

## ПРОГНОЗИРАНЕ НА РИСКА ОТ НЕСЪСТОЯТЕЛНОСТ С МОДЕЛ, БАЗИРАН НА ДИСКРИМИНАНТЕН АНАЛИЗ, АДАПТИРАН ЗА БЪЛГАРСКИТЕ УСЛОВИЯ

**Екатерина Цветанова**

*Докторант, Нов български университет*

**Резюме:** До момента липсва инструмент за прогнозиране на риска от несъстоятелност за българските условия, базиран само на финансови съотношения, въпреки почти вековната история на изследванията в тази сфера. В настоящата разработка е описан модел за прогнозиране на риска от несъстоятелност с данни за български компании. Представена е класификационната точност на модела върху оценъчна и тестова извадка. Направен е сравнителен анализ с класификационната точност на адаптирания модел на Altman от 2000 г. и са изведени заключения.

**Ключови думи:** модел, риск, несъстоятелност, фалит, Z-score на Altman

## BANKRUPTCY PREDICTION MODEL BASED ON DISCRIMINANT ANALYSIS USING BULGARIAN DATA SET

**Ekaterina Tzvetanova**

*Ph. D. student, New Bulgarian University*

**Abstract:** There is no a bankruptcy forecasting model based on the Bulgarian data set up to now even if there are papers in this field from a century. However, in this study is suggested a bankruptcy forecasting model based on Bulgarian dataset. It is showed the classification test based on both development and testing sample. In addition, it is presented a comparison analysis of the classification accuracy between the developed model and the Altman's Z-score which was updated in 2000. It is made a conclusions based on the analysis.

**Keywords:** model, risk, insolvency, bankruptcy, Altman's Z-score

### I. Въведение

Обявяването на несъстоятелност на фирмите е значим проблем в целия свят с високи социални директни и индиректни разходи [1]. Точните прогнози са необходим инструмент за вземането на информирани решения. Наличието на акуратен инструмент за прогнозиране създава възможност за предотвратяване на несъстоятелността.

Значимостта на това да има инструмент, чрез който да се прогнозира възможността дадена компания да изпадне в несъстоятелност, се дискутира от началото на 30-те години на миналия век. Първата разработка, която анализира взаимодействието на финансовите съотношения е на Altman [2]. През 1968 г. той конструира модел за прогнозиране на риска от несъстоятелност на база на многомерен дискриминантен анализ. До тогава този метод е прилаган в други сфери на науката като биология и химия. През 70-те години започват да се прилагат логистичните регресии и пробит анализа (напр. съответно Martin [3] и Zmijewski [4]). След 90-те години започва широкото прилагане на т.нар. интелигентни модели, които имат свойството да се

самообучават. Най-популярен метод за прогнозиране на риска от несъстоятелност то тази група е невронни мрежи.

Въпреки почти вековното развитие на този инструмент, базиран на финансови данни, в България липсват публикации, свързани с надеждни прогнози на риска от несъстоятелност, базирани на данни от финансовите отчети на български компании. В настоящата разработка е представен модел за прогнозиране на риска от несъстоятелност, конструиран с данни за български компании и базиран на линеен многомерен дискриминантен анализ, който дава решение на този проблем.

## II. Методология

### 1. Дефиниция за несъстоятелност

За да се съберат данни за модела и за неговото тестване за надеждност е необходимо да се избере точна дата за фирмената несъстоятелност. От трите възможности в Търговския закон: фактичката несъстоятелност, формална несъстоятелност и окончателна несъстоятелност избираме за определяща датата на *фактическа несъстоятелност*, защото това е: 1) най-ранната дата, която може да бъде точно определена и, 2) показва *неоспоримо* момента, в който компанията е *в невъзможност да обслужва своите задължения*. Така дефинираната несъстоятелност е определяща при избора на годината на финансовите отчети, на база на които се конструира моделът, както и при определяне на индустрията, в която оперира компанията и за тестовите на модела.

