

## РОЗРОБКА МОДЕЛЕЙ ДЛЯ СИСТЕМИ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ ПРИ ФІНАНСОВІЙ РЕСТРУКТУРИЗАЦІЇ ПРОМИСЛОВОГО ПІДПРИЄМСТВА

*Розглядається розробка інтелектуальних моделей для системи підтримки прийняття рішень при проведенні фінансової реструктуризації промислового підприємства. Наведено функціональну структуру системи підтримки прийняття рішень при фінансовій реструктуризації та нейромережеву модель, що відображає зв'язок між показниками ліквідності та вхідними параметрами.*

*Ключові слова: фінансова реструктуризація, показники ліквідності, математична модель, факторний аналіз, нейроні мережі, прийняття рішень.*

V.A. SVETLICHNAYA, E.A. SHUMAEVA, N.K. ANDRIEVKAYA

Donetsk National Technical University, Donetsk, Ukraine

### MODEL DEVELOPMENT FOR DECISION SUPPORT SYSTEM FOR FINANCIAL INDUSTRIAL RESTRUCTURING OF INDUSTRIAL ENTERPRISES

*The development of intelligent models for decision support systems in financial restructuring of industrial enterprises is considered. The functional structure of decision support system with financial restructuring and neural network model that reflects the relationship between the liquidity and input parameters is developed.*

*Keywords: financial restructuring, liquidity, mathematical model, factor analysis, neural networks, decision-making.*

#### Загальна постановка проблеми

Більшість українських підприємств вимагають сьогодні кардинальних структурних змін системи господарювання, тобто використання різних напрямів реструктуризації. Під реструктуризацією розуміють перебудову підприємства, яка може бути пов'язана з різними напрямками функціонування підприємства. Реструктуризація спрямована на забезпечення виживання підприємства в ринкових умовах, підвищення рівня його конкурентоспроможності, забезпечення подальшого розвитку шляхом пропонування більш ефективних методів господарювання і ефективного використання всіх ресурсів. Реструктуризація кожного підприємства має свої особливості. Вони зумовлені його фінансово-економічним станом, стратегічними цілями, фінансовими та іншими можливостями тих, хто здійснює реструктуризацію. На одних підприємствах може відбуватися комплексна реструктуризація, на інших – лише один із її напрямів.

Однією з форм, що мають особливе значення, є фінансова реструктуризація, під якою розуміється коректування активів і пасивів балансу підприємства. Така реструктуризація спрямована на підвищення платоспроможності та фінансової стійкості підприємства. Фінансова реструктуризація підприємства, з одного боку, може бути складовою частиною загальної реорганізації, так як неможливо провести які-небудь зміни, не зачепивши фінанси, а з іншого боку, вона може здійснюватися як самостійний напрямок, як засіб стратегічних фінансових перетворень, попередження банкрутства та підвищення рівня платоспроможності. При плануванні проведення реструктуризації постає питання попередньої оцінки тих результатів, які будуть отримані при проведенні тих чи інших дій [1].

#### Постановка завдань дослідження

Реструктуризація – складний процес, який характеризується великим обсягом параметрів, що впливають на його перебіг. Для аналізу впливу різних факторів, контролю протікання і оцінки ефективності самого процесу реструктуризації доцільно застосовувати інтелектуальні математичні методи обробки інформації та технічні системи, що дозволяють використовувати означені методи та моделі. Таким чином, виникла необхідність розробки методологічних підходів та математичних моделей, які з достатнім ступенем точності описували процес фінансової реструктуризації та дозволяли б менеджеру аналізувати вплив зміни керованих факторів на основні показники фінансової стабільності [2]. Крім цього слід охарактеризувати процес використання отриманих методів, моделей та алгоритмів в умовах інформаційної системи підтримки прийняття рішень (СППР).

#### Результати досліджень

У процесі дослідження були проаналізовані ті дії, які необхідно виконувати під час проведення аналізу фінансової реструктуризації. Ці дії розглянуті як функції, що потребують реалізації керівниками та менеджерами підприємства за допомогою сучасних технічних і програмних засобів.

У процесі дослідження була сформована функціональна модель СППР, розроблена в результаті вивчення бізнес-процесу реструктуризації та зображена на рисунку 1.

