

Józef Pocięcha

Uniwersytet Ekonomiczny w Krakowie

METODOLOGICZNE PROBLEMY PROGNOZOWANIA BANKRUCTWA

Streszczenie: W pracy przedstawiono klasyfikację modeli predykcji bankructwa, a następnie dokonano przeglądu bardziej znanych modeli, tj. w postaci liniowej funkcji dyskryminacyjnej, modelu logitowego i sieci neuronowej. W dalszej części przedstawiono wyniki porównań zdolności do poprawnej klasyfikacji oraz zdolności prognostyczne wybranych modeli prognozowania bankructwa. Przeprowadzono również dyskusję nad źródłami i charakterem błędów w prognozowaniu bankructwa. W końcowej części pracy przedstawiono poglądy Davida J. Handa dotyczące metodologicznych problemów zastosowań procedur klasyfikacji danych w naukach ekonomiczno-społecznych.

1. Klasyfikacja modeli predykcji bankructwa

Bankructwo w gospodarce rynkowej jest narzędziem oczyszczania się gospodarki przez eliminację firm nieefektywnych ekonomicznie lub nieznajdujących swojego miejsca na rynku. Możliwość jego prognozowania pozwala na ewentualne podjęcie działań naprawczych, które nie dopuszczą do zrealizowania się tego negatywnego dla firmy scenariusza. Wygodnym narzędziem oszacowania prawdopodobieństwa bankructwa jest zbudowanie modelu predykcji bankructwa firmy. Zdecydowaną większość procedur i modeli prognozowania bankructwa można zaliczyć do szeroko rozumianych metod klasyfikacji danych [Pocięcha 2006].

W teorii i praktyce prognozowania bankructwa sformułowano wiele typów modeli predykcji bankructwa. Ich wyczerpującą klasyfikację przedstawił McKee [2000]. Wymienia on następujące typy procedur i modeli: jednowymiarowe modele wskaźnikowe, wielowymiarową analizę dyskryminacyjną, modele regresji liniowej, modele logitowe i probitowe, drzewa decyzyjne, modele hazardu, systemy eksperckie, programowanie matematyczne, sieci neuronowe, zastosowania teorii zbiorów rozmytych i zbiorów przybliżonych.

Spośród nich najstarsze są jednowymiarowe modele wskaźnikowe, wywodzące się bezpośrednio z analizy finansowej. Z kolei najbardziej popularnym narzędziem prognozowania bankructwa są modele wielowymiarowej analizy dyskryminacyjnej. Prawie dorównują im popularnością modele logitowe. A współczesnymi metodami nieparametrycznymi są modele sztucznych sieci neuronowych.

2. Podstawowe metody prognozowania bankructwa

Klasycznym podejściem do oceny prawdopodobieństwa bankructwa firmy jest wykonanie wskaźnikowej analizy jej sprawozdania finansowego. Niektóre ze wskaźników finansowych mogą być wykorzystane jako predyktory ryzyka bankructwa firmy. Jako kryterium klasyfikacji przyjmuje się wtedy wartości progowe wybranego wskaźnika. Pierwszym, który zbudował jednowymiarowy model wskaźnikowy jako narzędzie prognozowania bankructwa, był Beaver [1966]. Uznał on, że wskaźnik przepływów pieniężnych jest najlepszym predyktorem ryzyka bankructwa.

Naturalnym wzbogaceniem stosowanej metodologii badawczej było przejście od analizy jednowymiarowej do analizy wielowymiarowej. Jednym z klasycznych narzędzi wielowymiarowej analizy danych są metody dyskryminacyjne. Pierwszym, który wykorzystał liniową funkcję dyskryminacyjną Fishera dla celów prognozowania bankructwa na podstawie wskaźników finansowych, był Altman [1968]. Po przekształceniach gospodarki polskiej na początku lat 90. oraz pojawieniu się w związku z tym zjawiska bankructwa firm w literaturze polskiej pojawiło się wiele modeli dyskryminacyjnych prognozowania bankructwa. Ważniejsze z nich zostały przedstawione w pracach: Mączyńskiej [1994], Gajdka i Stosa [1996], Hadasika [1998], Hołdy [2001; 2006].