### 2. Формиране на извадка

За конструирането на модела са направени две извадки като е приложен метод на съвпадащите двойки:

*Компании във фактическа несъстоятелност.* Данните за компаниите са извлечени от пълно-текстовата правно-информационна система АПИС Право Web. В извадката попадат 87 компании, изпаднали във фактическа несъстоятелност, които са публикували пълни финансови отчети 4 години преди датата на подаване на молба за откриване на производство и те не са нулеви. Тя е разделена на две 41 компании за оценка на модела, а останалите 46 за тестване на класификационната му точност. За да може да се определи индустрията, в която оперира компанията е използвана Класификация на икономическите дейности (КИД) от 2003 г., като информацията е получена в резултат на допълнителна справка в Националния статистически институт (НСИ) година преди настъпване на фактичката несъстоятелност.

*Финансово стабилни компании.* Извадката, която участва в оценката на модела, е направена по метода на съвпадащите двойки. За да се приложи този метод за всяка компания във фактическа несъстоятелност, трябва да бъде избрана съответстваща финансово стабилна компания, която да отговаря на следните изисквания: да са приблизително с еднакъв размер на активите, да са от една и съща индустрия и финансовият отчет, включен в оценката, да е от съответната година, от която е този на компанията във фактическа несъстоятелност. Компаниите отново трябва да имат годишни финансови отчети поне за 4 години.

За тестване на класификационната точност на модела са конструирани следните две извадки:

*Компании във фактическа несъстоятелност.* В извадката попадат останалите 46 компании.

*Финансово стабилни компании.* За тестване на модела е направена случайна извадка от всички активни компаниите от всички сектори за периода от 01.01.2006 г. до 30.06.2016 г. Включените фирми могат да имат и отчети за период от 3 до 5 години, но компаниите трябва

да са извършвали оперативна дейност. В извадката се включва последният публикуван финансов отчет на 56 компании без значение от годината.

### 3. Многомерен дискриминантен анализ

С цел открояване на най-подходящия модел са анализирани изследвания, включващи 232 модела за 19 страни на пет континента [5]. Публикациите обхващат периода 1966–2014 г. Включените страни са с различно икономическо и социално развитие, степен на икономическа свобода и растеж. Изведено е заключението, че *най-подходящият метод за българските условия е многомерният дискриминантен анализ – той е най-популярен; моделите, базирани на него, отчитат най-висока точност; имат ясен алгоритъм; въпреки необходимостта за удовлетворяване на редица допускания и интуитивността при интерпретацията му, той е един от моделите, които позволяват ефикасна и ефективна актуализация.*

Линейният многомерен дискриминантен анализ (ЛДА) анализ е статистически метод за класификация на наблюдения в една от няколко предварително зададени две или повече групи. След като бъдат определени групите и наблюденията бъдат класифицирани в тях, методът, изчислява линейна комбинация от тестваните характеристики, които най-добре дискриминират наблюденията в групите и дефинира съответните коефициенти.

ЛДА позволява редуциране на пространствената размерност от броя на независимите променливи до G-1 измерение, където G е предварително зададените групи. В настоящата разработка предварително определените групи са две – финансово стабилни компании и компании във фактическа несъстоятелност. Това означава, че функцията на ЛДА има следния вид:

$$(1) \quad Z_i = V_0 + V_1 X_1 + V_2 X_2 + \dots + V_j X_j,$$

където Z е стойността, която се използва, за да се класифицира наблюдение i, като  $i = 1, 2, 3 \dots n$  (броя на компаниите), където  $V_1, V_2, \dots, V_j$  са дискриминантни коефициенти, а  $X_1, X_2, \dots, X_j$  са независими променливи. ЛДА изчислява дискриминантните коефициенти  $V_j$ , а  $X_j$  са реални стойности, където  $j=1, 2, \dots, n$ .

### III. Емпирични резултати

Липсата на изследвания за прогностичните свойства на финансовите коефициенти за компаниите в България изисква внимателен и задълбочен подбор. Laitinen & Suvas [6] стигат до заключението, че в България най-често прилаганите *финансови съотношения не достигат достатъчно висока точност* поради това, че специфичните фактори в страната имат силно влияние на прогностичните свойства на модела.

