



Authors' contribution /
Wkład autorów:
A. Zaplanowanie badań/
Study design
B. Zebranie danych/
Data collection
C. Analiza statystyczna/
Statistical analysis
D. Interpretacja danych/
Data interpretation
E. Przygotowanie tekstu/
Manuscript preparation
F. Opracowanie
piśmiennictwa/
Literature search
G. Pozyskanie funduszy/
Funds collection

THE EFFECTIVENESS OF CORPORATE BANKRUPTCY MODELS

SKUTECZNOŚĆ MODELI UPADŁOŚCI PRZEDSIĘBIORSTW

Joanna Kisielińska

Pope John Paul II State School of Higher Education in Biała Podlaska
Państwowa Szkoła Wyższa im. Papieża Jana Pawła II w Białej Podlaskiej

Kisielińska J. (2016), *The effectiveness of corporate bankruptcy models / Skuteczność modeli upadłości przedsiębiorstw*. Economic and Regional Studies, Vol. 9, No. 1, pp. 5-17.

ORIGINAL ARTICLE

JEL code: C14

Submitted:

November 2015

Accepted:

December 2015

Number of characters:

34 695

Tables: 3

Figures: 0

References: 21

ORYGINALNY ARTYKUŁ
NAUKOWY

Klasyfikacja JEL: C14

Zgłoszony:

listopad 2015

Zaakceptowany:

grudzień 2015

Liczba znaków ze spacjami:

31 202

Tabele: 3

Rysunki: 0

Literatura: 21

Summary

Subject and purpose of work: Research targeted at verification of effectiveness of the selected Polish models of forecasting bankruptcy of an enterprise has been presented within the article.

Materials and methods: Within the research financial data from the years 2009-2012 have been used, obtained from 110 companies out of which 55 are companies which underwent bankruptcy and 55 which did not. Discriminant analysis as well as logit models and method of aggregated assessment have been applied.

Results: Due to the frequent low quality of classification obtained via single models a method which may be called as aggregated method was suggested, which is based on the assessment of situation of a single unit on indications of the majority of models. This method allowed to increase the correctness of identification up to 87,3%. The share of incorrect identifications is rather high and amounts to 12,7%.

Conclusions: The author is of the opinion that the assessment of situation of an entity may not be based solely on the indications of models of bankruptcy prognosis. This assessment may be treated solely indicatively, especially when consequences of a decision made on this basis (i.e. decision on granting a loan) may significantly impact further position of such entity and its surroundings.

Keywords: renewable energy, classification methods, aggregate method

Streszczenie

Przedmiot i cel pracy: W artykule przedstawiono badania mające na celu weryfikację skuteczności wybranych polskich modeli prognozowania upadłości przedsiębiorstw.

Materiały i metody: W badaniach wykorzystano dane finansowe z lat 2009-2012 pochodzące z 110 firm, z czego 55 to firmy, które zbankrutowały i 55, które nie zbankrutowały. Wykorzystano analizę dyskryminacyjną, modele logitowe oraz metodę oceny zagregowanej.

Wyniki: Z uwagi na często niską jakość klasyfikacji uzyskaną pojedynczymi modelami zaproponowano metodę, którą nazwać można zagregowaną, opierającą ocenę sytuacji jednostki na wskazaniach większości modeli. Metoda ta pozwoliła podnieść poprawność identyfikacji do 87,3%. Nadal jednak udział błędnych rozpoznań jest dość wysoki i wynosi 12,7%.

Wnioski: Autorka uważa, że ocena sytuacji jednostki nie może bazować jedynie na wskazaniach modeli prognozowania upadłości. Ocenę tą można traktować jedynie orientacyjnie zwłaszcza, gdy konsekwencje podjętej na jej podstawie decyzji (np. decyzja o udzieleniu kredytu lub nie) mogą w istotnym stopniu wpływać na dalszą pozycję jednostki lub jej otoczenia.

Słowa kluczowe: prognozowanie upadłości, modele klasyfikacyjne, metoda zagregowana

Address for correspondence / Adres korespondencyjny: dr hab. prof SGGW Joanna Kisielińska, Pope John Paul II State School of Higher Education in Biała Podlaska, The Faculty of Economics and Technical Sciences, Sidorska St 95/97, 21-500 Biała Podlaska, Poland; phone: +48 691-712-782; e-mail: joanna_kisielinska@sggw.pl

Journal indexed in/ Czasopismo indeksowane w: AGRO, BazEkon, Index Copernicus Journal Master List, ICV 2014: 70.81 (6.96); Polish Ministry of Science and Higher Education 2015: 8 points/ AGRO, BazEkon, Index Copernicus Journal Master List ICV 2014: 70,81 (6,96); Ministerstwie Nauki i Szkolnictwa Wyższego 2015: 8 punktów.
Copyright: © 2016 Pope John Paul II State School of Higher Education in Biała Podlaska. All articles are distributed under the terms of the Creative Commons Attribution-NonCommercial-ShareAlike 4.0 International (CC BY-NC-SA 4.0) License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/>), allowing third parties to copy and redistribute the material in any medium or format and to remix, transform, and build upon the material, provided the original work is properly cited and states its license.

Introduction

The inseparable part of the economies based on the principles of a free market is to create new enterprises and close down the ones that already existed. There can be many reasons behind closing down an enterprise. It may be done on purpose, not because there are problems that prevent further activity but also because there is a necessity to cease activities. Undoubtedly the most difficult situation for owners, employees and cooperators is the bankruptcy. It always results in financial losses of individuals who are engaged in the enterprise and organizations from its environment. For this reason the bankruptcy prevention poses a challenge for economy managers, individuals who are engaged and scientists. On the other hand, however, economic practice and economic theory show that the end of business is inseparable from the enterprise's life-cycle. Thus, as the bankruptcy cannot be eliminated there should be some methods and tools to predict that it is coming. Both the enterprises and their environment could make a use of it.

Creating a model that enables the enterprise bankruptcy forecasting is based on creating a measure that can predict the future of a given enterprise. The measure should be able to indicate whether the bankruptcy can be expected or not. Such measures, from the mathematical and statistical point of view, can be classified as a standard method for classification of objects. Altman (1968) was the first to work on using the methods to forecast bankruptcy. Based on companies' data such as financial ratios he created a model of classification in the form of linear discriminant function. The value of this function, when it is designated for a specific individual, indicates whether the individual will go bankrupt or not.

Altman's article became an inspiration for many researchers in shaping their way of using mathematical and statistical models of bankruptcy forecasting. Works on creating and verifying them are carried out until today. The long-term research indicates that questions about the possibility of using the bankruptcy models created in one country can be applied to another and their effectiveness in the changing economic reality is crucial.

Basic terms

In the subject literature terms like bankruptcy and insolvency are often used interchangeably. Some authors build models of insolvency forecasting whereas others call it models of bankruptcy forecasting. Pociecha and others (2014) emphasize that the term bankruptcy is mainly economic whereas insolvency is a legal term. An insolvent company is a company which ceased to lead the basic economic activity. Korol and Prusak (2005) define the term from economic point of view as a bankrupt, that is „an

Wstęp

Nieodłącznym elementem gospodarek działających w oparciu o reguły wolnego rynku jest tworzenie nowych przedsiębiorstw oraz zamykanie już istniejących. Przyczyn kończenia działalności może być wiele. Mogą wynikać one z celowego działania, nie wynikającego z problemów uniemożliwiających kontynuowanie działalności, ale również konieczności jej zaprzestania. Bez względu na sytuację najtrudniejszą dla właścicieli, pracowników i kooperantów jest bankructwo. Skutki jego zaistnienia wiążą się zawsze ze stratami finansowymi dla jednostek zaangażowanych w funkcjonowanie przedsiębiorstwa, oraz organizacji z jego otoczenia. Z tego też względu, przeciwdziałanie bankructwu podmiotów gospodarczych stanowi wyzwanie dla organizatorów życia gospodarczego, jednostek w nie zaangażowanych i naukowców. Z drugiej jednak strony praktyka gospodarcza i teoria ekonomii wskazują, że koniec działalności jest nieodłącznie wpisany w cykl życia przedsiębiorstwa. Wobec niemożności wyeliminowania zjawiska bankructwa warto opracowywać metody i narzędzia jego przewidywania. Ich zastosowaniem mogą być zainteresowane zarówno same przedsiębiorstwa, jak i ich otoczenie.

