

## КОНСУЛТАЦИИ

Станимир Кабаиванов

### **ПРЕВАНТИВНО ОТКРИВАНЕ НА ИКОНОМИЧЕСКИ ПРОБЛЕМИ С ИЗПОЛЗВАНЕ НА НЕВРОННИ МРЕЖИ**

Разгледани са методите за откриване на икономически проблеми на различни равнища и са коментирани техните ограничения и недостатъци. Предложена е обща схема за анализ, която използва системи с изкуствен интелект – невронни мрежи, и позволява да бъдат обединени и допълнени съществуващите модели. Представен е модел за изследване на развитието на пазарен индекс и за отчитане на потенциални резки спадове, който е изпробван в условията на българския капиталов пазар за анализ на индекса SOFIX.

JEL: C45, G17, G32

Развитието на международните финансови пазари през последните две години показва недвусмислено колко бързо проблемите и сътресенията се прехвърлят през националните граници и придобиват глобален характер. Опитите на правителствените и монетарните регулации да облекчат положението на различни кредитни институции и да не допуснат рязък спад в реалната икономика тепърва ще бъдат оценявани, доколкото не всички ефекти от тяхното въздействие са напълно проявени към момента. Тази крайна оценка ще зависи и от количествените измерения на прилаганите политики, и от момента на тяхното въвеждане. При скоростта, с която се реализират транзакциите на съвременните пазари, времевата коректност и в частност възможността за превантивни действия са от ключово значение за реализиране на очакваните резултати – както за отделните участници и инвеститори, така и за регулативните органи, чиято задача е да осигурят нормално функциониране на финансовата система.

Високите изисквания към управлението и превенцията на кризи, своевременното откриване на икономически проблеми се превръщат от желано състояние в необходимост. Съществуват различни системи за ранно предупреждение, които по своя мащаб могат да обхванат от отделна компания, през отрасъл до цяла национална или регионална икономическа система. Независимо че от първото изследване на Фицпатрик<sup>1</sup> системите за оценка на риска от неплатежоспособност непрекъснато се развиват, прилаганите популярни модели имат вродени недостатъци, които са свързани със заложените при тяхното създаване ограничения и допускания. Така моделът на Алтман<sup>2</sup> губи от своята ефективност, ако съществени факти за икономическия субект не са отразени в

<sup>1</sup> *FitzPatrick, P. J.* A Comparison of the Ratios of Successful Industrial Enterprises With Those of Failed Companies. The Certified Public Accountant Beaver 1968. - Journal of Accounting Research, October, 1932, p. 598-605; November, 1932, p. 656-662; December, 1932, p. 727-731.

<sup>2</sup> *Altman, E. I.* Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. - Journal of Finance, September 1968, p. 589-609.

баланса (например често използване на задбалансови активи). Пазарно базирани модели като този на Мертън<sup>3</sup> са зависими от предварителното калибриране и се нуждаят от допълнителна обработка на входните данни за елиминирани на краткосрочните пазарни колебания. Можем да групираме най-често използваните в практиката методи за откриване на икономически проблеми в зависимост от техния:

- обхват - дали са организирани за наблюдение на отделни компании, сегменти на финансовите пазари или отделни национални икономики;
- оперативни цели - дали задачата на системата е само да предупреди за евентуални проблеми, или да даде възможно най-точна оценка за техния размер и очаквани последствия. Както посочват Роуз и Шпиегел,<sup>4</sup> доброто предсказване на ефектите от икономическите кризи невинаги е съпроводено с ясна и еднопосочна връзка между входните фактори и крайния резултат;
- техники за постигане на крайния резултат, които от своя страна се разделят на *регресионни* и *дискриминантни* модели за отнасяне на изследваните икономически субекти спрямо предварително определени.

