

МЕТОДОЛОГИЯ ЗА АДАПТАЦИЯ НА МОДЕЛА НА ALTMAN ЗА ПРОГНОЗИРАНЕ НА РИСКА ОТ НЕСЪСТОЯТЕЛНОСТ ЗА БЪЛГАРСКИТЕ УСЛОВИЯ

Екатерина Цветанова

Докторант в департамент „Администрация и управление“

Нов български университет

Резюме: В настоящата разработка е направен опит за описание на методология за адаптация на модела на Altman за прогнозиране на риска от несъстоятелност за българските условия. Посочени са изводите и заключенията, на база на които е избран метод и модел за прогнозиране на риска от несъстоятелност. Дефинирани са основните етапи, през които е необходимо да се премине при конструирането на модел за прогнозиране на риска от несъстоятелност с данни за български компании.

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

METHODOLOGY FOR ADAPTATION OF ALTMAN'S BANKRUPTCY PREDICTION MODEL FOR BULGARIA

Ekaterina Tzvetanova

Ph. D. student in Department of Administration and Management

New Bulgarian University

Abstract: The purpose of this study is to describe a methodology for adaptation of Altman's bankruptcy prediction model for Bulgaria. This paper mentions the major findings and conclusions base on which was chosen a method and a bankruptcy prediction model. The article describes the main steps which are necessary to take for a building of bankruptcy prediction model with Bulgarian dataset.

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

I. Въведение

Обявяването на несъстоятелност на фирмите е значим проблем в целия свят с високи социални разходи [1]. Разходите са както директни, така и индиректни, като характерно за риска от несъстоятелност е неговата неопределеност от гледна точка на размера на тези разходи.

Прогнозирането на фирмена несъстоятелност е важно за различните потребители на финансовите отчети, като банки, кредитори, инвеститори, застрахователи, одитори и регулатори, бизнес консултанти, експерти, извършващи съдебно-счетоводни експертизи [2, 3]. Точните прогнози са необходим инструмент за вземането на информирани решения, като акуратността им 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. Сега това е дори по-важно с нарастващия брой финансови отчети [4], както и това, че времето, с което се разполага за конкретно корпоративно анализиране, става все по-малко.

Въпреки почти вековното развитие на този инструмент, базиран на финансови данни, в България липсват публикации, свързани с разработването на модели за прогнозиране на риска от несъстоятелност, базирани на данни от финансовите отчети. В настоящата разработка е направен опит да се конструира методология за адаптация на модела на Altman за прогнозиране на риска от несъстоятелност с данни за български компании.

II. Избор на подходящ метод и модел за прогнозиране на риска от изпадане в несъстоятелност, който да бъде адаптиран

С цел открояване на най-подходящия модел е реализиран анализ на 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.*

Първият модел, при който е приложен многомерният дискриминантен анализ, е създаден от Altman [6] през 1968 г. Той се базира на относително независими финансови съотношения, изчислени от фирмените счетоводни отчети, и оценени коефициенти на база на приложения метод. Моделът е за публични компании от индустриалния сектор със следната дискриминантна функция:

$$(1) \quad Z = 0.012 \cdot X_1 + 0.014 \cdot X_2 + 0.033 \cdot X_3 + 0.006 \cdot X_4 + 0.999 \cdot X_5,$$

където:

X_1 – оборотен капитал/ общо активи

X_2 – неразпределена печалба/ общо активи

X_3 – печалба преди лихви и данъци (ЕБИТ)/ общо активи

X_4 – пазарната стойност на всички акции/ общо пасиви

X_5 – приходи от продажби/ общо активи

Моделът позволява да се определи вероятността компанията да банкрутира до 2–3 години, като прогностичната му точност е 94% при фалиралите и 97% при финансово стабилните компании.

Интересът към модела поражда необходимостта той да бъде ревизиран многократно, като например да бъде преизчислен за компании, които не са публични, както и за отделни сектори [7, 8]. За да минимизира ефекта от индустрията Altman [9] прави още една ревизия, премахвайки обръщаемостта на активите. Този модел е подходящ и когато в даден отрасъл, където видът на финансирането на

активите се различава значително между отделните фирми. И за трите модела (за публични, за частни компании, за ревизията без обръщаемост на активите) са дефинирани три интервала с различна вероятност за банкрут:

- ✓ $Z > 2.9$ – Сигурна компания
- ✓ $1.23 < Z < 2.9$ – Несигурна зона
- ✓ $Z < 1.23$ – Финансово затруднена компания

Моделите от този вид са много удобни за употреба. За да се изчисли Z-score за съответната компания е необходимо взимането на данните от финансовите ѝ отчети и изчисляване на резултата на база на избраното равенството. Според получения Z-score резултат, компанията попада в единия от трите посочени интервала.