Opracowanie modelu umożliwiającego prognozowanie bankructwa przedsiębiorstwa polega na zbudowaniu miary pozwalającej określić jego przyszłość. Miara ta powinna wskazać, czy spodziewać się należy końca działalności (bankructwa), czy przedsiębiorstwo działalność będzie kontynuować (nie zbankrutuje). Poszukiwanie takich miar z punktu widzenia matematyczno-statystycznego zaliczyć można do metod wzorcowej klasyfikacji obiektów. Prace nad wykorzystaniem tych metod do problemu prognozowania bankructwa rozpoczął Altman (1968). Na podstawie danych z firm w postaci wskaźników finansowych opracował model klasyfikacyjny w postaci liniowej funkcji dyskryminacyjnej. Wartość tej funkcji, wyznaczona dla konkretnej jednostki, wskazuje na możliwość jej bankructwa lub przetrwania.

Artykuł Altmana stał się inspiracją dla wielu badaczy w zakresie stosowania modeli matematyczno-statystycznych do prognozowania bankructwa. Prace nad ich tworzeniem i weryfikacją trwają do dziś. Wieloletnie wyniki badań wskazują, że istotne są pytania o możliwość zastosowania modeli bankructwa opracowanych w jednym kraju dla innych oraz ich skuteczność w zmieniającej się rzeczywistości gospodarczej.

Pojęcia podstawowe

W literaturze przedmiotu używane są często zamiennie terminy bankructwo i upadłość. Część autorów buduje modele prognozowania upadłości, a inni nazywają je modelami prognozowania bankructwa. Pociecha i in. (2014) podkreślają, że termin bankructwo ma przede wszystkim znaczenie ekonomiczne zaś upadłość prawne. Bankrutem określają firmę, która zaprzestała prowadzenie podstawowej działalności gospodarczej. Korol i Prusak (2005) bankruta definiują z ekonomicznego punktu widzenia jako „jednostkę,

individual who is not able to continue the economic activity without obtaining help from the outside" (Korol, Prusak 2005, p. 12). Harmol and Chodakowski (2008, p. 19), however, describe the bankruptcy as an element of economic insolvency which includes also the insolvency of the person who leads an enterprise (confirmed by a valid court judgement), a loss of solvency or an outcome of financial and organizational crisis (of an enterprise).

As opposed to the bankruptcy, the insolvency is a legal term and is regulated by economic law and has to be announced by a commercial court. The Act of 28 February 2003 on the bankruptcy law and reorganization law regulates the way in which creditors pursue their claims, the way in which obligations of an insolvent entity are remitted and the effects of claiming insolvent and the principles of rectification proceedings for entrepreneurs who are threatened by insolvency. According to the Act the proceedings need to be led in the way which would satisfy claims of creditors best and, at the same time, which would allow to save debtor's enterprise.

The insolvency can be announced towards an insolvent debtor. The insolvent debtor is not only the individual who does not pay off debts but also a legal person that does not have enough wealth to cover debts even though the debt is being paid off regularly. The insolvency can be announced with or without reaching an agreement by liquidating debtor's wealth. The choice of a form of insolvency is made by taking into consideration creditor's interest.

The Act also enables the initiation of rectification proceedings in the case of the threat of insolvency. It is made on request of an entrepreneur who fulfills obligations but is obviously on a way to insolvency.

An enterprise can be also closed down and thus removed from the National Court Register. An enterprise can be closed for various reasons and it does not have to concern an enterprise which is in a difficult financial situation. It can be closed in order to "cash a property of an enterprise, pay off debts and divide the rest of finances and properties among its shareholders" (Korol, Prusak 2005).

The methods of building bankruptcy forecasting models

As it has been mentioned in the introduction, bankruptcy forecasting models use a standard method for classification of objects. Classification of objects belongs to a multidimensional data analysis which examines a set of objects described by many features. The characteristic features of objects in the case of bankruptcy models are financial ratios. Enterprises are classified as "bankrupt" and "non-bankrupt".

The standard classification of objects is done by creating classification models on the basis of data about objects of which it is known whether they are bankrupt or not. In the case of bankruptcy models the data are financial ratios created on the basis of the balance or

która nie jest w stanie samodzielnie kontynuować działalności bez udzielenia jej pomocy z zewnątrz" (Korol, Prusak 2005, s. 12). Harmol i Chodakowski (2008, s. 19) natomiast bankructwo określają jako element upadłości ekonomicznej obejmującej również niewypłacalność osoby prowadzącej przedsiębiorstwo (potwierdzoną prawomocnym wyrokiem sądu), utratę zdolności płatniczej oraz skutek kryzysu finansowego i organizacyjnego (przedsiębiorstwa).

Upadłość w przeciwieństwie do bankructwa rozumiana jest w aspekcie prawnym regulowanym przez prawo gospodarcze, a jej ogłoszenie musi być ustalone przez sąd gospodarczy. Ustawa z dnia 28 lutego 2003 r. Prawo upadłościowe i naprawcze określa zasady dochodzenia roszczeń wierzycieli i zasady umarzania zobowiązań upadłego, skutki ogłoszenia upadłości oraz zasady postępowania naprawczego wobec przedsiębiorców zagrożonych niewypłacalnością. Zgodnie z Ustawą postępowanie należy prowadzić tak, aby w jak największym stopniu zaspokojone zostały roszczenia wierzycieli, a jeśli to możliwe zachowane przedsiębiorstwo dłużnika.

Upadłość może być ogłoszona wobec niewypłacalnego dłużnika, przy czym dłużnikiem niewypłacalnym jest nie tylko jednostka nie regulująca zobowiązań pieniężnych, ale również osoba prawna lub posiadająca zdolność prawną, której majątek nie pokrywa zobowiązań, nawet jeśli są one na bieżąco regulowane. Upadłość może być ogłoszona z możliwością zawarcia układu lub bez, poprzez likwidację majątku dłużnika. Wybór formy upadłości dokonywany jest z punktu widzenia interesów wierzycieli.

Ustawa dodatkowo umożliwia wszczęcie postępowania naprawczego w razie zagrożenia niewypłacalnością na wniosek przedsiębiorcy, który wprowadzie wykonuje swoje zobowiązania, jednak oczywistym jest, że wkrótce stanie się niewypłacalny.

Przedsiębiorstwo może dodatkowo zakończyć działalność gospodarczą, która skutkuje wykreśleniem jej z KRS. Likwidacja może wynikać z różnych przyczyn i nie koniecznie musi dotyczyć przedsiębiorstwa znajdującego się w trudnej sytuacji finansowej. Może być to działanie, którego „głównym celem jest spieniężenie majątku przedsiębiorstwa, spłata zobowiązań i podział pozostałych środków pieniężnych i majątku pomiędzy udziałowców” (Korol, Prusak 2005).

Metody budowy modeli prognozowania bankructwa

Jak wspomniano we wstępie, modele prognozowania bankructwa wykorzystują metody wzorcowej klasyfikacji obiektów. Klasyfikacja obiektów należy do wielowymiarowej analizy danych, zajmującej się badaniem zbiorów obiektów opisanych wieloma cechami. W przypadku modeli bankructwa cechami charakteryzującymi objekty są wskaźniki finansowe, zaś efektem klasyfikacji przydział do klas „bankrutów” lub „niebankrutów”.

Wzorcowa klasyfikacja obiektów polega na opracowaniu modeli klasyfikacyjnych na podstawie danych o obiektach, których przynależność do klas jest znana. W przypadku modeli bankructwa są to wskaźniki finansowe wyznaczone na podstawie bilansu oraz rachunku zysków i strat dla firm, które zbankrutowały oraz firm, które

profit and loss account for companies that have already gone bankrupt and companies that still exist. For the models to have a forecasting role the financial ratios need to come from a period preceding the possible insolvency. Next the model can be used for classification of new companies which future is not known yet.

Models of the standard classification can be divided into functional models and models that can be called approximate. A very important advantage of models from the first group is the existence of the functional form of a model which enables the formula to be used by other researchers or practitioners. Its disadvantage is, however, that a specific function needs to be chosen even though there are often no premises which of them is the best one. Models from the other group do not have this disadvantage. The models are created as a cluster¹ of other functions and constitute the co-called universal approximates. For example, the model in the form of neural network can be used in practice only by a person who has created it and usually with the support of a special software.

The methods of the standard classification of objects most often used in Poland for creating the bankruptcy models are:

- linear discriminant functions,
- logit and probit models,
- neural networks.