Исторически това е първата използвана група методи. Целта е посредством последователни опити да бъде филтрирано множество от входни фактори, като накрая се получи редуциран модел, който съдържа само факторите, допринасящи в най-голяма степен за попадането на изследвания обект в някое от предварително дефинираните множества. Така за синтезиране на Z-Score на Алтман процедурата е последователен дискриминантен анализ (в оригинал, започвайки от 22 променливи и множество от 66 компании), като на всяка стъпка се отстранява тази променлива (финансов показател), която най-малко допринася за класифицирането на компаниите като успешни или фалирали. Този процес продължава до достигане на желаното ниво на точност или оставането на най-силно влияещите фактори (пет на брой в изследването на Алтман). Аналогични техники се прилагат и в моделите на Спрингейт<sup>5</sup> и Фулмър,<sup>6</sup> но върху различни входни множества и с използването на различен първоначален брой фактори. Освен от изкривяване на информацията в зависимост от различия в счетоводните записвания посочените модели акцентират върху ограничен брой наблюдения, като често се анализират данните от последния отчетен период. Това ограничава възможностите за цялостна оценка на дейността на изследвания обект и неговото реално позициониране в икономическата среда.

<sup>3</sup> Merton, R. C. On the Pricing of Corporate Debt: The Risk Structure of Interest Rates - Journal of Finance, 1974, 29, p. 449-470.

<sup>4</sup> Rose K., M. Spiegel. Could an early warning system have predicted the crisis? August 2009, (<http://www.voxeu.org/index.php?q=node/3834>).

<sup>5</sup> Springate, G. L. V. Predicting the Possibility of Failure in a Canadian Firm. Unpublished M.B.A. Research Project. Simon Fraser University, January 1978.

<sup>6</sup> Fulmer, J. G. Jr., J. E. Moon, Th. A. Gavin, M. J. Erwin. A Bankruptcy Classification Model for Small Firms. - Journal of Commercial Bank Lending, July 1984, p. 25-37.

*Модели, основани на оценка на дериватни финансови инструменти  
и на волатилност на цените*

В основата на тази група е предложението от Мертън модел за оценка на платежоспособност, при който стойността на собствения капитал на компанията се разглежда като кол опция за нейните активи. С използване на връзката между паритета на кол и пут опциите можем да получим стойността на пут опция върху активите и съответно да използваме този резултат като израз на риска от неплатежоспособност. Най-често практическото приложение на модела на Мертън включва два етапа:

- оценка на стойността на активите на компанията и волатилността на тази стойност посредством пазарната стойност на емитираните от фирмата ценни книжа;<sup>7</sup>

- обработка на различните задължения за изразяването им като дълг с единен матуритет.

Оценката на стойността на активите и тяхната волатилност, която е базирана на текущите пазарни оценки, има обаче своите недостатъци и прави модела в по-голяма степен подвластен на пазарните колебания и несъвършенства. Въпреки че съществуват методи за оценка с използване на при-същата волатилност на търгувани опции върху акции на компанията<sup>8</sup> и с използване на кредитно свързани ноти (CDS) спред, приложението на модела е ограничено при ниска ликвидност, висока степен на пазарни несъвършенства и/или слаба връзка между пазара на кредитни суапове и опции.

*Динамични модели, основани на продължителността на “живот”  
на икономическите агенти*

Тези модели използват статистически анализ, за да обхванат продължителни периоди от развитието на анализирани компании или пазари, като крайната цел е да се опише формално разпределението по продължителност на “живот” и вероятността от настъпване на значими за обекта на изследване събития:

$$F(t) = \Pr(T < t) = 1 - S(t)$$

$$f(t) = F'(t) = \frac{d}{dt} F(t),$$

където  $F(t)$  е функция на разпределението на “оцелелите” агенти;  $f(t)$  - нейната първа производна и представя темпа, с който изследваните обекти отпадат, респ. продължават да съществуват;  $S(t)$  - базовата функция на

<sup>7</sup> Jones, E. P., S. P. Mason, and E. Rosenfeld. Contingent Claims Analysis of Corporate Capital Structure: An Empirical Investigation. - Journal of Finance, 1984, 39, p. 611-25.

