 7; E. Deakin: *Discriminant Analysis of Predictors of Business Failure*, „Journal of Accounting Research” 1972, Vol. 10; M. Zmijewski: *Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models*, „Journal of Accounting Research” 1984.

² M. Odom, R. Sharda: *A neural network model for bankruptcy prediction*, materiały konf., San Diego 1990.

³ E. Altman, G. Marco, F. Varetto: *Corporate distress diagnosis: Comparison using linear discriminant analysis and neural networks*, „Journal of Banking” 1994, Vol. 18.

⁴ M. Kerling, T. Podding: *Klassifikation von Unternehmen mittels KNN*, Monachium 1994.

⁵ J.M. Zurada, B.P. Foster, T.J. Ward, R.M. Barker: *Neural Networks Versus Logit Regression Models for predicting financial distress response variables*, „Journal of Applied Business Research” 1998, Vol. 15.

⁶ J. Boritz, D. Kennedy: *Effectiveness of neural network types for prediction of business failure*, „Expert System Applying” 1995, Vol. 9.

⁷ V.N. Vapnik, C. Cortes: *Support vector networks*, „Learning Machine” 1995.

⁸ C. Chen, M. Chen, C. Hsieh: *A Financial Distress Prediction System Construction based on Particles Swarm Optimization and Support Vector Machines International Conference on E-business*, „Management and Economics” 2011, Hong Kong.

⁹ U. Siedlecka, J. Siedlecki: *Optymalizacja taksonomiczna*, AE Kraków 1990.

nych obiektów, czyli odpowiednich parametrów finansowych od obiektu wzorcowego, będąca rozwiązaniem zadania z programowania matematycznego. Metoda ta z powodzeniem była wykorzystywana także w badaniu rozwoju przedsiębiorstwa¹⁰.

W metodzie gradientowej zakłada się daną macierz X danych finansowych x_{it} , które są stymulantami (nominanty i destymulanty przekształca się w stymulanty), i (wskaźnik) = 1, 2, ..., m , t (spółka) = 1, 2, ..., n , i $x_{it} \in \mathbb{R}$:

$$X = \begin{vmatrix} x_{11} & \cdots & x_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{m1} & \cdots & x_{mn} \end{vmatrix}.$$

Kolejnym krokiem jest wyznaczenie dwóch punktów (biegunów), będących wzorcami górnym i dolnym:

górnym – wzorzec rozwoju

$$P = |p_{10}, \dots, p_{m0}|,$$

dolnym

$$Q = |q_{10}, \dots, q_{m0}|,$$

gdzie

$$p_{0i} = \max_t x_{it} \quad \text{i} \quad q_{0i} = \min_t x_{it}.$$

Wektor Q-P (oś zbioru obiektów) traktujemy jako gradient funkcji kryterium programowania liniowego:

$$\Phi(t) = \begin{vmatrix} p_{10} & - & q_{10} \\ \vdots & & \vdots \\ p_{m0} & - & q_{m0} \end{vmatrix}^T \times \begin{vmatrix} x_{11} & \cdots & x_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{m1} & \cdots & x_{mn} \end{vmatrix}.$$

Funkcja $\Phi(t)$ przedstawia ortogonalny rzut na gradient funkcji. Wartości tej funkcji to uporządkowane wskaźniki syntetyczne, gdzie:

$$\varphi(t) = \sum_{i=1}^m (p_{i0} - q_{i0}) \times x_{it}.$$

W analizie danych finansowych, aby sprowadzić je do porównywalności, można zastosować metodę unitaryzacji, czyli konwersji macierzy X w Z według następującego wzoru:

$$z_{it} = \frac{x_{it} - \min(x_{it})}{\max(x_{it}) - \min(x_{it})}.$$

¹⁰ R. Siedlecki: *Forecasting Company financial distress based on gradient measurement of development*, prezentacja ISI, Paryż 2013.