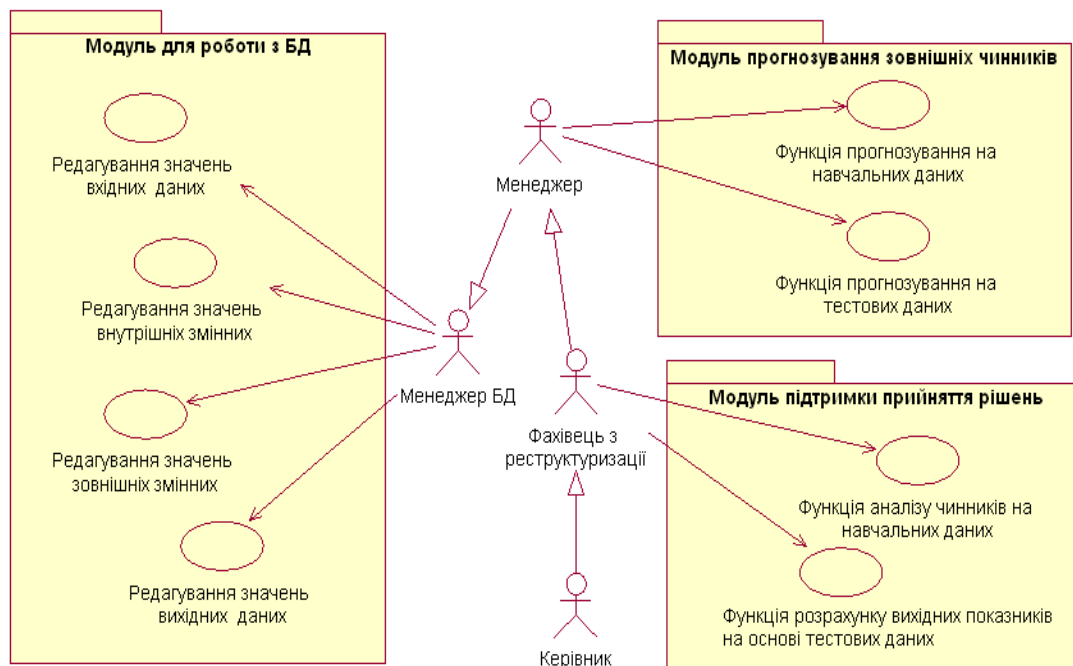


Рис. 1. Функціональна модель СПДР

Для виконання зазначених функцій необхідно реалізувати два етапи вирішення поставленого завдання.

Перший етап відповідає визначенню значень вхідних факторів, що впливають на результати реструктуризації. Другий етап – створення та використання математичної моделі, що дозволить досліджувати впливи вхідних даних на основні показники.

Дослідження роботи підприємства дозволило виділити параметри, що впливають на виробничий процес та розділити наступним чином:

- Вхідні дані: чистий прибуток; баланс; оборотні активи; поточні зобов'язання; грошові кошти; ринкова вартість цінних паперів; дебіторська заборгованість; власний капітал; майно підприємства; загальний дохід; довгострокові зобов'язання; результат першого розділу пасиву балансу.
- Зовнішні фактори: вартість продукції на біржі; індекс інфляції; вартість природного газу; очікування зміни попиту.
- Внутрішні фактори: обсяг виробництва ; кількість штатних працівників; обсяг матеріальних витрат собівартості продукції; знос основних засобів.
- Вихідні показники ліквідності: коефіцієнт абсолютної ліквідності; коефіцієнт швидкої ліквідності; коефіцієнт покриття; чистий оборотний капітал.

Всі зазначені вхідні параметри необхідно проаналізувати на предмет їх впливу на основні вихідні показники. З усього перерахованого набору, в певних умовах, частина з них може істотно впливати на результати, а частина – впливати незначно.