<sup>8</sup> Hull J., N. Izzy, A. White. Merton's Model, Credit Risk, and Volatility Skews. University of Toronto, September 2004

продължителност на живот, изразяваща вероятността елементът  $t$  да преживее период  $T$ :

$$S(t) = \Pr(t > T)$$

Чрез подходящо моделиране на функцията  $S(t)$  динамичните модели могат да бъдат прилагани към различна икономическа среда. Когато обаче условията се изменят, това автоматично води до необходимост от промяна на формалното представяне на разпределението, което ограничава адекватността на тази група модели в следните случаи:

- честа смяна на икономическите условия, при което функцията на продължителност на живот се променя. Това налага процедура за редовна проверка и обновяване;
- липса на достатъчно на брой наблюдения, история и малко наблюдавани икономически субекти. Тези недостатъци са свързани със статистическите изисквания за достатъчни входни данни, които да гарантират представителност и адекватност на  $S(t)$ ;
- в условията на развиващи се пазари с висока степен на пазарни несъвършенства и силна концентрация в няколко отрасли.

Посоченото дотук ни позволява да твърдим, че нито един от описаните методи за оценка и откриване на икономически проблеми не дава възможност за директното му мащабиране, а преносимостта от една среда към друга трябва да бъде съпътствана от подробен анализ на ограниченията и допусканията на използвания статистически апарат. Разбира се, всеки модел може да бъде допълнително настроен и разширен, за да обясни даден етап от пазарното развитие и да търси показатели за потенциална опасност, но най-често това е резултат от последващ анализ. Динамиката на пазарните отношения много бързо може да обезцени вече изградена система за предупреждения, което да доведе до некоректни или закъснели сигнали за наличието на проблем. Това поставя въпроса не просто за изграждането на финансово обоснован модел, а и за неговото обучение така, че да съответства на конкретна финансова обстановка, но не за сметка на ограничаване приложимостта в други случаи.

На фиг. 1. са представени противоречащите си изисквания при създаването на една система за ранно предупреждение, както и границите на отделните области на нейното приложение. Способността за обобщаване на резултатите показва доколко използваните сигнали за ранно предупреждение наистина отразяват протичащите икономически процеси. Конкретно изискванията към тази система могат да се разделят на три групи:

- тя да може да бъде използвана продължително време, без резултатите да се изкривяват от наличието на "шум" в икономическите показатели и случайните им колебания. Същевременно интерференцията на случайни събития и колебания може да доведе до временна дестабилизация на цялата наблюдавана система и трябва да бъде предвидено като възможност;

- отразяване на особеностите на изследваната икономическа среда и стандартите за работа на икономическите агенти. Освен отчитането на различията в “добрите бизнес-практики” в тази група изисквания се включва изборът на отправна точка, спрямо която да бъде квалифицирана постъпващата информация;
- възможност за отразяване на настъпилите промени и непрекъснато (доколкото позволяват целите автоматизирано) подобряване точността на подаваните сигнали за потенциални проблеми.

Фигура 1



Мащабът на приложение е вторият основен критерий, който определя изискванията и очакванията към системите за ранно предупреждение. Много от прилаганите системи за анализ на потенциални проблеми акцентират само върху определена област, което има следните недостатъци:

- не позволява да са отчитат ефектите от системни кризи, при които състоянието на отделната компания е подложено на негативно въздействие от фактори извън непосредствената ѝ бизнес-среда;
- трудно могат да бъдат коригирани целевите нива и дефиницията на проблем в рамките на системата за предупреждение. При изследването на една компания вероятността от ликвидни проблеми или дори фалит е подходящ критерий за окончателен проблем. В контекста на националната икономика обаче дори спад от 10-15% може да бъде катастрофален.