The method most frequently used for creating the classification models is the linear discriminant function. The popularity of the method comes not from its effectiveness but rather from using it often as a basis for other methods. Its asset is the simplicity and short time of parameters assessment. The linear function has the following form:

$$\text{LFD} = \lambda_0 + \lambda \cdot x \quad (1)$$

In the formula (1) x there is a vector of features (financial ratios are the features in the bankruptcy models), λ_0 is an absolute term, and vector λ are coefficients of the linear discriminant function. The variable that depends on a model, marked as LFD, is the quality variable which takes only two values that represent classes. In the models of bankruptcy the classes are "bankrupt" and "non bankrupt". The parameter λ_0 is chosen in the way which would allow for the class limit value to be 0. If the LDF value for the chosen object is higher than 0 we classify it as "non bankrupt". In the same way the value which is less than 0 indicates the class of "bankrupt" (the reverse convention can be used as well). The formulas which allow us to count the parameter λ_0 and vector λ can be very often found in literature (for example Kisielińska, 2008).

Theoretically the linear discriminant function can take any value (the range of its variability is from $-\infty$ to $+\infty$), whereas there are only two classes (a dependant variable in classification models is a dichotomous variable). For this reason for creating classification models functions are used the codomain of which is a range (0,1). Examples of such models are logit models and, less popular, probit models.

¹ The neural networks are created as a cluster, for example, logistic function, hyperbolic tangent or Gaussian function (Kisielińska 2008).

działają nadal. Zapewnienie modelom funkcji progностycznej wymaga, aby wskaźniki finansowe pochodziły z okresu poprzedzającego ewentualną upadłość. Model może być następnie wykorzystany do określenia przynależności do klas firm nowych, których przyszłość nie jest jeszcze znana.

Modele klasyfikacji wzorcowej można najogólniej podzielić na modele funkcyjne oraz modele, które nazwać można aproksymacyjnymi. Ważną zaletą modeli pierwszej grupy jest istnienie postaci funkcyjnej modelu, co umożliwia wykorzystanie oszacowanej formuły przez innych badaczy, czy praktyków. Wadą natomiast - konieczność wybrania konkretnej funkcji w sytuacji, gdy często nie ma przesłanek jaka jest najlepsza. Wady tej pozbawione są modele, które postaci funkcyjnej nie wymagają (modele drugiej grupy). Modele te są konstruowane jako złożenie¹ innych funkcji i stanowią tak zwane aproksymatory uniwersalne. Wówczas jednak mogą wystąpić problemy z zastosowaniem takich modeli przez innych użytkowników. Np. model w postaci sieci neuronowej może być w praktyce stosowany jedynie przez osobę, która go opracowała, zwykle przy pomocy specjalistycznego oprogramowania.

Metodami wzorcowej klasyfikacji obiektów najczęściej stosowanymi do budowy modeli bankructwa dla polskiej gospodarki są:

- liniowe funkcje dyskryminacyjne,
- modele logitowy i probitowe,
- sieci neuronowe.

Najczęściej wykorzystywaną metodą do budowy modeli klasyfikacyjnych jest liniowa funkcja dyskryminacyjna. Popularność metody wynika nie tyle ze skuteczności, co z przyjęcia jej często jako punkt odniesienia dla metod innych. Zaletą jej jest prostota i krótki czas szacowania parametrów. Liniowa funkcja dyskryminacyjna ma postać:

$$\text{LFD} = \lambda_0 + \lambda \cdot x \quad (1)$$

We wzorze (1) x jest wektorem cech (w modelach bankructwa cechami są wskaźniki finansowe), λ_0 jest wyrazem wolnym, a wektor λ to współczynniki liniowej funkcji dyskryminacyjnej. Zmienną zależną w modelu, oznaczoną jako LFD, jest zmienna jakościowa przyjmująca jedynie dwie wartości reprezentujące klasy. W modelach bankructwa klasami są „bankrut” i „nie bankrut”. Parametr λ_0 dobierany jest tak, aby wartością rozgraniczającą klasy było 0. Jeżeli dla wybranego obiektu wartość LDF jest większa od 0, zaliczamy go do klasy „nie bankrutów”, wartość mniejsza od zera wskazuje na przynależność do klasy „bankrutów” (można również przyjąć konwencję odwrotną). Formuły pozwalające obliczyć parametr λ_0 i wektor λ znaleźć można w wielu pozycjach literatury (np. Kisielińska, 2008).

Liniowa funkcja dyskryminacyjna może teoretycznie przyjmować wartości dowolnie duże i dowolnie małe (zakres jej zmienności to przedział od $-\infty$ do $+\infty$), podczas gdy klasy są jedynie dwie (zmienna zależna w modelach klasyfikacyjnych jest zmienną dychotomiczną). Z tego względu do budowy modeli klasyfikacyjnych wykorzystywane są funkcje, których

¹ Przykładowo sieci neuronowe budowane są jako złożenie np. funkcji logistycznej, tangensa hiperbolicznego czy funkcji Gaussa (Kisielińska 2008).

Logit model uses a logistic function and has a form of:

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

In logit model the value by which classes are differentiated is 0.5. If for a chosen company LG is higher than 0.5 we classify it as "non bankrupt" and in the opposite case as "bankrupt".

In the probit model the Gaussian function is used. It constitutes a distribution function of a standardized normal distribution:

$$PROB = \int_{-\infty}^{\lambda_0 + \lambda \cdot x} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{t^2}{2}} dt \quad (3)$$

In the model (like in the logit model) the value by which classes are differentiated is 0.5.

What needs to be stressed is that in the case of logit and probit models there are no formulas which allow to count the values of parameters λ_0 and λ - the numerical algorithms are used to assess them. Time of the assessment depends on a used software and in some cases it can be quite long.

The three presented types of models are functional models because they have a very strictly determined functional form. The models in the form of neural network can be classified as approximation models. The most popular of them are the perceptron networks and networks which have the radial base function.

The neural network is created by connected neurons. A single neuron transforms input signals (in the case of using the network as the classification model the input signals are going to be a feature vector), which can be marked as:

$$r = \phi(w_0 + w \cdot s) \quad (4)$$

In the formula (4) vector s is called an input signals vector of neurons (if a neuron is set in the first network layer the input signal vector is the feature vector x), w_0 and w are called weights (weights are the estimated parameters of a model), whereas ϕ is called the activation function. In the perceptron network the activation function is usually the logistic function or the hyperbolic tangent and in the networks with radial base functions it is most often the Gaussian function. Variable r is called the output neuron and depending on a structure of the network it can be an input to the other layers of neurons.

It should be stressed that creating a network model requires not only assessing the weights of all the neurons it contains (the operation is called the network learning), but also the number of layers and the number of neurons they contain. If the neural network is going to be a classification model it is necessary to indicate the value which is going to differentiate the classes. In the case of network an experimental selection is most often used in order to obtain the same number of inaccurate indications in both of the classes.

przeciwdziedzina jest przedział (0,1). Przykładami takich modeli są modele logitowe i mniej popularne modele probitowe.

Model logitowy wykorzystuje funkcję logistyczną i ma postać:

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

W modelach logitowych wartością rozgraniczającą klasy jest 0.5. Jeśli dla wybranej firmy LG jest większe od 0.5, zaliczamy ją do klasy „nie bankrutów”, w przypadku przeciwnym do klasy „bankrutów”.

W modelu probitowym wykorzystywana jest funkcja Gaussa, stanowiąca dystrybucję standaryzowanego rozkładu normalnego:

$$PROB = \int_{-\infty}^{\lambda_0 + \lambda \cdot x} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{t^2}{2}} dt \quad (3)$$

W modelu tym (tak jak we modelu logitowy) wartością rozgraniczającą klasy jest 0.5.

Podkreślić należy, że w przypadku modeli logitowego i probitowego nie ma formuł pozwalających obliczyć wartości parametrów λ_0 i λ - do ich szacowania stosowane są algorytmy numeryczne. Czas szacowania zależy od użytego oprogramowania i może być w pewnych przypadkach dosyć długi.

Przedstawione trzy typy modeli są modelami funkcyjnymi, ponieważ mają ściśle określoną postać funkcyjną. Do grupy modeli aproksymacyjnych zaliczyć można modele w postaci sieci neuronowych, spośród których najpopularniejszymi są sieci perceptronowe oraz sieci o radialnych funkcjach bazowych.