Въпреки че моделите на Altman във времето са доказали безспорно своите качества, съществуват многобройни аргументи за необходимостта от адаптация на моделите за прогнозиране на риска от несъстоятелност. Най-съществените причините са:

- разликите в икономическата среда;
- разликите във финансовия профил на компаниите в България днес и на американските през 1968;
- изменението на средните финансови съотношения във времето;
- констатациите, че старите статистически модели не са приложими в текущия период.

Моделът на Altman е най-подходящ за внедряване чрез адаптация в България по силата на следните причини:

- Използване на метод, който е оценен като най-подходящ за българските условия – 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 ефективна и ефикасна актуализация;

- Моделът е познат и служи за база в редица страни с различна икономическа среда, което показва, че той е адаптивен и лесен за приложение, като същевременно дава необходимите резултати.

Адаптацията следва да се изрази в:

- Подбор на показателите, съобразен със счетоводните стандарти, спецификата на икономическата среда, тяхната полезност за модела и убедителна интерпретация;
- Изчисляване на коефициентите на уравнението;
- Тестване на точността на модела върху различни извадки.

III. Методология за адаптация на модела на Altman за прогнозиране на риска от несъстоятелност за българските условия

Поставената цел в настоящата разработка е описанието на методология за създаване на модел за прогнозиране на риска от несъстоятелност на базата на дискриминантен анализ, който да постига възможно най-висока точност, възможно най-рано. Удовлетворителна точност е постигането над 90% от тестваните компании при оценъчната извадка и поне 90% при контролната извадка.

Процесът на конструиране на модел за прогнозиране на риска от несъстоятелност минава през следните стъпки:

- определяне на дефиниция за фалит;
- формиране на извадка;
- избор на финансови съотношения;
- изчисляване на модела;

- валидация на модела.

1. Дефиниция за фалит

На база на текстовете на Търговския закон разграничаваме следните форми на несъстоятелността:

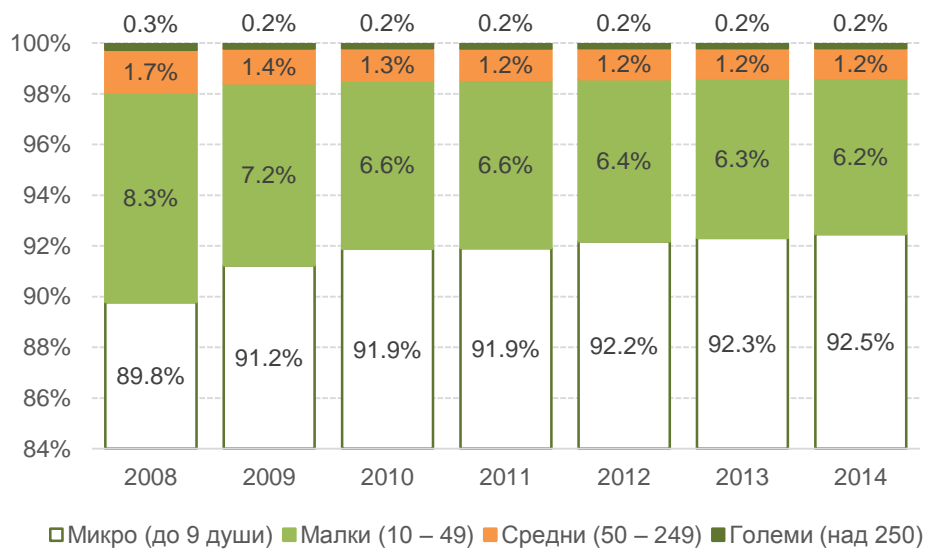
- **Фактическата несъстоятелност**, която възниква при подаване на молбата за откриване на производството по несъстоятелност. Тя може да се определи относително точно, защото при подаването на молбата в съответния районен съд се образува търговско дело, по чийто номер се определя годината, в която е подадена тя.
- **Формална несъстоятелност** – настъпва на датата, на която съдът е взел решение за откриване на производство по несъстоятелност, на база на подадена писмена молба за откриване му.
- **Окончателна несъстоятелност**, която настъпва от датата, определена в решението на съда за фалит на фирмата.