Противоречивите изисквания могат да бъдат разрешени, ако в системата за ранно предупреждение се използват методи, които да позволяват лесно крайният резултат да бъде съобразен с характеристиките на иконо-

мическата среда и по интелигентен начин да отчитат нейната динамика. Системите с изкуствен интелект и в частност невронните мрежи<sup>9</sup> пресъздават в умален мащаб начина на работа на човешкия мозък и представляват универсална методика за създаване на изчислителни системи с различна степен на сложност. Това позволява анализът да се развие в две направления:

- *Обучение.* Този процес е свързан с автоматично претегляне на важността на заложените в системата за ранно предупреждение финансови показатели и зависимости въз основа на реалните параметри на изследваната система. Размерността на невронните мрежи не е твърдо фиксирана и може да бъде подбрана съобразно сложността на изследвания обект, а изборът на различен брой входни параметри позволява да не се ограничават изкуствено финансовите показатели и зависимости. Използването на автоматизирано обучение, основано на исторически данни, има както предимства, така и недостатъци. Най-често срещаният недостатък е необходимостта от голям обем от данни и тяхното изкуствено разделяне на обучаващо и тестово множество. Общата ефективност на крайните резултати е функция на правилното разделение и общия размер на информационния масив. Това обаче е оптимизационен проблем, а не ограничение на невронните мрежи и към него могат да бъдат прилагани различни оптимизационни алгоритми в зависимост от конкретното изследване.

- *Адаптивност.* Адаптивността на системите за ранно предупреждение, които използват невронни мрежи, е свързана с възможността за автоматично подреждане на входните зависимости и фактори по значимост, съобразно проявеното пазарно поведение. Последното позволява изграждането на йерархични системи, които да възпроизведат нивата от фиг. 1, както и връзките между тях. Основният проблем по отношение на изграждането на подобни адаптивни модели за откриване на потенциални проблеми е във връзка с прекаленото обучение и пренастройване само към тестовите данни или подбрания период. Разрешението на този проблем е както чисто технологично – при избора на структура на невронната мрежа и обучаващо множество, така и свързано със съблюдаването на нейното поведение и наличието или липсата на обосновани финансови зависимости. Ролята на изследователя не е чисто пасивно наблюдение на резултатите, както и моделът с невронни мрежи не е изцяло автономен. Например, дори да е налице зависимост между слънчевата активност и броя на получените бизнескредити от производители на софтуер, финансовата обосновка на тази връзка е съмнителна и не би трябвало да бъде включвана в крайния модел.

Високата ефективност на невронните мрежи в системите за ранно предупреждение е предмет на анализ в различни изследвания - например

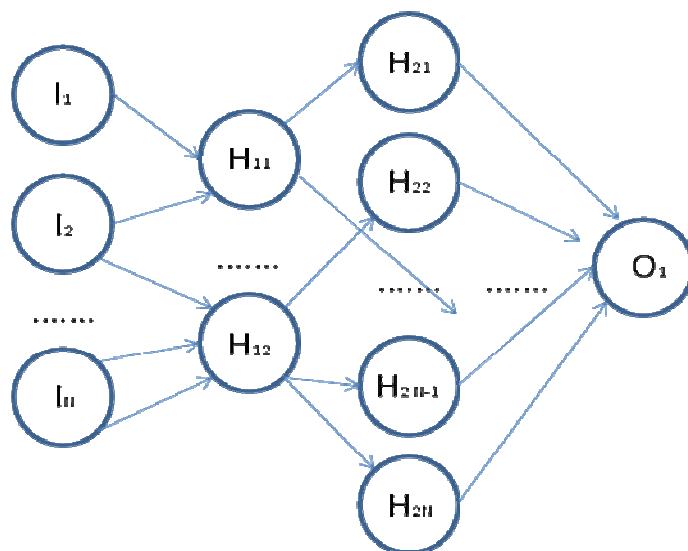
---

<sup>9</sup> Hertz, J., R. G. Palmer, A. S. Krogh. Introduction to the theory of neural computation. Perseus Books, 1990.