Sieć neuronową tworzą połączone ze sobą neurony. Pojedynczy neuron realizuje przekształcenie sygnałów wejściowych (w przypadku zastosowania sieci jako modeli klasyfikacyjnych sygnałami wejściowymi będzie wektor cech), które zapisać można jako:

$$r = \phi(w_0 + w \cdot s) \quad (4)$$

We wzorze (4) wektor s zwany jest wektorem sygnałów wejściowych neuronów (jeśli neuron położony jest w pierwszej warstwie sieci wektorem sygnałów wejściowych jest wektor cech x), w_0 oraz w nazywane są wagami (wagi są szacowanymi parametrami modelu), zaś funkcja ϕ nazywana jest funkcją aktywacji. W sieci perceptronowej funkcją aktywacji jest zwykle funkcja logistyczna lub tangens hiperboliczny, zaś w sieciach o radialnych funkcjach bazowych najczęściej funkcja Gaussa. Zmienna r zwana jest wyjściem neuronu i w zależności od struktury sieci może stanowić wejście do kolejnych warstw neuronów.

Podkreślić należy, że zbudowanie modelu sieciowego wymaga nie tylko oszacowania wag wszystkich neuronów w niej zawartych (operację tą nazywa się uczeniem sieci), ale również określenia liczby warstw oraz liczby neuronów w nich występujących. Jeżeli sieć neuronowa stanowić ma model klasyfikacyjny, konieczne jest ponadto wskazanie wartości, która bę-

Many publications indicate that the best results of classification are obtained through network models (for example Korol i Prusak, 2005, Kisielińska, 2008, Pocięcha and others, 2014). These models allow to take into account non-linear nature of a task. Even though the logit and probit models are also non-linear ones there is taken into account only a function of a linear combination of elements. However, because network models cannot be verified by other authors they were omitted in the research part of this paper. Probit models were also omitted due to their unpopularity which can be triggered by much longer estimation time.

The verification of classification forecasting models

For most of the classification models it is not possible to use the statistical verification and thus the empirical verification is used. Its basis is the classification matrix presented in the table 1. In the matrix there are given the numbers of individuals (in the models of the companies' bankruptcy) that belong to the four groups:

1. n_{00} – companies which are bankrupt and classified as “bankrupt”
2. n_{01} – companies which are bankrupt and classified as “non bankrupt”
3. n_{10} – companies which are not bankrupt and classified as “bankrupt”
4. n_{11} – companies which are not bankrupt and classified as “non bankrupt”

Given numbers then allow to count the indicators, called the indicators of the empirical accuracy (quality) of classification. Among the indicators most frequently used are the following ones:

1. global (total) percent of the accurate classifications:

$$Wt = \frac{n_{00} + n_{11}}{n} \quad (5)$$

2. percent of the accurate classification of the elements from the class 0 (“bankrupt”):

$$Wt_0 = \frac{n_{00}}{n_0} \quad (6)$$

3. percent of the accurate classification of the elements from class 1 (“non bankrupt”):

$$Wt_1 = \frac{n_{11}}{n_1} \quad (7)$$

dzie rozgraniczać klasy. W przypadku sieci najczęściej stosuje się dobór eksperymentalny, tak aby uzyskać jednakową liczbę nieprawidłowych wskazań w obydwu klasach.

Wiele publikacji wskazuje, że najlepsze wyniki klasyfikacji pozwalają uzyskać modele sieciowe (np. Korol i Prusak, 2005, Kisielińska, 2008, Pocięcha i inni, 2014). Modele te pozwalają bowiem uwzględnić nieliniowy charakter zadania. Wprawdzie modele logitowy i probitowy są także modelami nieliniowymi, jednak w obydwu uwzględniamy jedynie funkcje liniowej kombinacji elementów. Ponieważ jednak modele sieciowe nie mogą być weryfikowane przez innych autorów w części badawczej niniejszej pracy zostały pominięte. Pominięto również modele probitowe ze względu na niewielką ich popularność, która może wynikać ze znacznie dłuższego czasu estymacji.

Weryfikacja modeli prognozowania klasyfikacyjnych

Dla większości modeli klasyfikacyjnych nie jest możliwe przeprowadzenie weryfikacji statystycznej, wobec czego stosuje się weryfikację empiryczną. Podstawą jej jest macierz klasyfikacji przedstawiona w tabeli 1. W macierzy tej podawane są liczby jednostek (w modelach bankructwa firm) należące do czterech grup:

1. n_{00} - firmy będące bankrutami i zakwalifikowane do klasy „bankrutów”
2. n_{01} - firmy będące bankrutami i zakwalifikowane do klasy „nie bankrutów”
3. n_{10} - firmy nie będące bankrutami i zakwalifikowane do klasy „bankrutów”
4. n_{11} - firmy nie będące bankrutami i zakwalifikowane do klasy „nie bankrutów”

Podane liczebności pozwalają następnie obliczyć wskaźniki, zwane wskaźnikami empirycznej trafności (jakości) klasyfikacji. Spośród nich najczęściej stosowane są wskaźniki następujące:

1. globalny (łączny) procent poprawnych klasyfikacji:

$$Wt = \frac{n_{00} + n_{11}}{n} \quad (5)$$

2. procent poprawnych klasyfikacji elementów klasy 0 („bankrutów”):

$$Wt_0 = \frac{n_{00}}{n_0} \quad (6)$$

3. procent poprawnych klasyfikacji elementów klasy 1 („nie bankrutów”):

$$Wt_1 = \frac{n_{11}}{n_1} \quad (7)$$

Table 1. Classification matrix**Tabela 1.** Macierz klasyfikacji

	Class 0 – defined on the basis of classification model/ Klasa 0 – określona na podstawie modelu klasyfikacyjnego	Class 1 – defined on the basis of classification model/ Klasa 1 – określona na podstawie modelu klasyfikacyjnego	Total / Razem
Actual class - 0/ Klasa 0 - faktyczna	n_{00}	n_{01}	$n_{00} + n_{01}$
Actual class - 1/ Klasa 1 - faktyczna	n_{10}	n_{11}	$n_{10} + n_{11}$
Together/ Razem	$n_{00} + n_{10}$	$n_{01} + n_{11}$	$n = n_{00} + n_{01} + n_{10} + n_{11}$

Description: Class 0 – “non- bankrupts” class, Class 1 – “bankrupt”

Opis: Klasa 0 – klasa „nie bankrutów”, klasa 1 – „bankrut”

Source: Own elaboration.

Źródło: Opracowanie własne.

Selected Polish enterprises bankruptcy forecasting models

As mentioned in the introduction, the first model of bankruptcy forecasting that uses discriminant analysis was developed by Altman (Altman 1968). Since then, many models have been developed for economies of various countries, including also the Polish economy. These models use both discriminant analysis, and many other methods. In the work (Kisielińska 2008) a rich overview of models and literature associated with the method of authority classification for predicting bankruptcy and financial position of economic entities has been used.

Research, presented in this article, included verification of classification models' correctness by using 11 Polish models and an aggregate method that was demonstrated in the work (Kisielińska and Waszkowski 2013). In the article only the formulas which describe a model will be presented. Uniform designations that can be different from those, which were originally applied by the authors may be found. The reader, who wants to deepen his or her knowledge about the models, will find the complete information in the literature. Pogodziński and Sojak' model (1995) that uses two financial indicators was developed by using linear discriminatory function and it takes the following form:

$$LFD = 0,644741 \cdot x1 + 0,912304 \cdot x2 \quad (8)$$

where:

$x1$ = (current assets – inventories) / short-term liabilities
 $x2$ = gross profit/loss / revenue from sale

Hadasik (1998) developed 9 models, of which the model marked as the third was selected for verification and it takes the form:

$$LFD = 2,36261 + 0,365425 \cdot x1 - 0,765526 \cdot x2 - 2,40435 \cdot x3 + 41,59079 \cdot x4 + 0,00230258 \cdot x4 - 0,0127826 \cdot x5 \quad (9)$$

where:

$x1$ = current assets / short-term liabilities

Wybrane polskie modele prognozowania bankructwa

Jak wspomniano we wprowadzeniu pierwszy model prognozowania bankructwa wykorzystujący analizę dyskryminacyjną opracowany został przez Altmana (Altman 1968). Od tego czasu opracowano wiele modeli dla gospodarek różnych krajów, w tym również gospodarki polskiej wykorzystujących zarówno analizę dyskryminacyjną, jak i wiele innych metod. Bogaty przegląd modeli oraz literatury związanej z zastosowaniem metod klasyfikacji wzorcowej do prognozowania bankructwa oraz sytuacji finansowej jednostek gospodarczych zawiera praca (Kisielińska 2008).