Kolejnym narzędziem, dość powszechnie wykorzystywanym do prognozowania bankructwa, są modele logitowe i probitowe. Pierwszym, który zastosował model logitowy do prognozowania bankructwa, był Ohlson [1980]. Pierwszym zaś, który zaproponował model probitowy (*X-score*) do prognozowania bankructwa, był Zmijewski [1984]. W literaturze polskiej pierwszą pracą dotyczącą wykorzystania modelu logitowego dla prognozowania bankructwa polskich firm była praca Strąka i Stępnia [2000]. Obszerne badania dotyczące zagrożenia finansowego przedsiębiorstw polskich, wykorzystując dwumianowe modele logitowe, przedstawił w swoich pracach Gruszczynski [2001; 2003]. Wiele modeli logitowych upadłości w gospodarce polskiej oraz problemy metodologiczne ich szacowania omówił Wędzki [2005].

Sieci neuronowe jako narzędzie prognozowania bankructwa były wykorzystywane od lat 90. Jako jedną z pierwszych prac należy wymienić: [Bell, Ribar, Verchio 1990] oraz [Odom, Sharda 1990]. Jako pierwszy w Polsce propozycję zastosowania sieci neuronowych jako metody prognozowania bankructwa przedstawił Michaluk [2000] w swojej niepublikowanej pracy doktorskiej. Nowsze prace z tego zakresu to: [Prusak 2005] oraz [Korol, Prusak 2005].

3. Porównanie sprawności modeli prognozowania bankructwa

Wobec wielu możliwości zastosowania ilościowych metod predykcji bankructwa powstaje problem, które metody zastosować i jaka jest ich sprawność prognostyczna. Jako kryterium sprawności prognostycznej metod wymienionych w po-

przednim punkcie można przyjąć następujące miary zdolności do poprawnej klasyfikacji:

1. Sprawność I rodzaju (SP I) – czyli udział (procent) firm, które zbankrutowały, prawidłowo zakwalifikowanych przez model do zbioru bankrutów.
2. Błąd I rodzaju (B I) – procent firm bankrutów, które zostały nieprawidłowo zakwalifikowane do zbioru firm kontynuujących działalność.
3. Sprawność II rodzaju (SP II) – procent firm kontynuujących swoją działalność (niebankrutów), prawidłowo rozpoznanych przez model.
4. Błąd II rodzaju (B II) – procent firm, które kontynuują działalność, nieprawidłowo zakwalifikowanych do zbioru bankrutów.
5. Sprawność ogólna (SP) – procent prawidłowo zaklasyfikowanych firm.
6. Błąd ogólny (B) – procent nieprawidłowo zaklasyfikowanych firm.

W tabeli 1 przedstawiono wyniki badania zdolności do poprawnej klasyfikacji na zbiorze uczącym w postaci macierzy sprawności klasyfikacji, podane przez autorów wybranych modeli prognozowania bankructwa.

Tabela 1. Macierz sprawności klasyfikacji (w %)

Model*	SP I	B I	SP II	B II	SP	B
Gajdka i Stos [1996] (D)	93,3	6,7	76,0	24,0	78,6	21,4
Hadasik [1998] (D)	95,4	4,6	90,9	9,1	93,2	6,8
Hołda [2006] (D)	87,8	12,2	91,9	8,1	89,9	10,1
Pocięcha [2007] (D)	93,3	6,7	91,7	8,3	92,5	7,5
Hołda [2006] (L)	89,2	10,8	94,6	5,4	91,9	8,1
Wędzki [2005] (L)	90,3	9,7	87,0	13,0	89,0	11,0
Hołda [2006] (S)	91,9	8,1	95,9	4,1	93,9	6,1
Korol i Prusak [2005] (S)	97,4	2,6	94,9	5,1	96,2	3,8

*Symbol (D) oznacza model dyskryminacyjny, (L) – logitowy, (S) – sieci neuronowe.