Рой Саткини,<sup>10</sup> като резултатите показват до 30% по-висока ефективност на самообучаващите се системи. По-голям интерес обаче представлява фактът доколко свързването на показатели с различно ниво на агрегираност може да повиши допълнително точността на сигналите за проблем, като при това се акцентира не просто върху откриването на неравновесия, а то да стане в достатъчно ранен момент. Невронните мрежи позволяват да бъдат използвани различен брой входни параметри, като единственото изискване е те да имат подходящ цифров израз. На фиг. 2 е показана типичната структура на една невронна мрежа.

Фигура 2

Типична структура на невронна мрежа с рекурентно коригиране на грешката



Невронната мрежа се състои от:

- **Входни възли/неврони.** Те са първото ниво на мрежата и броят на елементите в него зависи от броя на входните параметри на анализирувания модел. Освен да захрани цялата система с входна информация, ролята на това ниво е свързана с автоматично калибриране и мащабиране на входните данни. В зависимост от вида на информацията, която се подава, могат да се смесват различни типове данни, което се отразява само на вида и вътрешната структура на определения входен неврон, а не на цялата система.

<sup>10</sup> Satkinil, R. Predicting the Asian Currency Crises with Artificial Neural Networks: What Role of Function Approximation? 15th International Conference on Computing in Economics and Finance, August 2009.

• *Междинни/скрити нива.* Те определят изчислителната мощност на изградения модел. В зависимост от сложността на изследвания проблем може да се променя техният брой, както и този на елементите, участващи във всяко едно ниво. От чисто практическа гледна точка използването на две до три скрити нива е достатъчно, за да доведе до адекватни резултати при финансовите изследвания. При използването на твърде много на брой вътрешни неврони времето за обучение и работа на системата нараства непропорционално на подобрието на резултатите и не се препоръчва за реални изследвания.

• *Връзки между отделните елементи.* Те са изключително важни, защото позволяват движението на информацията “напред” - към изхода, както и обучението на мрежата чрез отразяване на грешките и тяхното коригиране. Всяка връзка има определен теглови коефициент, който се умножава с изходния резултат на предния възел и участва като входна стойност на следващия неврон. Чрез промяна на тези теглови коефициенти мрежата коригира своето поведение и се стреми на минимизира грешката от работата си.

• *Изходни възли/неврони.* Изходното ниво на системата може да има един или повече възли в зависимост от изследвания проблем. Когато това е пазарен индекс, е достатъчен един резултат (стойността на самият индекс). Получаването на съвкупност от резултати е полезно в случаите, когато се изследват няколко взаимосвързани съвкупности и се интересуваме преди всичко от техните отношения, а не от поведението на всяка поотделно.

Прилагането на системите с изкуствен интелект (невронните мрежи) и изграждането на система за ранно предупреждение, насочена към българската икономика, включва като целеви показател SOFIX и свързва първите три нива от фиг. 1. В това проучване са използвани 446 седмични данни на затваряне на индекса за периода 23.10.2000 – 29.06.2009 г. На табл. 1 е показан широкият интервал на промяна на индекса за разглеждания период, като разликата между максималната и минималната стойност е повече от 27 пъти. Високата стойност на стандартното отклонение показва силно волатилния пазар, което, комбинирано с относително ниската ликвидност и ранния стадий на развитие на капиталовия пазар в страната, е предизвикателство спрямо традиционните модели за оценка и анализ.

Таблица 1

## Общи характеристики на входните данни

Характеристики на SOFIX 23.10.2000-26.09.2009, седмични данни	Стойност
Средна за периода	638.3474
Стандартно отклонение	479.958
Минимална стойност	70.56
Максимална стойност	1952.28

Статистическите данни са необходимо, но не и достатъчно условие, за да бъде обяснено движението на българския капиталов пазар. Причината за