Badania przedstawione w niniejszym artykule, obejmowały weryfikację poprawności modeli klasyfikacyjnych przy wykorzystaniu 11 polskich modeli oraz metody zagregowanej przedstawionej w pracy (Kisielińska i Waszkowski 2013). W artykule przedstawione zostaną jedynie formuły określające model. Zastosowano ujednolicone oznaczenia, które mogą różnić się od zastosowanych oryginalnie przez autorów. Czytelnik pragnący pogłębić wiedzę o modelach, pełną informację znajdzie w podanej literaturze.

Model Pogodzińskiej i Sojaka (1995) wykorzystujący dwa wskaźniki finansowe opracowany został przy wykorzystaniu liniowej funkcji dyskryminacyjnej i ma postać następującą:

$$LFD = 0,644741 \cdot x1 + 0,912304 \cdot x2 \quad (8)$$

gdzie: $x1$ = (aktywa obrotowe – zapasy) / zobowiązania krótkoterminowe

$x2$ = wynik brutto / przychody ze sprzedaży

Hadasik (1998) opracowała 9 modeli, spośród których do weryfikacji wybrano modele oznaczone jako trzeci o postaci:

$$LFD = 2,36261 + 0,365425 \cdot x1 - 0,765526 \cdot x2 - 2,40435 \cdot x3 + 41,59079 \cdot x4 + 0,00230258 \cdot x4 - 0,0127826 \cdot x5 \quad (9)$$

gdzie:

$x1$ = aktywa obrotowe / zobowiązania krótkoterminowe

$x_2 = (\text{current assets} - \text{inventories}) / \text{short-term liabilities}$
 $x_3 = \text{total liabilities} / \text{balance sheet total}$
 $x_4 = \text{working capital} / \text{balance sheet total}$
 $x_5 = \text{charges} \cdot 365 / \text{revenue from sale}$
 $x_6 = \text{inventories} \cdot 365 / \text{revenue from sale}$

Mączyńska and Zawadzki (2000) presented the following model which contains four financial indicators:

$$LFD = -1,498 + 9,498 \cdot x_1 + 3,566 \cdot x_2 + 2,903 \cdot x_3 + 0,452 \cdot x_4 \quad (10)$$

where:

$x_1 = \text{operating profit/ loss} / \text{balance sheet total}$
 $x_2 = \text{equity capital} / \text{balance sheet total}$
 $x_3 = (\text{net result} + \text{depreciation}) / \text{total liabilities}$
 $x_4 = \text{current assets} / \text{short-term liabilities}$

Hołda (2001) created the model, which was based on five financial indicators, and which was defined by the following formula:

$$LFD = 0,605 + 0,681 \cdot x_1 - 0,0196 \cdot x_2 + 0,00969 \cdot x_3 + 0,000672 \cdot x_4 + 0,157 \cdot x_5 \quad (11)$$

where:

$x_1 = \text{current assets} / \text{short-term liabilities}$
 $x_2 = \text{total liabilities} / \text{balance sheet total}$
 $x_3 = \text{net receipts from sales} / \text{balance sheet total (annual average)}$
 $x_4 = \text{net result} / \text{balance sheet total (annual average)}$
 $x_5 = (\text{net result} + \text{interest}) / \text{net receipts from sales}$

Of the four models developed by Gajdka and Stos (2003), the model marked as the second was selected, which was determined by the formula:

$$LFD = 0,437449 + 0,017803 \cdot x_1 + 0,588694 \cdot x_2 + 0,138657 \cdot x_3 - 4,31026 \cdot x_4 + 0,01038 \cdot x_5 \quad (12)$$

where:

$x_1 = \text{current assets} / \text{short-term liabilities}$
 $x_2 = \text{total liabilities} / \text{balance sheet total}$
 $x_3 = \text{net receipts from sales} / \text{balance sheet total (annual average)}$
 $x_4 = \text{net result} / \text{balance sheet total (annual average)}$
 $x_5 = (\text{net result} + \text{interest}) / \text{net receipts from sales}$

Gruszyński (2003) is the creator of the subsequent models, which are used for research. Among many of models, two logit models were selected (they are marked by the author as Logit No 3 and No 6). The first model is determined by the following formula:

$$LG = \frac{1}{1 + e^{-(y)}};$$

$$y = 4,3515 + 22,8748 \cdot x_1 - 5,5926 \cdot x_2 - 26,1083 \cdot x_3 \quad (13)$$

where:

$x_1 = \text{gross profit/loss} / \text{net receipts from sales}$
 $x_2 = \text{total liabilities} / \text{balance sheet total}$
 $x_3 = \text{liabilities} / \text{net receipts from sales}$

$x_2 = (\text{aktywa obrotowe} - \text{zapasy}) / \text{zobowiązania krótkoterminowe}$

$x_3 = \text{zobowiązania ogółem} / \text{suma bilansowa}$
 $x_4 = \text{kapitał pracujący} / \text{suma bilansowa}$
 $x_5 = \text{należności} \times 365 / \text{przychody ze sprzedaży}$
 $x_6 = \text{zapasy} \times 365 / \text{przychody ze sprzedaży}$

Mączyńska i Zawadzki (2000) przedstawili następujący model zawierający cztery wskaźniki finansowe:

$$LFD = -1,498 + 9,498 \cdot x_1 + 3,566 \cdot x_2 + 2,903 \cdot x_3 + 0,452 \cdot x_4 \quad (10)$$

gdzie:

$x_1 = \text{wynik z działalności operacyjnej} / \text{suma bilansowa}$
 $x_2 = \text{kapitał własny} / \text{suma bilansowa}$
 $x_3 = (\text{wynik netto} + \text{amortyzacja}) / \text{zobowiązania ogółem}$
 $x_4 = \text{aktywa obrotowe} / \text{zobowiązania krótkoterminowe}$

Hołda (2001) zbudował model na podstawie pięciu wskaźników finansowych, określony formułą:

$$LFD = 0,605 + 0,681 \cdot x_1 - 0,0196 \cdot x_2 + 0,00969 \cdot x_3 + 0,000672 \cdot x_4 + 0,157 \cdot x_5 \quad (11)$$

gdzie:

$x_1 = \text{aktywa obrotowe} / \text{zobowiązania krótkoterminowe}$
 $x_2 = \text{zobowiązania ogółem} / \text{suma bilansowa}$
 $x_3 = \text{przychody netto ze sprzedaży} / \text{suma bilansowa (wartość średnia z roku)}$
 $x_4 = \text{wynik netto} / \text{suma bilansowa (wartość średnia z roku)}$
 $x_5 = (\text{wynik netto} + \text{odsetki}) / \text{przychody netto ze sprzedaży}$

Spośród czterech modeli opracowanych przez Gajdkę i Stosa (2003) wybrano model oznaczony jak drugi, określony formułą:

$$LFD = 0,437449 + 0,017803 \cdot x_1 + 0,588694 \cdot x_2 + 0,138657 \cdot x_3 - 4,31026 \cdot x_4 + 0,01038 \cdot x_5 \quad (12)$$

gdzie:

$x_1 = \text{aktywa obrotowe} / \text{zobowiązania krótkoterminowe}$
 $x_2 = \text{zobowiązania ogółem} / \text{suma bilansowa}$
 $x_3 = \text{przychody netto ze sprzedaży} / \text{suma bilansowa (wartość średnia z roku)}$
 $x_4 = \text{wynik netto} / \text{suma bilansowa (wartość średnia z roku)}$
 $x_5 = (\text{wynik netto} + \text{odsetki}) / \text{przychody netto ze sprzedaży}$

Twórcą kolejnych modeli wykorzystanych w badaniach jest Gruszczyński (2003). Spośród wielu wybrano dwa modele logitowe (oznaczone przez autora jako logitowy nr. 3 i nr. 6). Model pierwszy dany jest następującą formułą:

$$LG = \frac{1}{1 + e^{-(y)}};$$

$$y = 4,3515 + 22,8748 \cdot x_1 - 5,5926 \cdot x_2 - 26,1083 \cdot x_3 \quad (13)$$

gdzie:

$x_1 = \text{wynik brutto} / \text{przychody netto ze sprzedaży}$
 $x_2 = \text{zobowiązania ogółem} / \text{suma bilansowa}$
 $x_3 = \text{zapasy} / \text{przychody netto ze sprzedaży}$

and the second one :

$$LG = \frac{1}{1 + e^{-(y)}}$$

$$y = 1,2654 \cdot x1 + 1,4402 \cdot x2 - 2,6851 \cdot x3 \quad (14)$$

where:

$x1$ = (current assets – inventories) / short-term liabilities

$x2$ = net result / balance sheet total

$x3$ = total liabilities / balance sheet total

The logit model, which was developed by Stępień and Strąk (2004) uses four financial indicators and it takes the form of:

$$LG = \frac{1}{1 + e^{-(y)}}$$

$$y = -19 - 11 \cdot x1 + 6 \cdot x2 + 40 \cdot x3 + 19 \cdot x4 \quad (15)$$

where:

$x1$ = outsider capital / total capital

$x2$ = (current assets – inventories) / short-term liabilities

$x3$ = net result / total capital

$x4$ = net receipts from sales / operating activity cost

The "poznański" model created by Harmol, Czajka and Piechocki (2004) takes the form of linear discriminatory function and uses four financial indicators:

$$LFD = - 2,368 + 3,562 \cdot x1 + 1,588 \cdot x2 + 4,288 \cdot x3 + 6,719 \cdot x4 \quad (16)$$

where:

$x1$ = net result / balance sheet total

$x2$ = (current assets – inventories) / short-term liabilities

$x3$ = regular capital / balance sheet total

$x4$ = profit from the sale / revenue from sale

The last two models, which were verified, were selected from many developed by the team of four authors – Pocięcha, Pawełek and Augustyn (2014). The first one (which is determined by the authors as L_9) is a logit model that takes the form of:

$$LG = \frac{1}{1 + e^{-(y)}}$$

$$y = -1,8252 + 5,0364 \cdot x1 + 0,8671 \cdot x2 - 2,9880 \cdot x3 + 5,4101 \cdot x4 \quad (17)$$

where:

$x1$ = (net result + depreciation) / long-term and short-term liabilities

$x2$ = (current assets – inventories) / short-term liabilities

$x3$ = gross profit/loss / short-term liabilities

$x4$ = (operating result + depreciation) / long-term and short-term liabilities

zaś drugi:

$$LG = \frac{1}{1 + e^{-(y)}}$$

$$y = 1,2654 \cdot x1 + 1,4402 \cdot x2 - 2,6851 \cdot x3 \quad (14)$$

gdzie:

$x1$ = (aktywa obrotowe – zapasy) / zobowiązania krótkoterminowe

$x2$ = wynik netto / suma bilansowa

$x3$ = zobowiązania ogółem / suma bilansowa

Model logitowy opracowany przez Stępień i Strąka (2004) wykorzystuje cztery wskaźniki finansowe i ma postać:

$$LG = \frac{1}{1 + e^{-(y)}}$$

$$y = -19 - 11 \cdot x1 + 6 \cdot x2 + 40 \cdot x3 + 19 \cdot x4 \quad (15)$$

gdzie:

$x1$ = kapitał obcy / kapitał całkowity

$x2$ = (aktywa obrotowe – zapasy) / zobowiązania krótkoterminowe

$x3$ = wynik netto / kapitał całkowity

$x4$ = przychody netto ze sprzedaży / koszt działalności operacyjnej

Model „poznański” zbudowany przez Harmolę, Czajkę i Piechockiego (2004) ma postać liniowej funkcji dyskryminacyjnej i wykorzystuje cztery wskaźniki finansowe:

$$LFD = - 2,368 + 3,562 \cdot x1 + 1,588 \cdot x2 + 4,288 \cdot x3 + 6,719 \cdot x4 \quad (16)$$

gdzie:

$x1$ = wynik netto / suma bilansowa

$x2$ = (aktywa obrotowe – zapasy) / zobowiązania krótkoterminowe

$x3$ = kapitał stały / suma bilansowa

$x4$ = wynik ze sprzedaży / przychody ze sprzedaży

Dwa ostatnie modele, które podlegały weryfikacji, wybrane zostały spośród wielu opracowanych przez zespół czterech autorów - Pocięchę, Pawełka, Baryłę i Augustyn (2014). Pierwszy (przez autorów oznaczony jako L_9) jest modelem logitowym o postaci:

$$LG = \frac{1}{1 + e^{-(y)}}$$

$$y = -1,8252 + 5,0364 \cdot x1 + 0,8671 \cdot x2 - 2,9880 \cdot x3 + 5,4101 \cdot x4 \quad (17)$$

gdzie:

$x1$ = (wynik netto + amortyzacja) / zobowiązania długo i krótkoterminowe

$x2$ = (aktywa obrotowe – zapasy) / zobowiązania krótkoterminowe

$x3$ = wynik brutto / zobowiązania krótkoterminowe

$x4$ = (wynik na działalności operacyjnej + amortyzacja) / zobowiązania długo i krótkoterminowe

The second model (which is determined by the authors as D_9) is discriminatory model that uses only two financial indicators

$$LFD = + 0,0896 + 1,9909 \cdot x1 - 1,2140 \cdot x2 \quad (18)$$

where:

$x1$ = (net result + depreciation) / long-term and short-term liabilities

$x2$ = short-term liabilities / operating cost

In both of the above formulas, the signs were modified towards the original form, in order to unify an interpretation of values returned by the models.

In case of linear discriminatory models, the classification is carried out according to the rule:

$LFD > 0$ a company is not a bankrupt,

$LFD < 0$ a company is a bankrupt,

In case of logit models, there are two ways of proceeding – by using the value that is marked in the formulas as LG or y . In case if:

$LG > 0,5$ or $y > 0$ a company is not a bankrupt,

$LG < 0,5$ or $y < 0$ a company is a bankrupt,

An aggregate method, mentioned at the beginning of this point, consists of the use of the indications of many models and of developing the aggregate assessment on the basis of these models. It is an established principle, if most of many models (in that case at least 6) indicate the company as a bankrupt, we assume that the company belongs to the class “bankrupt”. If, however, most of the models indicate that the company is not a bankrupt, we acknowledge that the company belongs to the class “non-bankrupt”. Such proceeding protects against poor quality of classification that was obtained by individual models. Drawing conclusions on company’s condition on the basis of their indicators can lead to many mistakes. On the other hand, it should be remembered that it is not known in advance, how an identification of specific set of data will look like. It happens that the model for the single set indicates the company’ condition extremely poorly but for the other one it perceives it very well.

Selected Polish enterprises bankruptcy forecasting models

The verifications were carried out by using financial data from the years 2009–2012 coming from 110 companies, half of which companies went bankrupt and the other half did not. Data were obtained from Notoria Service and from the database of EMIS service.

It should be underlined that obtaining the information on enterprises which are not bankrupt seems to be relatively simple, but the information on bankrupt enterprises is really difficult to obtain. This is due to the fact that the number of enterprises the bankruptcy of which was declared is therefore relatively smaller than the number of the operating ones. Number of bankruptcy proceedings in Poland in the years 1997 – 2013 has been presented in the table 2. In all the years they fell below 2 000, and in the period from 2005 to 2014 the overall number was far below 1000.

Model drugi (przez autorów oznaczony jako D_9) jest liniowym modelem dyskryminacyjnym wykorzystującym jedynie dwa wskaźniki finansowe:

$$LFD = + 0,0896 + 1,9909 \cdot x1 - 1,2140 \cdot x2 \quad (18)$$

gdzie:

$x1$ = (wynik netto + amortyzacja) / zobowiązania długo i krótkoterminowe

$x2$ = zobowiązania krótkoterminowe / koszty operacyjne

W obydwu powyższych wzorach zmieniono znaki wobec postaci oryginalnej, aby ujednoczyć interpretację wartości zwracanej przez modele.

W przypadku modeli w postaci liniowej funkcji dyskryminacyjnej klasyfikację prowadzi się według reguły:

$LFD > 0$ firma nie jest bankrutem,

$LFD < 0$ firma jest bankrutem,

W przypadku modeli logitowych można postępować dwojako – wykorzystując wartość oznaczoną we wzorach jako LG lub y . Wówczas jeśli:

$LG > 0,5$ lub $y > 0$ firma nie jest bankrutem,

$LG < 0,5$ lub $y < 0$ firma jest bankrutem,

Wspomniana na początku tego punktu metoda zagregowana polega na wykorzystaniu wskazań wielu modeli i opracowaniu na ich podstawie zagregowanej oceny. Przyjęto zasadę, że jeśli większość spośród modeli (w tym przypadku co najmniej 6) wskazuje, że firma jest bankrutem przyjmujemy, że firma należy do klasy „bankrut”. Jeśli natomiast większość modeli wskazuje, że firma bankrutem nie jest, zaliczamy ją do klasy „nie bankrut”. Postępowanie takie zabezpiecza przed bardzo niską jakością klasyfikacji uzyskanej pojedynczymi modelami. Wyciąganie wniosków co do kondycji firmy na podstawie ich wskazań prowadzić może do wielu błędów. Z drugiej strony pamiętać należy, że z góry nie wiadomo jaka będzie rozpoznawalność dla określonego zestawu danych. Zdarza się bowiem, że model dla zestawu jednego identyfikuje kondycję firm bardzo źle, zaś dla innego bardzo dobrze.