W takim przypadku dolny i górny biegun oraz $\varphi(t)$ przybierają następującą postać:

$$P = |1, \dots, 1|, Q = |0, \dots, 0|$$

oraz

$$\varphi(t) = \sum_{i=1}^m z_{it}.$$

Dzięki takiemu przekształceniu można wyznaczyć miarę μ_t , która będzie przyjmowała wartości z przedziału (0, 1):

$$\mu_t = \frac{\varphi(t)}{m}.$$

Innym sposobem sprowadzenia danych do porównywalności jest np. standaryzacja. W tym przypadku przekształcenie i miarę μ_t można wyznaczyć następująco:

$$\mu_t = 1 - \frac{\varphi(t)}{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \varphi(t) + 2 \left[\frac{1}{n-1} \sum_{t=1}^n (\varphi(t) - \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \varphi(t))^2 \right]^{0,5}}.$$

Prognozowanie upadłości z wykorzystaniem metody gradientu dla polskich przedsiębiorstw

W artykule, do prezentacji wstępnych badań i koncepcji prognozowania upadłości przedsiębiorstw założono horyzont czasowy dwuletni. W analizie wykorzystano roczne wartości wybranych wskaźników dla polskich przedsiębiorstw:

- 52 firm na 2 lata przed bankructwem (31 do wyznaczenia modelu i 25 do przetestowania modelu),
- 93 największych spółek giełdowych, wybranych na podstawie wielkości przychodów ze sprzedaży, wartości rynkowej (EV) oraz czasu istnienia, czyli będących w fazie stabilnego rozwoju z 2010 roku¹¹.

Pierwszym krokiem przy budowie modelu był wybór wskaźników finansowych. Do analizy wybrano 6 wskaźników z 15¹², na podstawie (patrz tab. 2 i 3):

- metody eksperckiej (mierzalność, dostępność, wiarygodność, ekonomiczność, interpretowalność, rodzaje cech),
- analizy istotności średnich wartości między 31 firmami, które zbankrutowały i 93 wybranymi spółkami giełdowymi,
- korelacji,
- metody wypukłości dystrybuanty ¹³ \mathcal{G}_j (dla $\mathcal{G}_j < 0,5$).

¹¹ Patrz R. Siedlecki: *Teorie struktury kapitału a cykl życia przedsiębiorstwa*, UE, Wrocław 2012.

¹² Wybór wskaźników został dokonany na podstawie badań własnych i studiów literaturowych.

¹³ U. Siedlecka, J. Siedlecki: *op.cit.*

Tabela 2

Wskaźniki wybrane modelu prognozowania upadłości

Wyszczególnienie	Średnia	Średnia bankrut	t	p	N ważnych dla bankrutów	g_j
Marża zysku netto	0,072606	-0,611413	4,468445	0,000016	31	0,483871
Stopa zwrotu z aktywów	0,061309	-0,195245	10,29841	0,000000	31	0,354839
Rotacja należności	68,225600	94,429870	-1,98564	0,049027	31	0,419355
Rotacja zobowiązań krótkoterminowych	49,497450	272,2330	-8,24337	0,000000	30	0,161290
Rotacja aktywów	130,343900	1592,148	-5,60295	0,000000	31	0,193548
Stopa zadłużenia	0,496597	1,103091	-8,12586	0,000000	30	0,258065

Źródło: opracowanie własne.

Tabela 3

Macierz korelacji wybranych wskaźników

Wyszczególnienie	Marża zysku netto	Stopa zwrotu z aktywów	Rotacja należności	Rotacja zobowiązań	Rotacja aktywów	Stopa zadłużenia
Marża zysku netto	1					
Stopa zwrotu z aktywów	0,125758	1				
Rotacja należności	0,408457	-0,44288	1			
Rotacja zobowiązań	0,653805	0,019583	0,105663	1		
Rotacja aktywów	0,477985	-0,39412	0,635123	0,306615	1	
Stopa zadłużenia	0,332544	0,625747	-0,09056	0,073441	0,045822	1

Źródło: opracowanie własne.

Kolejnym krokiem omawianej koncepcji było przekształcenie danych w stymulanty, według następujących wzorów:

- dla nominant: $x_{it} = -|x_{it} - \text{mediana}(x_i)|$,
- dla destymulant: $x_{it} = -x_{it}$,

a następnie wyznaczenie wartości minimalnych i maksymalnych (patrz tab. 4) oraz miary μ_i , na podstawie danych zunitaryzowanych dla 31 spółek. W tym kroku przy obliczeniach wyeliminowano 5 spółek, które miały odstające wartości wskaźników. Maksymalna wartość μ_i wynosiła 0,889167, natomiast minimalna 0,00198.