Тук анализът е проведен върху 121 финансови съотношения, разпределени в шест групи: индикатори, свързани с паричните потоци; коефициенти за възвръщаемост; коефициенти за ефективност; ликвидност; финансова задлъжнялост; други (напр. логаритъм от общо активи или възраст на компанията). Критериите за избор са наличие на данни; популярност в емпиричните изследвания; убедеността на автора в приноса на показателя.

Целта на изследването е да се намерят тези финансови съотношения, които се очаква да имат добра прогностична точност при компаниите в България и които относително не са корелирани помежду си.

Оценката е направена съобразно следните критерии: отчитането на ясна разлика между двете групи; разпределение, което да не се припокрива съществено между двете групи; ниска корелация; удовлетворяване на допускането за нормално разпределение.

В резултат на анализа остават 24 финансови съотношения, като тези, включени в групата индикатори, свързани с паричните потоци са изцяло изключени, като до подобен резултат достига и Altman [2]. Той използва 22 финансови съотношения, в които не се включват финансови съотношения, базирани на данни от отчета за паричните потоци.

Конструирахме модела в помощта на статистическия софтуер SPSS. Приехме, че предварителната вероятност за изпадане в несъстоятелност е 50 на 50 за двете групи. В литературата се срещат критики от различни автори [4], че при моделите, чиято предварителна вероятност е различна от тази на популацията, може да се наблюдава изкривяване на резултатите за акуратност на модела. Въпреки това в практиката точността на моделите, базирани на тази вероятност, са едни от най-често използваните. Липсват доказателства, които недвусмислено да показват, че моделите, които имат предварителна вероятност по-близка до реалната популация, постигат по-висока точност.

Използвахме едновременно включване на променливите, вместо поетапното (stepwise). Приложеният метод позволява тестването на поведението на модели с променливи, които не дават недвусмислени статистически данни, че дискриминират групите добре, но въпреки това допълват модела.

Приемаме модел, който би могъл да премине последващи тестове за точност и задоволява следните изисквания:

1. Отхвърляне на хипотезата за равенство между средните стойности между групите на финансово стабилните компании и тези, изпаднали във фактическа несъстоятелност
2. М-тест на Бокс (Box's M statistic) с резултати, даващи основание да не се отхвърли хипотезата за равенство на вариационно-ко вариационните матрици между групите (необходимо допускане);
3. Силна корелация между дискриминантните коефициенти и групите
4. Достигане на възможно най-ниски стойности на Ламда на Wilks при тестване на дискриминиращата способност на построената дискриминантна функция;
5. Достигане на над 90% точност при класификацията на оценъчната извадка;

### 1. Дискриминантна функция

В резултат на направените анализи и емпирично изследване изведохме следния модел:

$$(2) \quad Z = 2.213438 * X_1 + 0.243041 * X_2 + 0.76071 * X_3 + 2.821462 * X_4,$$

където финансовите съотношения са както следва:

$X_1$  – Печалба преди лихви и данъци (ЕБИТ) към общо активи. Съотношението измерва производителността на фирмата, независимо от данъци и финансов ливъридж.

Съществуването на една фирма се основава на доходността на активите и този коефициент е подходящ при измерването на кредитен риск. Въпреки зависимостта ѝ от приходите, които са обект на манипулация, съотношението е поне толкова предсказуемо, колкото паричните потоци. Това съотношение е с най-голяма тежест.

$X_2$  – Оборотен капитал към общо активи. В това съотношение под общо активи се разбира всички активи на компанията, а оборотният капитал е разликата между текущите активи и текущите пасиви. То е с най-ниска корелация във функцията и с най-ниска статистическа значимост.

Тези две финансови съотношение съвпадат с тези на Altman [2], както тяхната статистическа значимост за модела. Следващите две финансови съотношения са структурни индикатори, базирани на данни от отчета на финансовото състояние на компанията. Те в голяма степен отразяват специфичните фактори и практики, прилагани в страната.