В настоящата разработка определяща е датата на *фактическа несъстоятелност*, защото това е най-ранната дата, която може да бъде точно определена и показва *неоспоримо* момента, в който компанията е *в невъзможност да обслужва своите задължения*. Колкото по-рано моделът може точно да отчита финансовото затруднение, толкова по-ценен инструмент би бил той. Датата на фактическата 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.

2. Формиране на извадка

Една от поставените задачи е създаването на модел, който да бъде приложен върху възможно най-голяма група от компании. Структурата на компаниите в България е по-различна от тази на западните страни, като, според наличните данни в Националния статистически институт (НСИ) [10] за нефинансовия сектор, най-голям дял имат микропредприятията с персонал до 9 души.

Фиг. 1. Дял на фирмите от общия брой на нефинансовите предприятия според броя на заетите в тях лица, 2008–2014 г.



Източник: НСИ, изчисления на автора

На база на анализираните данни може да се изведе заключението, че налагането на критерий, като големина на компаниите, включени в извадките, характерен за голяма част от проучванията, не е необходим [6, 11].

С цел постигане на възможно най-точен модел за прогнозиране на риска от несъстоятелност на база на дискриминантен анализ са формирани три извадки.

Компании във фактическа несъстоятелност. От пълно-текстовата правно-информационна система АПИС Право Web в раздела „Субекти по БУЛСТАТ и Търговски регистър“, „Несъстоятелност“, „Откриване на

производство по несъстоятелност" са изведени всички компании – списъкът от над 5300 фирми. Спрямо активността на компаниите са разпределени в следните групи „В несъстоятелност“, „Прекратена търговска дейност“, „Заличен търговец“, „В производство по несъстоятелност“, „Развиващ дейност“. Ако една компания отговаря на характеристиките за повече от една група, то тя се вписва в групата, в която най-рано е настъпило правното основание. „В производство по несъстоятелност" са единствено компании, които не са пререгистрирани в срок до 2012 г. Избрахме единствено групата „В несъстоятелност" в съответствие с приетата от нас дефиниция за фалит – настъпване на фактическа несъстоятелност. Групата включва 528 компании. Анализирахме всички компании, като от тях останаха 89 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. Изискването за наличие на отчети за по-дълъг период намалява вероятността за попадането в извадката на т. нар. „кухи фирми“, които не са регистрирани с цел осъществяване на дейност. Освен това, позволява тестването на точността на модела в дългосрочен план. Поставянето на изискване за по-дълъг период е нереалистично, поради липса на данни – публикуваните финансови отчети са предимно след 2007 г.

Финалната извадка от 89 компании е разделена на случаен принцип, на базата на генерирани случайни числа, на две – първите 53 за оценка на модела, а останалите 36 – 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 фактическата несъстоятелност.

Финансово стабилни компании за оценка на модела. 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.

Компаниите са извлечени от електронната система на АПИС в раздела „Регистър – фирмен анализ“, подраздел „Фирмен анализ“, секция „Групи фирми“, защото там могат да бъдат сортирани компаниите, чиято основна дейност е класифицирана по КИД 2003. На случаен принцип са избрани 20 от съответния сектор (ако е приложимо), като при удовлетворяването на всички критерии от дадена компанията, тя се включва в извадката и търсенето се преустановява.

Финансово стабилни компании за тестване на модела. За тестване на модела е направена случайна извадка от компаниите от всички сектори. От същата секция се извикват всички активни компании по бранш за периода от 01. 01 .2006 г. до 30.06.2016г. Данните на компаниите по браншове са свалени и подредени в азбучен ред. След това е изпълнена следната процедура: генерират се автоматично числа; подреждат се по големина на генерираното число и се взимат първите n необходими реда до попълване на извадката от 36 компании. 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 без значение от годината.

3. Подбор на финансови съотношения

Липсата на изследвания за прогностичните свойства на финансовите коефициенти за компаниите в България изисква внимателен и задълбочен подбор, започвайки анализа от голяма група

финансови съотношения. Laitinen & Suvas [12] 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. Това налага по-задълбочени изследване на подходящите финансови съотношения. Тук ние правим опит да реализираме това по-задълбочено изследване, като включваме следната разширената група от 121 показателя. Те са разделени 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).