Wybrane polskie modele prognozowania bankructwa

Weryfikacje modeli przeprowadzono przy wykorzystaniu danych finansowych z lat 2009-2012 pochodzących z 110 firm, z czego połowa to firmy, które zbankrutowały i połowa, które nie zbankrutowały. Dane pochodziły z serwisu Notoria oraz z bazy danych serwisu EMIS.

Podkreślić należy, że o ile uzyskanie danych o firmach, które nie zbankrutowały jest stosunkowo proste, o tyle dane bankrutów są trudne do uzyskania. Wynika to z faktu, że firm, których upadłość została ogłoszona jest wobec firm działających relatywnie niewiele. Liczby postanowień upadłościowych w Polsce w latach 1997-2013 przedstawiono w tabeli 2. We wszystkich latach mieszczą się one poniżej 2 000, a w okresie 2005-2014 zdecydowanie poniżej 1000.

Table 2. Number of bankruptcy proceedings in the years 1997-2014**Tabela 2.** Liczby postanowień upadłościowych w Polsce w latach 1997-2014

Year / Rok	Number of proceedings / Liczba postanowień
1997	794
1998	864
1999	1017
2000	1289
2001	1674
2002	1868
2003	1798
2004	1116
2005	793
2006	576
2007	447
2008	411
2009	691
2010	655
2011	723
2012	877
2013	883
2014	823

Source: Own study based on the Coface Raport.

Źródło: Opracowanie własne na podstawie Raport Coface.

The results of the classification of 110 enterprises by the individual models and the aggregate method have been presented in Table 3. The models are given in the sequence of the number of correctly identified enterprises in both classes. However, it should be underlined that participation of correct identification is not the only criterion for model assessment. It is also important to obtain the lowest possible asymmetry in the identification of classes. If one of the classes is definitely better identified than the second one, the indications of model will be evaluated as less reliable. As an example, we may indicate a model which could accurately identify 50% of the enterprises of which 100% in one class and 0% in the second class. The indications of this model do not provide any credible information, because the same results can be obtained by assuming that all investigated enterprises belong to one class.

The best results of classification are obtained by using aggregate method. 83% of enterprises were correctly identified. The classification is asymmetrical – “non-bankrupt” class is better identified.

Among the single models the best joint recognition at the level of 82,7% was obtained by four models: Zawadzki and Męczyńska’s model, Stępień and Strąk’s model, Harmol and others’s model and Gruszyński’s model No 3. Zawadzki and Męczyńska’s models and Stępień and Strąk’s models are equivalent because there is less asymmetry of class identification. Worse results are obtained by Harmol and others’s models and Gruszyński’s model No 3 due to the significant asymmetry in classification. The Harmol and others’s model much better identifies “non-bankrupt” group and Gruszyński’s model No 3 better identifies “bankrupt” group.

The recognition within the level of 70% was obtained by five models (Hołda’s, Pociacha and other’s No 2, Gruszyński’s No 6, and Hadasik, Pociacha and other’s No 1). However, all of these models gave clearly asymmetrical classification.

Wyniki klasyfikacji 110 firm pojedynczymi modelami oraz metodą zagregowaną przedstawiono w tabeli 3. Modele podano w kolejności wynikającej z liczby poprawnie rozpoznanych firm w obydwu klasach. Podkreślić jednak należy, że udział poprawnych identyfikacji nie jest jedynym kryterium oceny modelu. Istotne jest również uzyskanie jak najmniejszej asymetrii w rozpoznawaniu klas. Jeśli jedna z klas rozpoznawana jest zdecydowanie lepiej od drugiej, wskazania modelu ocenić należy jako mniej wiarygodne. Jako przykład podać można model, który trafnie zidentyfikowałby 50% firm z czego 100% w jednej klasie i 0% w drugiej. Wskazania takiego modelu nie dają żadnej wiarygodnej informacji, ponieważ można takie wyniki uzyskać zakładając, że wszystkie badane firmy należą do jednej klasy.

Najlepsze wyniki klasyfikacji uzyskano metodą zagregowaną. Poprawnie rozpoznanych zostało 87,3% firm. Klasyfikacja jest asymetryczna – lepiej rozpoznawana jest klasa „nie bankrutów”.

Spośród pojedynczych modeli najlepszą rozpoznawalność łączną równą 82,7% uzyskano czterema modelami: Zawadzkiego i Męczyńskiej, Stępnia i Strąka, Harmola i innych oraz, Gruszczyńskiego nr. 3. Modele Zawadzkiego i Męczyńskiej oraz Stępnia i Strąka są równoważne, ponieważ cechuje ją mniejsza asymetria w rozpoznawaniu klas. Gorsze wyniki dają modele Harmola i innych oraz, Gruszczyńskiego nr. 3, ponieważ klasyfikacja jest silniej asymetryczna. Model Harmola i innych zdecydowanie lepiej rozpoznaje „nie bankrutów”, zaś model Gruszczyńskiego nr. 3 „bankrutów”.

Rozpoznawalność w granicach 70% uzyskano pięcioma modelami (Hołdy, Pocięchy innych nr. 2, Gruszczyńskiego nr. 6, Hadasik oraz Pocięchy i innych nr. 1). Jednak wszystkie te modele dały klasyfikacje wyraźnie asymetryczną.

The worst results of classification were obtained by the models of Pogodzińska and Sojak, and the models of Gajdka and Stos. Both of the models identified the "non-bankrupts" very well, but did not identify the "bankrupts".

It should be stressed that the assessment of the models was carried out on the basis of identifiable collections of data. In the other cases, the results could be different.

Very low identification of individual situation, which is caused by some models, may be worrying. The users of models do not have any guarantee that the classification task will be done correctly. It is important to know that the models are built in order to evaluate the enterprise or enterprise condition the future of which is unknown. The verification of correctness will be possible until the expiry of the forecast and it will be known what the situation of individuals is. This referral shows the purpose for applying a number of models to classification. Aggregate assessment is always safer because it reduces the risk of incorrect identification of the selected unit.

It is worth considering whether in a situation in which almost none of these models do the task correctly, relying opinion about the future of the unit, which is based on indication of bankruptcy models, is appropriate.

The author takes the view that the indications of the models can only be seen as a preliminary, but definitely not the only measure. There is a need for more in-depth and detailed assessment especially when the decision (e.g. to grant a credit or not) may result in serious consequences for both the entity deciding and the considered individual. The bankruptcy forecasting models may apply to an approximate assessment of situation of individuals. However, it is worth, in this case to use a greater number of models and to apply the aggregate assessment which allows to eliminate the incorrect identification by using the single models.

Najgorsze rezultaty klasyfikacji uzyskano modelami Pogodzińskiej i Sojaka oraz Gajdki i Stosa. Obydwa modele dobrze identyfikowały „nie bankrutów”, lecz nie rozpoznały „bankrutów”.

Podkreślić należy, że ocena modeli została przeprowadzona na podstawie określonego zbioru danych. W przypadku innych, rezultaty mogłyby być odmienne.

Bardzo niska rozpoznawalność sytuacji jednostki przez niektóre pojedyncze modele może jednak budzić niepokój. Użytkownik modeli nie ma bowiem żadnej gwarancji, że zadanie klasyfikacji wykonane zostanie poprawnie. Pamiętać trzeba, że modele budowane są w celu oceny sytuacji firmy lub firm, których przyszłość nie jest znana. Weryfikacja poprawności będzie możliwa dopiero, gdy prognoza stanie się prognozą wygasłą i wiadomo będzie jaka jest sytuacja jednostki.

Wniosek ten wskazuje na celowość stosowania do klasyfikacji wielu modeli. Ocena zagregowana jest zawsze bezpieczniejsza, ponieważ zmniejsza ryzyko niepoprawnej identyfikacji wybranej jednostki.