Tabela 4

Wartości minimum i maksimum badanych zunitaryzowanych wskaźników

	Marża zysku netto	Stopa zwrotu z aktywów	Rotacja należności	Rotacja zobowiązań	Rotacja aktywów	Stopa zadłużenia
MAX	-0,01925	0,02138	-37,4	-31,063	-123,1	-0,77153
MIN	-1,04348	-0,61752	-462,541	-987,6	-11452,9	-2,00638

Źródło: opracowanie własne.

Ostatnim etapem było wyznaczenie prognoz ostrzegawczych dla 118 spółek (25 bankrutów i 93 dużych spółek giełdowych), wybranych do przetestowania skuteczności omawianej metody. W tym celu wyznaczono wskaźnik syntetyczny α_t , który byłby łatwy w interpretacji (czyli np. $\alpha_t > 1$ brak sygnału ostrzegawczego), przeprowadzając normalizację danych według następującego wzoru:

$$r_{it} = \frac{x_{it} - \min \text{bankrut} (x_{it})}{\max \text{bankrut} (x_{it}) - \min \text{bankrut} (x_{it})}.$$

W tym przypadku wartość wskaźnika α_t można wyznaczyć następująco:

$$\alpha_t = \frac{\varphi(t)}{m},$$

gdzie:

$$\varphi(t) = \sum_{i=1}^m r_{it}.$$

Na podstawie minimum i maksimum miary μ_t wyznaczonych powyżej, można wyznaczyć następującą interpretację wskaźnika α_t :

$\alpha_t < 0,9$, silny sygnał ostrzegawczy – wysokie prawdopodobieństwo kryzysu,

$0,9 < \alpha_t < 1$, sygnał ostrzegawczy – średnie ryzyko bankructwa,

$\alpha_t > 1$, brak wyraźnego sygnału ostrzegawczego – strefa bezpieczeństwa.

Wyniki prognoz dla wybranych 118 firm na dwa lata przed bankructwem przedstawiono w tabelach 5 i 6. Jak wynika z badań, w przypadku spółek, które zbankrutowały, silny sygnał ostrzegawczy na dwa lata przed bankructwem był dla 23 z 25 firm. Jedna miała średni sygnał ostrzegawczy, natomiast tylko dla jednej spółki sygnał był fałszywy.

Tabela 5

Wskaźnik α_t dla spółek bankrutujących na dwa lata przed bankrutwem

	Nazwa firmy	α_t
1.	CS CARGO POLSKA SA	-3,91312
2.	SPOMASZ FABRYKA APARATURY MLECZARSKIEJ	-0,24331
3.	PZO INVESTMENT SP. Z O.O. W LIKWIDACJI	0,469656
4.	EUROFOOD ZAKŁAD PRZETWÓRSTWA MIĘSNEGO SP. Z O.O. W LIKWIDACJI	0,510543
5.	ODZIEŻOWA SPÓŁDZIELNIA PRACY IM MARII KONOPNICKIEJ W LIKWIDACJI	0,586137
6.	TRANSGÓR SP. Z O.O. PRZEDSIĘBIORSTWO SPEDYCYJNO-TRANSPORTOWE W UPADŁOŚCI LIKWIDACYJNEJ	0,632646
7.	KSC SP. Z O.O. W LIKWIDACJI	0,639124
8.	SAMODZIELNY PUBLICZNY ZESPÓŁ ZAKŁADÓW OPIEKI ZDROWOTNEJ WARSZAWA ŚRÓDMIEŚCIE	0,64436
9.	EUROPOWER SP. Z O.O. W LIKWIDACJI	0,661455
10.	TIIMARI POLSKA SP. Z O.O. W UPADŁOŚCI LIKWIDACYJNEJ	0,679766
11.	REINERT LOGISTIC POLSKA SP. Z O.O. W LIKWIDACJI	0,695414
12.	BWG PROBER SP. Z O.O. PPH W LIKWIDACJI	0,726372
13.	MSC AUTO SP. Z O.O.	0,757869
14.	STAR-CAST SP. Z O.O. ZAKŁAD ODLEWNICZY	0,76216
15.	FOLART SP. Z O.O. PRZEDSIĘBIORSTWO POLIGRAFICZNE W KOTŁOWIE W UPADŁOŚCI LIKWIDACYJNEJ	0,793463
16.	ESKAL SP. Z O.O. W UPADŁOŚCI LIKWIDACYJNEJ	0,820347
17.	KAMITEC SA W UPADŁOŚCI LIKWIDACYJNEJ	0,826845
18.	CALISIA SP. Z O.O.	0,827921
19.	DROMA SJ	0,831701
20.	PRZEDSIĘBIORSTWO KOMUNIKACJI SAMOCHODOWEJ W ŻYRARDOWIE SA W LIKWIDACJI	0,843066
21.	ZAKŁAD ELEKTRO-AUTOOMATYKI ZELA SZOPIENICE SP. Z O.O. W LIKWIDACJI	0,846516
22.	JOLEXIS SP. Z O.O.	0,862322
23.	NIEMIECKI INSTYTUT JĘZYKÓW I GOSPODARKI – DISW SP. Z O.O. W LIKWIDACJI	0,883897
24.	WP ENERGIA SP. Z O.O. W LIKWIDACJI	0,947567
25.	GRUDNIK-POZNAŃ SP. Z O.O. W LIKWIDACJI	1,072642