Обширната група от показатели е подложена на следните критерии за избор: наличие на данни; популярност в емпиричните изследвания; убедеността на автора в приноса на показателя. Показателите, отговарящи на тези критерии, са изчислени за компаниите, включени в извадката за оценка на модела, с данни от финансовите отчети за година и две преди обявяване на фактическа несъстоятелност.

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.

Оценката е осъществена е по следния начин:

1. Анализ на индивидуалния дискриминантен потенциал на финансовите съотношения, включващ сравнение на средните стойности, разпределението и вариацията на отделните финансови съотношения;

2. Анализ на главните компоненти, чрез които да се премахнат, коефициентите, които отчитат висока корелация по между си (над 0.9), отчитане на съотношенията с ниска корелация, както и опит за създаване на хибридни променливи.

На база на получените резултати се определят финансовите съотношения, които ще бъдат включени в оценката на модела.

Индивидуален статистически анализ на финансовите съотношения

За всички финансови съотношения, са изчислени средните стойности, вариацията и са изобразени разпределенията [13]. Двете извадки на финансово стабилните компании и тези във фактическа несъстоятелност са сравнени и са изведени резултати и заключения. Разликата между средните стойности в групата на фалиралите и финансово стабилните компании отхвърля хипотезата, че няма разлика между групите. Така се удовлетворява първото допускане за прилагане на многомерен дискриминантен анализ – данните са дихотомни (групите са дискретни, непокриващи се и разпознаваеми). По-голямата разлика в средите стойности на двете групи показва и по-подходящ показател за дискриминантен анализ. Въпреки това тази информация не е достатъчно надеждна, защото, ако дисперсията около средната стойност при двете групи е слаба, то разпределението на двете групи ще има малко или никакво застъпване [14]. При такава ситуация финансовият показател е добър за прогнозиране на несъстоятелност. При ситуация, при която разпределението на двете групи се припокрива значително, независимо че средните стойности са раздалечени, този показател няма да генерира надеждни прогнози.

Тези тестове не показват как финансовите съотношения взаимодействат помежду си и поради тази причина решение за премахване на финансови съотношения не са взети.

Анализ на главните компоненти

Анализът на главните компоненти (Principal Component Analysis – PCA) е метод за факторен анализ за определяне на минималния брой променливи, достатъчни за описването на даден проблем. Той представлява линейна трансформация на данни в нова координатна система, базирана на корелацията или ко-вариацията на променливите.

Използваме този анализ, чрез SPSS, за да редуцираме броя на финансовите съотношения, участващи в конструирането на модела, които да са относително независими. Намалването на броя се осъществява на базата на два критерия: много висока първоначална корелация между отделните променливи (над 0.9); наличието на данни, подсказващи възможността за създаване на хибридни променливи, които да бъдат включени в изчислението на модела.

Прилагаме анализа на главните компоненти, базиран на корелационна матрица, който преминава през три етапа: предварителна подготовка; прилагане на анализа; валидиране на резултатите. Приложена е корелационна вместо ковариационна база, защото променливите са в различна скала и този метод дава повече информация, като разкрива връзката между променливите. При него данните се стандартизират.

Предварителна подготовка. Преди да се премине към същинския PCA анализ е необходимо да се определи броят на факторите, които биха могли да се създадат. За целта се прави предварителен анализ, който включва дескриптивна статистика, Кайзер-Мейер-Олкин тест за адекватност на извадката (КМО коефициент), тест за сферичност на Бартлет и корелационна матрица. За да може да се продължи анализът е необходимо: КМО коефициентът да е над 0.7; тестът за сферичност на Бартлет, който проверява хипотезата за липса на значима корелация дори само при две от входните променливи, да има стойност на оценената значимост по-ниска от приетото ниво на значимост (0.05 или 0.01).

Освен това корелацията между повечето променливи трябва да не е нито много висока, нито много ниска. При корелация над 0.9 е необходимо решение за премахване на едно от съотношенията. *Решението за това коя от променливите да бъде премахната е взето на база на информацията за разпределението и припокриването между двете групи.* Показателят с по-малко припокриване остава за последващ анализ, а другият отпада. Финансовите съотношения, които имат корелация под 0.3, ще бъдат включени в групата на финансови съотношения, участващи в дискриминантния анализ.

На база на останалите данни, които са получени при анализа, се взема решение колко компоненти да се определят. Правилото е, че броят на компонентите се определя от това, колко от собствените стойности на променливите преди ротация (Initial eigenvalues) са по-големи от 1.