$X_3$  – Собствен капитал към общо активи – Съпоставят се собствения капитал на компанията към общо активи, което показва нейната финансова устойчивост.

$X_4$  – Пари към общо активи. Финансово съотношение, което измерва частта на активите, държани в парични средства и парични еквиваленти. Той е на второ място по значимост след EBIT към общо активи. Причината за значимостта на този индикатор е практиката за не плащане на пълните осигуровки на служителите и натрупването на тези суми на касата. От друга страна, при обявяване в несъстоятелност компаниите не отчитат толкова големи суми като налични парични средства.

## 2. Оценка на класификационната точност

*Предварителна класификационна оценка.*

**Таблица. 3. Класификационна точност на модела, приложен върху оценъчната извадка**

	Общо	Компании във фактическа несъстоятелност	Финансово стабилни компании
Общо	82	41	41
Правилно	75	41	34
Грешно	7	0	7
Правилно	91%	100%	83%
Грешно	9%	0%	17%

*Източник: Изчисления на автора*

В таблица №1 представихме резултатите при класификация на оценъчната извадка. Моделът показва много добра класификационна точност от средно 91% правилно класифицирани компании. Резултатите върху компаниите във фактическа несъстоятелност са 100%, но при финансово стабилните компании резултатът е по-слаб. Това се дължи на фактът, че в тези 17% попадат компании, които имат показатели по-скоро характерни за компании, изпаднали в несъстоятелност (напр. отрицателен собствен капитал). Има икономически смисъл моделът „да подозира“ наличие на риск от фалит за тях, защото: 1) ще фокусира вниманието за внимателна проверка на тяхното състояние и, 2) без процента на това съмнение ще следва да ги класифицира като напълно безрискови, а такова нещо няма.

*Последващата класификационна оценка.* Последващата класификационна оценка (ex post classification) на модела представлява прилагане на модела върху данни на компании за същия период, както и извадката участвала в оценката на модела [7]. Тази оценка осигурява суров

тест на сходимостта на модела и неговите оценки на отделните компоненти и параметри. Последващата класификация дава индикация относно доверието, което може да се има по отношение на наблюдаваното припокриване между групите и между разпределението на променливите, проучвани в групите. Използвахме се вече оценените дискриминантни коефициенти и се заместват финансовите съотношения на новата извадка.

**Таблица. 2. Класификационна точност на модела, приложен върху тестова извадка**

	Общо	Компании във фактическа несъстоятелност	Финансово стабилни компании
Общо	100	46	54
Правилно	79	35	44
Грешно	21	11	10
Правилно	79%	76%	81%
Грешно	21%	24%	19%

*Източник: Изчисления на автора*

Моделът класифицира задоволително и компаниите, попаднали в тестовата извадка (таблица 2). Качеството на финансовата информация влияе силно на резултатът. По-ниската точност на модела се дължи и на фактът, че много от компаниите, попадащи в извадката на случаен принцип са такива, които са без значителна дейност или които са млади.

*Дългосрочна точност на модела.* В дългосрочен план моделът ни показва устойчиви резултати, въпреки че очаквано прогностичната му точност намалява с годините (таблица 3).

**Таблица. 3. Класификационна точност на модела в дългосрочен план**

Години преди фалит	Общо компании	Правилно класифицирани	Грешно класифицирани	% правилно класифицирани
Година	82	75	7	91%
Две	82	69	13	84%
Три	82	61	21	74%
Четири	82	58	24	71%

*Източник: Изчисления на автора*

### 3. Сравнителен анализ на получените класификационни резултати

Резултатите от получения модел подложихме на сравнителен анализ (таблица 4). Като алтернативен модел използваме ревизията на модела на Altman от 2000 г. [8], където актуализира моделът от 1968 [2]. Той преизчислява коефициентите и замества пазарната стойност с балансовата стойност на капитала във финансовото съотношение пазарна стойност на капитала към общо пасиви. Актуализираната функция има следния вид:

$$(3) \quad Z=0.717 * X_1+0.847 * X_2 + 3.107 * X_3 + 0.420 * X_4 + 0.998 * X_5 ,$$