Źródło: opracowanie własne.

Tabela 6

Wskaźnik α_t dla wybranych dużych spółek giełdowych za 2010 rok na dwa lata przed bankrutwem

	Nazwa firmy	α_t
1	2	3
1.	ZAKŁADY MIĘSNE HENRYK KANIA SA	1,172687
2.	KGHM POLSKA MIEDŹ SA	1,154286
3.	ORZEŁ BIAŁY SA	1,113953
4.	LENTEX SA	1,109079

1	2	3
80.	ERG SA	0,987812
81.	PFLEIDERER GRAJEWO SA	0,987743
82.	POLIMEX - MOSTOSTAL SA	0,984184
83.	STALEXPORT AUTOSTRADY SA	0,979505
84.	ENERGOINSTAL SA	0,973492
85.	ENERGOMONTAŻ POŁUDNIE SA	0,970526
86.	AWBUD SA	0,965733
87.	FABRYKA OBRABIAREK RAFAMET SA	0,960565
88.	HYDROBUDOWA POLSKA SA	0,924353
89.	MEWA SA	0,917544
90.	MEDIACAP SA	0,905968
91.	MAKRUM SA	0,861471
92.	ELKOP SA	0,834339
93.	BYTOM SA	0,746597

Źródło: opracowanie własne.

Wśród dużych spółek giełdowych fałszywy sygnał był w 3 przypadkach, a słaby sygnał był wśród 10 firm. Jak wynika z przeprowadzonej analizy, można stwierdzić dobrą skuteczność prezentowanej metody, która wydaje się być narzędziem prostszym od analizy dyskryminacyjnej czy sieci neuronowych.

Podsumowanie

Zgodnie z analizą przedstawioną w artykule, okazało się, że prognozy ostrzegawcze na podstawie zaproponowanej metody z odpowiednim wyprzedzeniem informowały o nadchodzących zagrożeniach finansowych, z dobrą skutecznością z dwuletnim wyprzedzeniem, zakładając oczywiście, że badana próba była reprezentatywna. Zastosowanie metody gradientowej wydaje się więc bardzo dobrym narzędziem do prognozowania ostrzegawczego oraz grupowania i rangowania przedsiębiorstw. Wyniki zaprezentowane w artykule są początkiem badań nad opisaną koncepcją, które powinny być poszerzone o większą próbę spółek i liczbę wskaźników uwzględniających także wartości rynkowe, a nie tylko księgowo. Warto także sprawdzić skuteczność na rok i trzy lata przed bankructwem.

Literatura

- Argenti J.: *Corporate collapse, the causes and symptoms*, Mc Grow-Hill, London 1976.
- Barczak A.: *Podstawy ekonometrii*, PWE, Warszawa 2003.
- Bartosiewicz S., Nowak E.: *Ekonometria*, AE, Wrocław 1981.
- Blum M.: *Failing Company Discriminant Analysis*, „Journal of Accounting Research”, Spring 1974.
- Appetiti S.: *Identifying unsound firms in Italy*, „Journal of Banking and Finance” 1984, Vol. 8.