Прилагане на PCA анализ. След предварителната подготовка и решението за броя на компонентите е необходим избор на метод на ротация, като ние прилагаме Varimax, защото търсим фактори, които не са корелирани. Променливите (финансовите съотношения), които не биха могли да се обяснят с над 80% от компонентите ще бъдат премахнати от последващия анализ и ще бъдат включени в групата от коефициенти, подходящи за дискриминантен анализ. *В резултат на последващия анализ ще бъде направен опит за създаване на хибридни променливи, които да бъдат включени в изчисляването на модела.*

Валидиране на резултатите. За да бъдат потвърдени резултатите тестовете ще бъдат направени върху: матрица с данните от отчетите на компаниите годината преди обявяване на несъстоятелност; матрица с данни от публикуваните отчети две години преди фалит; матрица, формирана от средните аритметични стойности за двете години.

4. Изчисление на модела чрез многомерен дискриминантен анализ

За конструирането на модела за прогнозиране на риска от несъстоятелност взехме решение да приложим статистическия метод многомерен дискриминантен анализ (Multivariate Discriminant Analysis – MDA) (виж II). За целта е необходимо е удовлетворяването на следните допускания:

- данните са дихотомни – групите са дискретни, непокриващи се и разпознаваеми;
- независимите променливи имат многомерно нормално разпределение;
- вариационно-ковариационните матрици да са равни и при двете групи;
- предварително определяне на вероятностите за изпадане в несъстоятелност
- липса на мултиколинеарност.

За оценката на модела за използвани 106 компании – 53 във фактическа несъстоятелност и 53 финансово стабилни, които покриват периода от 2009 до 2014 г. Използвани са данни от финансовите отчети година и две преди фалит.

Втората стъпка в анализа е създаването на класификационни групи, като в нашия случай те са две – във фактическа несъстоятелност и финансово стабилни. За целта създаваме зависима променлива в качествена форма. Независимите променливи са изчислените финансови съотношения за компаниите, включени в оценката. На базата на MDA в SPSS изведохме линейна комбинация от характеристиките, които най-добре отчитат разликите между групите, която 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 $i = 1, 2, 3 \dots 106$ (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. MDA изчислява дискриминантните коефициенти V_j , а X_j са реални стойности, където $j=1, 2, \dots, 106$.

Зададохме коефициентите да не са стандартизирани, което позволява моделът да се изчислява лесно с данни, които се взимат от отчетите и не са допълнително обработвани.

Приехме, че предварителната вероятност за изпадане в несъстоятелност е 50 на 50 за двете групи. В литературата се срещат критики от различни автори [15], 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.

Избрахме метода на включване на променливите да бъде поетапно (stepwise), вместо едновременно, защото така се идентифицират променливите, които най-добре разграничават групите. Методът е базиран на „Ламбда“ на Уилкс (Wilks' lambda), който цели да определи дали има разлика в средните стойности на групите в комбинация със зависимата променлива. Изчислява се коефициент за всяка променлива и тези с най-ниски стойности влизат в модела.

Приемаме модел, който би могъл да премине последващи тестове за точност, т.е. когато задоволява следните изисквания:

1. Статистическа значимост на връзката между зависимата и независимите променливи;
2. М-тест на Бокс (Box's M statistic) с резултати, даващи основание да не се отхвърля хипотезата за равенство на вариационно-ковариационните матрици между групите (необходимо допускане);

3. Достигане на над 90% прогностична точност при кръстосаното валидиране.

Определяне на гранични зони

За да се определят граничните зони на моделите изчислихме Z-score за всички компании от оценъчната извадка на двете групи и визуализирахме резултатите. На база на получените резултати, както и на база на индивидуален анализ на оценените компании, изведохме актуализираните зони за българските условия.

5. Валидация и тестване на точността на модела

На валидация и тестване на точността на модела са подложени три модела, които създадохме:

- Модел, получен от прилагането на многомерен дискриминантен анализ;
- Модел, получен като към основния модел е прибавена променлива за размер;
- Модел, като към основния модел е прибавена променлива за възраст.

Целта е да се тества дали тези две променливи (размер и възраст) ще повишат точността на модела, защото рискът от обявяване в несъстоятелност при по-малките и при по-младите компании е значително по-голям.