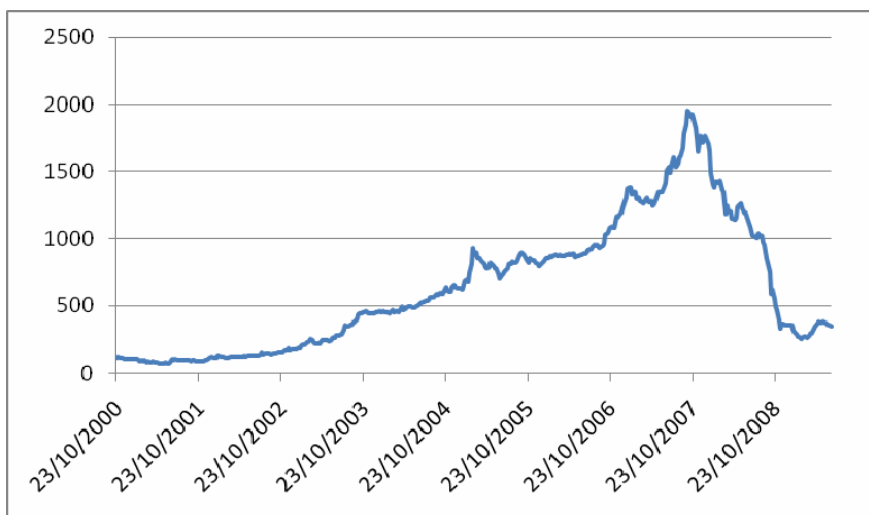


това е свързана с етапите в развитието на реалната икономика и навлизането на чуждестранни инвеститори на пазара. Въз основа на данните за седмичните стойности на затваряне на индекса можем да обособим следните периоди:

- първоначален, при който имаме бавно нарастване на индекса, за което можем да смятаме, че отразява постепенното развитие на капиталовия пазар. Включването на нови участници, емисии ценни книги и напредъкът на икономиката като фундамент са основните предпоставки за развитието на пазара през периода. Исторически тази фаза започва със създаването на индекса и приключва в края на 2005 г.;
- период на значително нарастване на индекса. При него има значителен ръст на новите емисии, навлизане на чуждестранни инвестиции и изключително бързо нарастване на индекса до достигането на нива, които могат да бъдат определени като “балонирани”. Тази фаза в развитието на пазара продължава до края на 2007 г.;
- период на изтегляне и значителен спад - наблюдава се оттегляне на чуждестранни инвеститори, масирани разпродажби и ясно изразен страх у инвеститорите от постоянно спадащия пазар. Като основен стимул за спада се посочва разразилата се финансова криза, но в конкретния случай с БФБ това не е единствената причина.

Фигура 3

Изменение на индекса SOFIX, седмични данни



За системата за ранно предупреждение сме избрали невронна мрежа с рекурентно коригиране на грешките и две скрити нива. Броят на епохите е

1000, като множеството от данни, върху което работим, има следните характеристики:

- общ брой на входните вектори от данни 446;
- процент на тестовите случаи - 23% (101 стойности);
- процент на обучаващото множество - 77% (345 стойности).

В рамките на всяка итерация (епоха) системата работи по следния общ алгоритъм:

- на етап 0 се инициализират стойностите на тегловите коефициенти за всички връзки между отделните неврони;
- подават се поредните входни данни (респ. стойност на индекса и избраните икономически променливи);
- за всеки възел  $i$  се изчислява резултатът по следната формула:

$$O_i = f\left(\sum_{j=1..N} O_j(x)w_{ji}\right), \text{ където } w_{ij} \text{ е тегловият коефициент на връзката с } j\text{-тия}$$

възел,  $O_j$  - резултатът от работа на  $j$ -тия възел, а  $f$  - активиращата функция на  $i$ ;

- за последното изходящо ниво се сравнява получената стойност с предварително известната стойност на SOFIX. Въз основа на разликата се изчислява текущата грешка от работата на системата;

• тръгвайки "назад" от изхода, за всеки от невроните се изчислява "локална" грешка (т.е. колко би трябвало да бъде неговият резултат) и съответно с колко трябва да се увеличи или намали текущо получената стойност. Въз основа на локалната грешка се коригират тегловите коефициенти, като най-голямо внимание и промяна се отдава на тези връзки, допринесли най-много за постигнатия текущ резултат.<sup>11</sup>