- Boritz J., Kennedy D.: *Effectiveness of neural network types for prediction of business failure*, „Expert System Applying” 1995, Vol. 9.
- Damodaran A.: *Estimating Risk Parameters*, Stern School of Business, New York 2002.
- Grodinsky J.: *Investments*, część II, The Roland Press, New York 1953.
- Grzegorzczak W.: *Decyzje finansowe przedsiębiorstw w cyklu życia produktu*, Zeszyty Naukowe AE, Wrocław 2003.
- Odom M., Sharda R.: *A neural network model for bankruptcy prediction*, materiały konf., San Diego 1990.
- Altman E., Marco G., Varetto F.: *Corporate distress diagnosis: Comparison using linear discriminant analysis and neural networks*, „Journal of Banking” 1994, Vol. 18.
- Pluta W.: *Strategiczne zarządzanie finansami*, „Ekspert” 1998.
- Rink D., Swan J.: *Product life cycle research: A Literature review*, „Journal of Business Research” 1979, Vol. 40.
- Rutkowska J.: *Wykorzystanie szeregów czasowych miernika syntetycznego we wczesnym rozpoznaniu zagrożenia kryzysem*, materiały konferencyjne, Katowice 2002.
- Siedlecka U.: *Prognozowanie ostrzegawcze w gospodarce*, PWE, Warszawa 1996.
- Siedlecki R.: *Finansowe sygnały ostrzegawcze w cyklu życia przedsiębiorstwa*, C.H. Beck, Warszawa 2005.
- Siedlecki R.: *Forecasting Company financial distress based on gradient measurement of development*, prezentacja ISI, Paryż 2013.
- Siedlecki R.: *Teorie struktury kapitału a cykl życia przedsiębiorstwa*, UE, Wrocław 2012.
- Taffarel R.J.: *Going, Going Gone – Four Factors which Predict*, „Accountancy”, March 1977.
- Tamari M.: *Financial ratios as a Mean of forecasting Bankruptcy*, „Management International Review” 1966, Vol. 4.
- Theil H.: *Zasady ekonometrii*, PWE, Warszawa 1979.
- Zeliaś A.: *Teoria prognozy*, PWE, 1980.
- Zmijewski M.: *Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models*, „Journal of Accounting Research” 1984.
- Zurada J.M., Foster B.P., Ward T.J., Barker R.M.: *Neural Networks Versus Logit Regression Models for predicting financial distress response variables*, „Journal of Applied Business Research” 1998, Vol. 15.

dr Rafał Siedlecki
Uniwersytet Ekonomiczny we Wrocławiu

Streszczenie

Celem prognozy ostrzegawczej jest sygnalizowanie „odpowiednio wczesne” niekorzystnych zmian w wybranych obszarach działalności gospodarczej, opisanych za pomocą szeregów czasowych. Do tworzenia prognoz ostrzegawczych w przedsiębiorstwie wykorzystuje się różnego rodzaju modele, które można podzielić na modele oparte na klasycznych wskaźnikach finansowych (np. modele dyskryminacyjne Altmana), modele wykorzystujące rynek kapitałowy (model opcyjny EDF) oraz modele eksperckie (modele punktowe). Większość z tych metod jest jednak bardziej przydatna dla otoczenia zewnętrznego niż dla zarządzających. W referacie przedstawiono wykorzystanie metody gradientowej, która wydaje się być ciekawą i skuteczną propozycją do prognozowania trudności finansowych oraz cyklu rozwoju przedsiębiorstwa.

FORECASTING COMPANY'S FINANCIAL DISTRESS USING GRADIENT METHOD

Summary

The aim of warning forecast is to signal, “early enough”, unfavorable changes in selected business activity areas, described by time series. Warning forecast is, by nature, a long-term forecast; its characteristic feature is the fact that it does not give values of forecasted variables but only warning against the possibility of unfavorable changes occurrence. The article presents the use of gradient method, which seems to be an interesting and effective proposition for forecasting financial difficulties.