Źródło: prace autorów wymienionych w pierwszej kolumnie tabeli.

Przy losowaniu prób z populacji bankrutów i niebankrutów dzieli się je zazwyczaj na dwie części: jedna to zbiór uczący, na podstawie którego konstruuje się model i szacuje jego parametry, a drugą traktuje się jako zbiór testowy, na podstawie którego bada się zdolność prognostyczną modelu. Wielu autorów podaje zarówno zdolności do poprawnej klasyfikacji na zbiorze uczącym, jak i zdolności prognostyczne na zbiorze testowym. Istotne jednak jest, aby model możliwie trafnie prognozował przynależność do grupy bankrutów lub niebankrutów obiektu wielowymiarowego (firmy) spoza zbioru uczącego lub testowego, gdyż dopiero wtedy można ocenić praktyczną sprawność modelu predykcji bankructwa.

Z tego też powodu zebrano dane dotyczące obiektów nienależących do populacji, dla której szacowano (uczono) modele predykcji bankructwa. Wyniki testo-

wania sprawności klasyfikacji wybranych polskich modeli prognostycznych, na rok przed upadłością, na zbiorze 31 przedsiębiorstw dla danych finansowych z lat 2002-2007 przedstawione zostały w tab. 2.

Tabela 2. Testowanie sprawności klasyfikacji (w %) na rok przed upadłością

Model	SP I	B I	SP II	B II	SP	B
Mączyńska [1994] (D)	78,6	21,4	88,4	17,6	80,6	19,4
Hadasik [1998] (D)	71,4	28,6	41,2	58,8	93,1	6,9
Hołda [2006] (D)	71,4	28,6	88,2	11,8	80,6	19,4
Hamrol i in. [2004] (D)	71,4	28,6	76,5	23,5	74,2	25,8
Prusak [2005] (D)	92,9	7,1	52,9	47,1	71,0	29,0
Wędzki [2005] (L)	85,7	14,3	70,6	29,4	77,4	22,6
Gruszczyński [2003] (L)	100,0	0,0	17,6	82,4	54,8	45,2
Hołda [2006] (L)	50,0	50,0	88,2	11,8	71,0	29,0

Źródło: Praca magisterska E. Pytel [2009].

Jak wynika z danych przedstawionych w tab. 1 i 2, nie można jednoznacznie stwierdzić, jaki rodzaj modeli prognostycznych daje najlepsze rezultaty. Pewni autorzy preferują sieci neuronowe, twierdząc, że są one najbardziej elastyczne i mają najwyższą zdolność do poprawnej klasyfikacji. Są jednak również dowody na to, że klasyczna liniowa funkcja dyskryminacyjna może dawać lepsze rezultaty niż zbyt skomplikowana sieć neuronowa. Reasumując, można stwierdzić, że precyzja prognozy bankructwa nie zależy od typu modelu prognostycznego.

4. Źródła błędów w prognozowaniu bankructwa

Wobec braku rozstrzygnięć, jakiego typu modele są najodpowiedniejsze dla celów prognozowania bankructwa, należy sobie postawić dwa fundamentalne pytania.

Po pierwsze, jaka jest wiarygodność prognozy bankructwa dla konkretnej firmy?

W sensie statystycznym na pierwsze pytanie odpowiada błąd prognozy. Czy jednak klasyczne założenia dotyczące definiowania i liczenia średniego błędu prognozy są spełnione? Czy jeśli na zbiorze uczącym sprawność I lub II rodzaju wynosi np. 90%, to prawdopodobieństwo realizacji postawionej prognozy (wiarygodność) można określić jako 0,9? To prowadzi do sformułowania drugiego z pytań. Jaki jest charakter błędów popełnianych w procesie prognozowania bankructwa?