където финансовите съотношения са следните:

$X_1$  – Оборотен капитал към общо активи

$X_2$  – Неразпределена печалба към общо активи

$X_3$  –ЕВИТ към общо активи

$X_4$  – Собствен капитал към общо пасиви

$X_5$  – Приходи от продажби към общо активи

**Таблица. 4. Сравнителен анализ на класификационна точност на модела година преди обявяване във фактическа несъстоятелност**

		<i>% правилно класифицирани</i>	<i>% грешно класифицирани</i>
	Общо	91%	9%
Модел с данни на български компании	Компании във фактическа несъстоятелност	100%	0%
	Финансово стабилни компании	83%	17%
	Общо	82%	18%
Модел на Altman	Компании във фактическа несъстоятелност	95%	5%
	Финансово стабилни компании	68%	32%

*Източник: Изчисления на автора*

Резултатите от сравнителния анализ показват, че в краткосрочен план адаптираният модел за българските условия дава по-добри резултати от този на Altman (таблица 5). Едни от причините са че моделът на Altman е ревизиран през 2000 г., а освен това финансовите съотношения са изведени на база на данни от американски компании. При тестовата извадка резултатите потвърждават твърдението, че адаптираният модел за българските условия показва по-добри резултати.

**Таблица. 5. Сравнителен анализ на класификационна точност на модела при тестова извадка**

		<i>% правилно класифицирани</i>	<i>% грешно класифицирани</i>
Модел с данни на български компании	Общо	79%	21%
	Компании във фактическа несъстоятелност	76%	24%
	Финансово стабилни компании	81%	19%
Модел на Altman	Общо	76%	24%
	Компании във фактическа несъстоятелност	76%	24%
	Финансово стабилни компании	76%	24%

*Източник: Изчисления на автора*

Освен това, резултатите показват категорично необходимостта от адаптация, както на финансовите съотношения, така и на стойностите на коефициентите на дискриминантната функция.

### **III. Заключение**

В настоящата разработка е представен модел за прогнозиране на риска от изпадане в несъстоятелност в българските условия. Моделът е конструиран на база на данни на български компании, използвайки линеен многомерен дискриминантен анализ. Постигната е 91% точна класификация.

Направен е сравнителен анализ с актуализирания модел на Altman от 2000 г. Моделът, базиран на данни от български компании отчита по-висока точност в сравнение с този на Altman. Резултатът потвърждава необходимостта от адаптация на модела за прогнозиране на риска от несъстоятелност към условията, в които те ще се прилага.

### **Литература:**

1. Lensberg T., Eilifsen, A., McKee, T. (2006). Bankruptcy theory development and classification via genetic programming. *European Journal of Operational Research*, 169, 677–697.
2. Altman, E. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23(4), 589-609.
3. Martin, D. (1977). Early warning of bank failures: A logit regression approach. *Journal of Banking and Finance*, 1, 249-276.



4. Zmijewski, M. (1984). Essays on corporate bankruptcy. Ph.D. dissertation, State University of New York-Buffalo.
5. Цветанова, Е. & Костов, И. (2016). Избор на методи за прогнозиране на риска от несъстоятелност в България. Сборник на научно – практическа конференция: „Стратегически визии: ефективно управление за икономически, организационни и социални трансформации” (иновации – институции – бизнес)“, Нов български университет, департамент „Администрация и управление”, Издателство на Нов български университет, 2016, ISBN 978-954-535-499-1, стр. 83-94.
6. Laitinen, E. & Suvas, A. (2013). International Applicability of Corporate Failure Risk Models Based on Financial Statement Information: Comparisons across European Countries. *Journal of Finance & Economics*, 1(3), 01-26
7. Altman, E. (1978, Winter). Examining Moyer's Re Examination of Forecasting Financial Failure, *Financial Management*, 7(4), 76
8. Altman, E. (2000). Predicting financial distress of companies: revisiting the Z-score and zeta models, [Online] Available from: <http://iiiglobal.org/component/jdownloads/viewdownload/648/5645.html> [Accessed: 5th September 2015]