Резултатите от работата на тази система могат да бъдат използвани за различни цели. Например на ниво отделна компания необходимото допълнително множество входни данни могат да се обединят в индекс, представящ финансовото здраве и оперативния капацитет на фирмата. В така създадения индекс можем да включим *четири групи показатели* и без да променяме същността на изградената система, да използваме нейните предимства за анализ не на целия пазар, а на една отделна фирма:

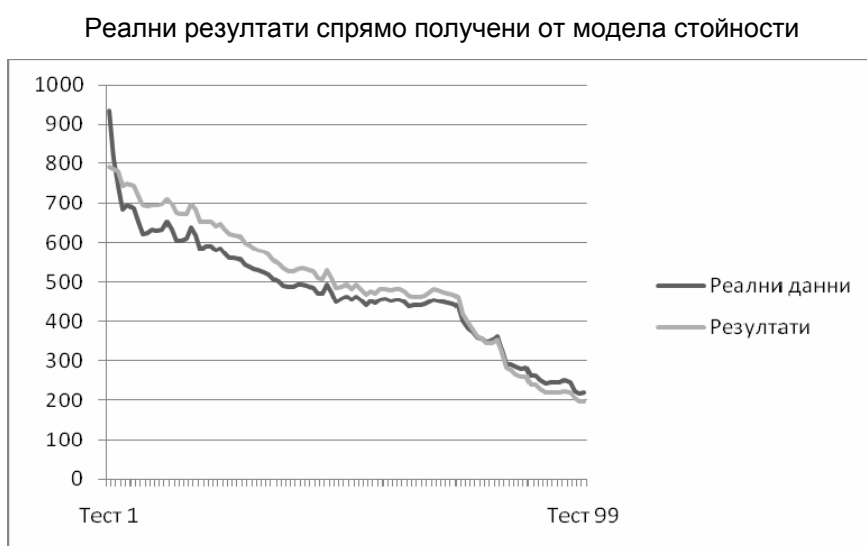
- показатели за платежоспособност: обръщаемост на всички активи; рентабилност на база нетна печалба и нетни продажби; рентабилност на собствения капитал;
- показатели за оперативна дейност: размер на оборотния капитал; обръщаемост на запасите; среден срок на вземанията; бърза ликвидност;

<sup>11</sup> Подробно описание на алгоритъма може да се намери в *Raul, R. Neural networks – A Systematic introduction. Springer-Verlag, 1996, p. 153-164.*

- структура на капитала и източници на финансиране: съотношение на собствен и привлечен капитал; общ размер на задълженията спрямо нетни продажби; текущи задължения спрямо краткотрайни активи на фирмата;
- размер на нетния паричен поток и динамика на равнището.

Тестовите резултати от работата на невронната мрежа са представени на фиг. 4 и табл. 2. Двете линии отразяват реалните пазарни стойности на SOFIX от тестовото множество и стойностите за същите периоди, но такива, каквито са изчислени от модела с невронна мрежа.

Фигура 4



Синхронното движение на двете криви и малката разлика отразяват едно много добро постигнато приближение (изразено и в еднаквата посока на изменение на двете криви на графиката) на реално протичащите процеси. Това се потвърждава и от високата стойност на корелация, постигната между множеството на тестовите данни (подбрано по случаен принцип и не включва единствено поредни данни) и изчислените от системата резултати.