Wobec tego należy zapytać o źródła błędów w prognozowaniu bankructwa. Jednym z nich jest wartościowy charakter wskaźników finansowych. Weźmy na przykład rentowność majątku (ROA), która jest stosunkiem zysku netto do wartości majątku. Rentowność jest różnicą pomiędzy efektami a nakładami. Nakłady mierzy się kosztami, a koszty kalkuluje się, stosując pewne procedury rachunku

kosztów. Podobnie wartość majątku zależy od sposobu liczenia amortyzacji, gdzie też mamy możliwości stosowania różnych rozwiązań. Oczywiście istnieją krajowe i międzynarodowe standardy rachunkowości, ale daleko jeszcze do ujednoczenia sposobu pomiaru wielkości finansowych, szczególnie w skali międzynarodowej. Precyzja pomiaru wskaźników finansowych jako zmiennych klasyfikujących do zbioru bankrutów lub niebankrutów nie jest więc zbyt wysoka.

Drugie możliwe źródło błędów to metoda doboru prób. W klasycznym ujęciu próby z badanych populacji są wybierane drogą losową, a ponieważ populacje przedsiębiorstw nie są na ogół zbyt liczne, wymagałoby to losowania niezależnego. W praktyce doboru prób nie przeprowadza się żadnego losowania. Z rejestru sądowego przedsiębiorstw upadłych bierze się na ogół wszystkie firmy upadłe w badanym okresie, czyli nie mamy do czynienia z próbą, a z populacją generalną. Do niej nielosową metodą parowania dobiera się przedsiębiorstwa dobrze funkcjonujące o podobnych parametrach co przedsiębiorstwa upadłe. Nie można więc mówić o doborze losowym w sensie klasycznym, a więc także o błędzie próbkowania. Testowany błąd klasyfikacji nie wynika z tego, że operujemy próbkami losowymi.

Kolejnym źródłem błędów jest niestabilny charakter badanych populacji. Populacje bankrutów i przedsiębiorstw dobrze funkcjonujących w sytuacji koniunktury gospodarczej nie są identyczne z tymi populacjami w okresie kryzysu gospodarczego. Błąd prognozy może więc zależeć od tego, że model zbudowany został dla danych z okresu koniunktury, a prognoza budowana jest dla firmy w okresie recesji.

Istotnym elementem błędów w prognozowaniu bankructwa jest tzw. bankructwo z przyczyn strategicznych. Zarządcy lub właściciele firmy dobrze prosperującej mogą celowo doprowadzić firmę do bankructwa, wyprowadzając nieco wcześniej jej aktywa np. do „rajów podatkowych”. Żaden model predykcji bankructwa nie uwzględnia celowego działania zarządców firm w kierunku celowego doprowadzenia do bankructwa.

Na koniec należy zapytać, czy stosowane ilościowe metody prognozowania bankructwa są adekwatne do praktyki gospodarczej. Innymi słowy, czy źródła błędów prognozy nie leżą również po stronie stosowanych metod predykcji bankructwa?

5. Metodologiczne problemy zastosowań procedur klasyfikacji danych w naukach ekonomiczno-społecznych

Aby zarysować odpowiedź na te ostatnie pytania, odwołam się do poglądów Davida J. Handa, profesora statystyki na Wydziale Matematyki w Imperial College London, kierownika Sekcji Statystyki na tym wydziale, obecnie prezesa Royal Statistical Society. W 2004 r. opublikował on pracę: *Measurement Theory and*

Practice: The World Through Quantification, w której zawarł węzłowe problemy pomiaru badanej rzeczywistości przyrodniczej, psychologicznej, społecznej i ekonomicznej. Główne nurty jego rozważań to:

- Zwrócenie uwagi na kluczową rolę pomiaru badanej rzeczywistości. Pisze on: *measurement is what distinguishes the civilized from uncivilized*, czyli „mierzenie otaczającej nas rzeczywistości warunkuje tworzenie cywilizacji”.
- Podkreśla kreatywną rolę pomiaru, gdyż pomiar nie tylko kwantyfikuje rzeczywistość, ale także ją tworzy. Przykładem może być mierzenie poziomu rozwoju gospodarczego za pomocą produktu krajowego brutto. PKB jest narzędziem pomiarowym zbudowanym na bazie teorii ekonomicznych, czyli jest konstruktem abstrakcyjnym, służącym do porównywania poziomu rozwoju gospodarczego. Wynik takich porównań nie jest bezpośrednio obserwowalnym faktem empirycznym, lecz rezultatem przyjętych założeń przy budowie tego narzędzia pomiarowego.
- Zwraca uwagę na specyficzną naturę pomiaru w ekonomii i naukach społecznych, wyrażającą się w kreatywnej na ogół naturze tego pomiaru.
- Na koniec rozważa granice zasadności „manipulacji statystycznej” przy pomiarze. Statystycy stosują wiele technik przekształcania wyników pierwotnego pomiaru w celu otrzymania „dobrych modeli” badanej rzeczywistości. Niekiedy dane empiryczne nagina się do proponowanego modelu, zamiast poszukiwania modelu najlepiej opisującego badaną rzeczywistość.

Kolejnymi pracami Davida Handa, zwracającymi uwagę na problemy zastosowań metod ilościowych w badaniach społeczno-ekonomicznych, są: *Academic Obsessions and Classification Realities: Ignoring Practicalities in Supervised Classification* z 2004 r. oraz *Classifier Technology and the Illusion of Progress* z 2006 r. W pracach tych zwraca uwagę, że:

- Obiektywnie istnieje problem nieokreśloności, w tym nieokreśloności klasyfikacji.
- Istnieją granice możliwej do podwyższenia zdolności do poprawnej klasyfikacji. Przy klasycznej klasyfikacji rozłącznej i zupełnej zawsze będą wątpliwości co do poprawności klasyfikacji pewnych obiektów.
- Nie są spełnione założenia dotyczące losowości pobieranych prób oraz identyczności rozkładów w populacjach, z których pobiera się próby z rozkładami, dla których budujemy prognozy.
- Praktyka wskazuje na przewagę stosunkowo prostych metod klasyfikacji i prognozowania.

Uwagi te w pełni odnoszą się do problemów prognozowania bankructwa.

Reasumując, należy wyrazić pogląd, że w procesie prognozowania bankructwa równoprawne jest stosowanie różnych modeli prognostycznych. Otrzymanie w konkretnym badaniu wyników nieco lepszych (np. zdolności do poprawnej klasyfikacji lepszej o 2% niż w innym badaniu) jest iluzoryczne, gdyż możliwy błąd pomiaru zmiennych, będących wskaźnikami finansowymi, może być wyraźnie więk-

szy. W procesie prognozowania bankructwa należy zwracać większą uwagę na możliwie precyzyjny i jednolity pomiar zmiennych klasyfikujących, będących wskaźnikami finansowymi, niż na poszukiwanie nowych modeli i metod prognozy stycznych.