Warto jednak zastanowić, czy w sytuacji gdy praktycznie żaden model nie wykonał zadania w pełni poprawnie, opieranie opinii o przyszłości jednostki na podstawie wskazania modeli bankructwa jest właściwe. Autorka stoi na stanowisku, że wskazania modeli można traktować jedynie jako wstępny, jednak z pewnością nie jedyny miernik. Konieczna jest ocena bardziej pogłębiona i wnikliwa zwłaszcza, jeżeli podjęta decyzja (np. udzielenia kredytu lub nie) może skutkować poważnymi konsekwencjami zarówno dla decydenta jak i rozważanej jednostki.

Progностyczne modele bankructwa mogą mieć natomiast zastosowanie do orientacyjnej oceny sytuacji grupy jednostek. Warto jednak i w tym wypadku wykorzystać większą liczbę modeli i zastosować ocenę zagregowaną umożliwiającą eliminację niewłaściwej identyfikacji modelami pojedynczymi.

Table 3. Classification results of 110 firms

Table 3. Wyniki klasyfikacji 110 firm

Model/ Model	The number of correctly identified non-bankrupts/ Liczba poprawnie rozpoznanych nie bankrutów	The number of correctly identified bankrupts/ Liczba poprawnie rozpoznanych bankrutów	The number of correctly identified firms/ Liczba poprawnie rozpoznanych firm
Aggregate assessment	92,7%	81,8%	87,3%
Zawadzki and Mączyńska	80,0%	85,5%	82,7%
Stępień and Strąg	80,0%	85,5%	82,7%
Harmol and others	92,7%	72,7%	82,7%
Gruszczyński No 3	69,1%	96,4%	82,7%
Hołda	96,4%	63,6%	80,0%
Pociecha and others No. 2	67,3%	90,9%	79,1%
Gruszczyński No 6	58,2%	94,5%	76,4%
Hadasik	89,1%	54,5%	71,8%
Pociecha and others No1	56,4%	85,5%	70,9%
Pogodzińska and Sojak	100,0%	20,0%	60,0%
Gajdek and Stos	87,3%	0,0%	43,6%

Source: Own study based on the Coface Raport.

Źródło: Opracowanie własne na podstawie Raport Coface.

Conclusion

Bankruptcy models of enterprises, which are developed and presented in the literature, can be applied in order to create forecasts, however their indications should be treated with caution. Most of the models gave the recognition below 80%, which means that over 20% of individuals were classified incorrectly. If the incorrect assessment may result in negative consequences for evaluated individuals or other entities, there is a necessity for additional verification of their conditions. However, there is nothing against applying the bankruptcy models to indicative assessment of a given group of entities.

Due to the low identification of the possibility of bankruptcy by single models, it is advisable to use many models and on this basis the aggregate assessment will be developed. This reduces the risk of the wrong decision that was made on the basis of wrong diagnosis.

References/Literatura:

- Altman E. I. (1968), *Financial Ratios, Discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy*. Journal of Finance, Vol. 23, No. 4, September, s. 589-609.
- Gajdka J., Stos D. (2003), *Ocena kondycji finansowej polskich spółek publicznych w okresie 1998-2001*, W: D. Zarzecki (red.) *Czas na pieniądź, Zarządzanie finansami, Mierzenie wyników i wycena przedsiębiorstw*. t. 1, Wydawnictwo Uniwersytetu Szczecińskiego, Szczecin, s. 156-157.
- Gasza R. (1997), *Związek między wynikami analizy typu Altmana a kształtowaniem się kursów akcji wybranych spółek giełdowych w Polsce. Rezultaty badań najstarszych spółek giełdowych w latach 1991-1995*. Bank i Kredyt, nr 3, s. 59-62.
- Gruszczyński M. (2003), *Modele mikroekonometrii w analizie i prognozowaniu zagrożenia finansowego przedsiębiorstw*. Instytut Nauk Ekonomicznych Polskiej Akademii Nauk, nr 34.
- Hadasik D. (1998), *Upadłość przedsiębiorstw w Polsce i metody jej prognozowania*. Wydawnictwo Akademii Ekonomicznej w Poznaniu, Poznań.
- Hamrol M., Czajka B., Piechocki M. (2004), *Upadłość przedsiębiorstw – metoda analizy dyskryminacyjnej*. Przegląd Organizacji nr 6, s. 35-39.
- Hamrol M., Chodakowski J. (2008), *Prognozowanie zagrożenia finansowego przedsiębiorstwa. Wartość predykcyjna polskich modeli analizy dyskryminacyjnej*. Badania Operacyjne i Decyzje, nr 3, s. 17-32.
- Hołda A. (2001), *Prognozowanie bankructwa jednostki w warunkach gospodarki polskiej z wykorzystaniem funkcji dyskryminacyjnej Z_n*. Rachunkowość, nr 5, s. 306-310.
- Koralun-Bereźnicka J. (2006), *Ocena możliwości wykorzystania wybranych funkcji dyskryminacyjnych w analizie polskich spółek giełdowych*. Studia i Prace Kolegium Zarządzania i Finansów. Zeszyt Naukowy 69, SGH w Warszawie, s. 18-28.
- Korol T., Prusak B. (2005), *Upadłość przedsiębiorstw a wykorzystanie sztucznej inteligencji*. CeDeWu, Warszawa.
- Kisielińska J. (2008), *Modele klasyfikacyjne prognozowania sytuacji finansowej gospodarstw rolniczych*. Wydawnictwo SGGW, Warszawa.
- Kisielińska J., Waszkowski A. (2015), *Zagregowana ocena kondycji finansowej firm z wykorzystaniem polskich modeli upadłości*. Ekonomista, nr 5, s. 679-692.
- Mączyńska E., Zawadzki M. (2000), *Modelowe i prognostyczne aspekty pomiaru zmian w sytuacji przedsiębiorstw i w restrukturyzacji – analiza dyskryminacyjna*. Working Papers PZB NR 001-09, Nr 42, Instytut Nauk Ekonomicznych PAN, Warszawa.
- Ustawa z dnia 28 lutego 2003 r. Prawo upadłościowe i naprawcze* (Dz. U. 2003 Nr 60 poz. 535 wraz z późniejszymi zmianami).
- Pociecha J., Pawełek B., Baryła M., Augustyn S. (2014), *Statystyczne metody prognozowania bankructwa w zmieniającej się koniunkturze gospodarczej*. Fundacja Uniwersytetu Ekonomicznego w Krakowie, Kraków.
- Pogodzińska M., Sojak S. (1995), *Wykorzystanie analizy dyskryminacyjnej w przewidywaniu bankructwa przedsiębiorstw*. Acta Universitatis Nicolai Copernici, *Ekonomia XXV*, Zeszyt 299, Toruń, s. 53-61.
- Prusak B. (2005), *Nowoczesne metody prognozowania zagrożenia finansowego przedsiębiorstwa*. Difin, Warszawa.
- Rogowski W. (1999), *Możliwość wczesnego rozpoznawania symptomów zagrożenia zdolności płatniczej przedsiębiorstwa*. Bank i Kredyt, nr 6, s. 60-65.
- Stasiewski T. (1996), *Z-score – indeks przewidywanego upadku przedsiębiorstwa*. Rachunkowość, nr 12, s. 628-631.
- Stępień P., Strąk T. (2004), *Wielowymiarowe modele logitowy oceny zagrożenia bankructwem polskich przedsiębiorstw*, W: D. Zarzecki (red.), *Zarządzanie finansami: Finansowanie przedsiębiorstw w Unii Europejskiej*. Wydawnictwo Uniwersytetu Szczecińskiego, Szczecin, s. 443-452.

Websites/ strony internetowe:

- Raport Coface, <http://www.coface.pl/Aktualnosci-i-Media/Publikacje> (dostęp: 26.04.2015).

Podsumowanie

Opracowane i przedstawione w literaturze modele bankructwa przedsiębiorstwa mogą być stosowane do budowy prognoz, jednak wskazania ich powinny być traktowane z pewną ostrożnością. Większość modeli dała rozpoznawalność łączną poniżej 80%, co oznacza, że ponad 20% jednostek zakwalifikowanych zostało błędnie. Jeśli nieprawidłowa ocena może skutkować negatywnymi konsekwencjami dla ocenianej jednostki, bądź innego podmiotu, konieczna jest dodatkowa weryfikacja jej kondycji. Nie ma natomiast przeszkód do stosowania modeli bankructwa do orientacyjnej oceny stanu grupy podmiotów.

Z uwagi na często niską rozpoznawalność możliwości bankructwa przez pojedyncze modele, wskazane jest używanie wielu modeli i na ich podstawie opracowanie oceny zagregowanej. Zmniejsza to bowiem ryzyko podjęcia decyzji niewłaściwej na podstawie błędnej diagnozy.