Предварителна класификационна оценка

За всеки от моделите е реализиран класификационен тест за оценка на грешки от тип 1 и тип 2 на база на оценъчната извадка. Грешка тип 1 е, когато моделът класифицира компании във фактическа несъстоятелност като финансово стабилни. Грешка тип 2 е, когато моделът класифицира финансови стабилни компании като такива във

фактическа несъстоятелност. Тази оценка, както и кръстосаното валидиране, се прави автоматично при всеки дискриминантен анализ.

Тестване на модела върху различна комбинация от извадки от оценъчните данни

Реализиран е класификационен тест за възможни отклонения чрез кръстосано валидиране (cross-validation test). Същността на метода е да се оценят коефициенти на модела, използвайки само част от оценъчната проба, и след това да се класифицира остатъкът от пробата въз основа на оценените коефициенти.

Тестът показва дали делът на правилно класифицираните компании в извадката се различава значително от дела на коректно класифицираните според очакваната вероятност.

Резултатите от тестовете отхвърлят хипотезата, че няма разлика между групите и обосновават, че моделът в действителност притежава дискриминантна сила при наблюдения, различни от тези, използвани за оценка на коефициентите.

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 [16]. 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. Използват се вече оценените дискриминантни коефициенти и се заместват финансовите съотношения на новата извадка.

Дългосрочна точност

Резултатът от описаните тестове до момента дава доказателства и позволява да се направи заключение, че оценъчната извадка е подходяща за извеждане на модел. За да се провери устойчивостта на прогностичната точност в дългосрочен план, моделът е тестван върху данните от оценъчната извадка за четири години преди фалит.

На база на получените резултати е избран моделът, който отчита най-висока прогностична точност, възможно най-рано.

III. Заключение

В настоящата разработка е направен опит за описание на методология за прогнозиране на риска от несъстоятелност за българските условия.

Най-подходящият метод за прогнозиране на риска от несъстоятелност за българските условия е многомерният дискриминантен анализ, а модел – Z-score на Altman.

За адаптация на модела на Altman е предложена следната методология, включваща 5 основни етапа:

- Определяне на дефиниция за фалит;
- Формиране на необходимите извадки от компании;
- Подбор на финансови съотношения;
- Изчисление на модела чрез многомерен дискриминантен анализ;
- Валидация и тестване на точността на модела;

На база на резултатите от валидацията и тестването на точността на модела е избран най-подходящ за българските условия – този, отчитащ най-висока прогностична точност възможно най-рано.

Използвана 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. LIM, T. & Lim Xiu Yun, J. (2012). Bankruptcy Prediction: Theoretical Framework Proposal. *International Journal of Management Sciences and Business Research*, 1(9), 69-74.
3. PANTALONE, C. & Platt. M. (1987). Predicting failure of savings & loan associations. *AREUEA Journal*, 15(2), 46-64.
4. COURTI, J. K. (1978). Modelling a financial ratios categoric framework. *Journal of Business Finance & Accounting*, 5(4), 371-386.
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“, юни, 2016, (прието за печат).
6. ALTMAN, E. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23(4), 589-609.
7. ALTMAN E. & Loris B. (1976). A financial early warning system for over-the-counter brokerdealers. *Journal of Finance*, 31(4), 1201-1217.
8. ALTMAN E. (1973). Predicting railroad bankruptcies in America. *Bell Journal of Economics and Management Science*, 4(1), 184-211.
9. 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].
10. НСИ, (2015). Годишна бизнес статистика. Годишни данни по групи предприятия според броя на заетите лица и по икономически дейности.[интернет] Онлайн, Брой на нефинансовите предприятия

по групи според броя на заетите в тях лица и икономически дейности, [посетен на 27.12.2015 г.].

11. TAM, K. (1991). Neural network models and the prediction of bankruptcy. *Omega* 19(5), 429-445.
12. 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.
13. ALTMAN, E., Margaine, M., Schlosser, M., Vernimmen, P. (1974, March). Statistical Credit Analysis In The Textile Industry; A French Experience. *Journal of Financial And Quantitative Analysis*, 9(2), 195-211.
14. BEAVER, W. (1966). Financial ratios as predictors of failure. *Journal of Accounting Research*, 5, 71-111.
15. ZMIJEWSKI, M. (1984). Essays on corporate bankruptcy. Ph.D. dissertation, State University of New York-Buffalo.
16. ALTMAN, E. (1978, Winter). Examining Moyer's Re-Examination of Forecasting Financial Failure, *Financial Management*, 7(4), 76-79.