Таблица 2

Общи характеристики на тестовото множество и получените резултати

Показател за тестово множество / резултати	Стойност
Ковариация между тестови и реални данни	21908.58
Коефициент на корелация между тестови и реални данни	0.983353
Стандартно отклонение на реалните данни	161.0872

Стандартно отклонение на резултатите от модела	139.7182
Средна стойност на реалните данни	472.0952
Средна стойност на резултатите от модела	498.63

Точното анализиране на SOFIX може да бъде използвано, за да сравним предсказанията от модела стойности на пазарния индекс с реално наблюдаваните и да съсредоточим вниманието си там, където има съществени различия. По този начин системата за ранно предупреждение може да се използва като допълнение към други аналитични инструменти и като средство за пресяване на проблемните области/времеви периоди. Проведените тестове показват, че адаптивната система се представя добре при оценка както на високите, така и на ниските стойности на пазарния индекс. Същевременно тя не е податлива към отдаване на излишна тежест на екстремните стойности, демонстрирано от първите тестове (където и разликата между предвидени и наблюдавани стойности е най-голяма). В този контекст можем да използваме системата за ранно предупреждение като индикатор за наличието на свръхоптимизъм (респ. свръхпесимизъм) на пазара и произтичащите от това потенциални опасности.

При съпоставянето на реалните и прогнозираните стойности се вижда, че невронната мрежа има свойството да изглажда част от краткосрочните колебания, което се отразява от по-ниската стойност на стандартното отклонение за резултатите, сравнено със стандартното отклонение на реалните данни. Тази характеристика на системата е следствие от това, че в процеса на нейната работа стремежът е да се улови ефектът на реалните икономически промени, като случайните и много краткосрочни резки колебания се тушират и се представи една филтрирана картина на протичащите процеси.

Изглаждането на колебанията има и своите недостатъци, тъй като може да въведе изследователя в заблуждение относно големината на очакваният спад. За да се избегне недооценка относно степента на очакваните промени в пазара, е полезно системата за ранно предупреждение да се използва за прогнозиране на икономическите показатели за три различни времеви хоризонта – например една, две седмици и месец напред. По този начин може да се елиминира негативното влияние на наблюдаваните ефекти на изглаждане, както и да се получи по-добра представа за общата насока на развитие на пазара.

Освен за прогнозиране момента на очакваните пазарни сътресения системата за ранно предупреждение предоставя информация и относно степента на очакваните промени, респ. размера на очакваните негативни последици. Резултатите в случая би трябвало да бъдат приемани по-скоро като индикативни, а не като абсолютни стойности. Причината за това е, че поведението на участниците на финансовите пазари е малко или много инертно и веднъж започнала сериозна кризисна ситуация, е трудно предва- рително да се прогнозира точно къде ще приключи, особено при положение,

че икономическите агенти променят своите очаквания динамично с развитието на кризата. Съответно навременните реакции по намеса или допълнително регулиране могат да изменят ситуацията и да елиминират предпоставките за проблема.

Третият основен момент при интерпретиране на резултатите от системата за ранно предупреждение е свързан с честотата, в която трябва да бъде осъществявана намеса, както и със степента, до която може да се разчита на прогнозите на системите с невронни мрежи. Честотата на намеса зависи от възможностите и политиката на регулаторните органи, както и от допълнително зададения интервал на "допустими" колебания, които не се приемат като сигнали за сериозен проблем. Относно точността на прогнозите независимо от добрите показатели на системите с невронни мрежи те трябва да бъдат подкрепени от допълнителен финансов анализ. Дори невронните мрежи да могат да прогнозират с голяма точност висок процент на кризисните ситуации, това може да доведе до предоверяване в техните възможности и съответно да подтикне участниците на пазара към поемане на необосновано високи рискове.

\*

Използването на невронните мрежи дава конкурентно предимство при оценка на икономическия процес и може да бъде мощен инструмент за откриване на потенциални проблеми и опасности и своевременно алармиране. Както при всеки числов модел, остава отворен въпросът за качеството на входните данни, което е най-важният фактор за постигане на добри резултати. Независимо от високата степен на точност и ефективност на системите с изкуствен интелект крайното решение е резултат и отговорност на изследователя или наблюдаващия орган и освен да се базира на получените резултати, то трябва да е подкрепено от доброто познаване на финансовите пазари и базовите закономерности, по които те се ръководят.

10.II.2010 г.