Literatura

- Altman E.I., *Financial ratios, discriminant analysis and prediction of corporate bankruptcy*, „The Journal of Finance” 1968 vol. 23, September.
- Beaver W., *Financial ratios as predictors of failure*, „Journal of Accounting Research” 1966 no 4, Supplement.
- Bell T.B., Ribar G.S., Verchio J., *Neural Nets Versus logistic Regression*, [w:] *A Comparison of Each Model's Ability to Predict Commercial Bank Failures*, R.P. Srivastava (red.), „Proceedings of the 1990 Deloitte and Touche/University of Kansas Symposium of Auditing Problems” 1990.
- Gajdka J., Stos D., *Wykorzystanie analizy dyskryminacyjnej w ocenie kondycji finansowej przedsiębiorstw, Restrukturyzacja w procesie przekształceń i rozwoju przedsiębiorstw*, red. R. Borowiecki, AE, Kraków 1996, s. 56-65.
- Gruszczyński M., *Modele i prognozy zmiennych jakościowych w finansach i bankowości*, „Monografie i Opracowania” nr 490, SHH, Warszawa 2001.
- Gruszczyński M., *Modele mikroekonometrii w analizie i prognozowaniu zagrożenia finansowego przedsiębiorstw*, „Working Papers” no 34, Instytut Nauk Ekonomicznych PAN, Warszawa 2003.
- Hadasik D., *Upadłość przedsiębiorstw w Polsce i metody jej prognozowania*, „Zeszyty Naukowe AE w Poznaniu”, Poznań 1998, seria II, z. 153.
- Hamrol M., Czajka B., Piechocki M., *Upadłość przedsiębiorstwa – model analizy dyskryminacyjnej*, „Przegląd Organizacji” 2004 nr 6.
- Hand D.J., *Classifier technology and the illusion of progress*, „Statistical Science” 2006, vol. 21, no 1.
- Hand D.J., *Measurement Theory and Practice: The World Through Quantification*, Arnold, London, 2004.
- Hand D.J., *Academic Obsessions and Classification Realities: Ignoring Practicalities in Supervised Classification*, [w:] *Classification, Clustering, and Data Mining Applications*, D. Banks, L. House, F.R. McMorris, P. Arabie, W. Gaul (red.), Springer, Berlin 2004.
- Hołda A., *Prognozowanie bankructwa jednostki w warunkach gospodarki polskiej z wykorzystaniem funkcji dyskryminacyjnej Z_H* , „Rachunkowość” 2001 nr 5.
- Hołda A., *Zasada kontynuacji działalności i prognozowanie upadłości w polskich realiach gospodarczych*, AE, Kraków 2006, seria specjalna nr 174.
- Korol T., Prusak B., *Upadłość przedsiębiorstw a wykorzystanie sztucznej inteligencji*, CeDeWu, Warszawa 2005.
- Mączyńska E., *Ocena kondycji przedsiębiorstwa (uproszczone metody)*, „Życie Gospodarcze” 1994 nr 38.
- McKee T.E., *Developing a bankruptcy prediction model via rough sets theory*, „International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management” 2000 no 9.
- Michaluk K., *Efektywność modeli prognozujących upadłość przedsiębiorstw*, praca doktorska, Uniwersytet Szczeciński, Szczecin 2000.
- Odom M.D., Sharda R., *A neural network model for bankruptcy prediction*, „Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks” 1990, s. 151-173.
- Ohlson J., *Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy*, „Journal of Accounting Research” 1980 nr 1.

- Pociecha J., *Dyskryminacyjne metody klasyfikacji danych w prognozowaniu bankructwa firmy*, [w:] *Klasyfikacja i analiza danych – teoria i zastosowania*, Taksonomia 13, Prace Naukowe Akademii Ekonomicznej we Wrocławiu nr 1126, AE, Wrocław 2006, s. 83-92.
- Pociecha J., *Problemy prognozowania bankructwa firmy metodą analizy dyskryminacyjnej*, „Acta Universitatis Lodzianis, Folia Oeconomica” 2007 nr 205, s. 63-79.
- Prusak B., *Nowoczesne metody prognozowania zagrożenia finansowego przedsiębiorstw*, Difin, Warszawa 2005.
- Pytel E., *Analiza efektywności polskich modeli prognozowania bankructwa w kontekście zasady rachunkowości o kontynuacji działalności*, napisana pod kier. prof. A. Sokolowskiego, UEK, Kraków 2009.
- Strąk T., Stepień P., *Binomial Logit Models Predicted Corporate Bankruptcy*, Uniwersytet Szczeciński, Szczecin 2000.
- Wędzki D., *Zastosowanie logitowego modelu upadłości przedsiębiorstw*, „Ekonomista” 2005 nr 5.
- Zmijewski M., *Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models*, „Journal of Accounting Research” 1984, supplement.

METHODOLOGICAL PROBLEMS OF BANKRUPTCY PREDICTION

Summary: Classification of bankruptcy prediction models has been presented in the paper. Then, the review of better known models in form of linear discriminant function, Logit model and neural network has been done. In the following part of the paper, a comparison of correct classification ability and predictive ability of some models has been shown. A discussion of sources of prediction errors and their character has been conducted. In the last part of the paper, David J. Hand's opinions about methodological problems of data classification procedures in socio-economic investigations has been presented.