Для скорочення складності математичної моделі за допомогою методів факторного аналізу було зменшено кількість вхідних факторів. Факторний аналіз в загальному представленні – розділ багатомірного статистичного аналізу, що об'єднує методи оцінки розмірності множини змінних, що спостерігаються за допомогою дослідження структури коваріаційних чи кореляційних матриць. Головною метою факторного аналізу є скорочення кількості змінних (редукція даних), тому факторний аналіз використовується як метод скорочення даних. Процедура оцінювання при факторному аналізі складається з двох етапів: оцінки факторної структури – кількості факторів, необхідного для пояснення зв'язку між величинами  $X_i$  та етапу факторного навантаження й оцінки самих факторів за результатами спостереження.

Внесення кожної вхідної ознаки можна оцінити по її впливу на середнє значення вихідної величини. У нашому випадку зовнішній вигляд моделі залежить від декількох факторів:

$$y = f(a_1x_1, a_2x_2, \dots, a_nx_n, \dots) \quad (1)$$

Для кожного фактору  $a_nx_i$  визначаються значення вихідної величини при наявності і відсутності цього фактора та обчислюється дисперсія, викликана відсутністю фактора  $a_nx_i$ .

$$S_{a_i}^2 = \frac{1}{N} S_y^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_{x_i}^* - y_{x_i})^2 \quad (2)$$

де  $y_{x_i}^*$ ,  $y_{x_i}$  – відповідно значення середньої величини при відсутності і наявності фактора  $a_nx_i$ .

Далі визначається інтервал  $\Delta a_i = \pm 2S_{a_i}$ , куди не повинна попадати оцінка коефіцієнтів  $a_i$ . При малих значеннях коефіцієнтів даний фактор вилючається [3].

Обрані фактори були докладно розглянуті з метою спрощення задачі, зменшення кількості вхідних

параметрів та узагальнення факторів і в результаті фактори були зведені до наступного переліку: ціна продукції на біржі; обсяг виробництва продукції на світовому ринку; кількість штатних працівників; обсяг виробництва; обсяг матеріальних витрат у собівартості продукції; активи, що швидко реалізуються; активи, які важко реалізуються; негайні пасиви; короткострокові пасиви.

Серед відібраних параметрів слід виділити ті, якими менеджер може керувати, тобто змінювати їх значення в залежності від реальної фінансової і виробничої ситуації в межах можливостей. Вони і будуть керованими вхідними факторами моделі.

Друга частина параметрів не може бути змінена менеджером або керівником підприємства. В основному це зовнішні фактори. Вони можуть бути досить стабільними і не змінюватися в межах розглянутого проміжку часу, а можуть бути не стабільними і змінюватися як детермінованим, так і випадковим чином. Для обліку цих змін передбачена функція прогнозування факторів.

Другий етап полягає в розробці математичної моделі, що дозволяє описати залежності між значущими вхідними факторами та результуючими показниками. Сам об'єкт є досить складним і присутні в ньому зв'язки будуть мати нелінійний характер. Для опису розглядалися варіанти регресійного аналізу і нейронних мереж (НМ). Оскільки об'єкт має велику кількість параметрів і зв'язки є нелінійними, використання регресійного аналізу дало великі похибки і сам опис має досить громіздкий вигляд. Використання нейронних мереж дало набагато кращий результат.

Штучні нейронні мережі – математичні моделі, а також їх програмні або апаратні реалізації, побудовані за принципом організації та функціонування біологічних нейронних мереж – мереж нервових клітин живого організму. Після навчання мережа здатна передбачити майбутнє значення якоїсь послідовності на основі декількох попередніх значень і/або якихось існуючих в даний момент факторів [4]. Однією з найбільших переваг нейронної мережі є її адаптація до динамічно мінливих параметрів досліджуваного процесу та можливість перенавчання на нових даних.

Процес використання НМ передбачає два етапи – етап навчання і етап використання. На етапі навчання вся сукупність сигналів буде являти собою вхідний вектор  $X$ . Кожне значення вхідного вектора, помножене на свій ваговий коефіцієнт, підсумовується. Якщо сума буде вищою відповідного значення у на виході мережі, то вагові коефіцієнти зменшуються. Якщо сума буде нижче відповідного значення у на виході мережі, то вагові коефіцієнти збільшуються. Навчання проводиться до тих пір, поки на виході не буде отримано значення, що відповідає значенню у з заданою точністю для всіх сигналів векторів  $X$  та  $Y$ . Алгоритм навчання можна представити у вигляді схеми (рис. 2).

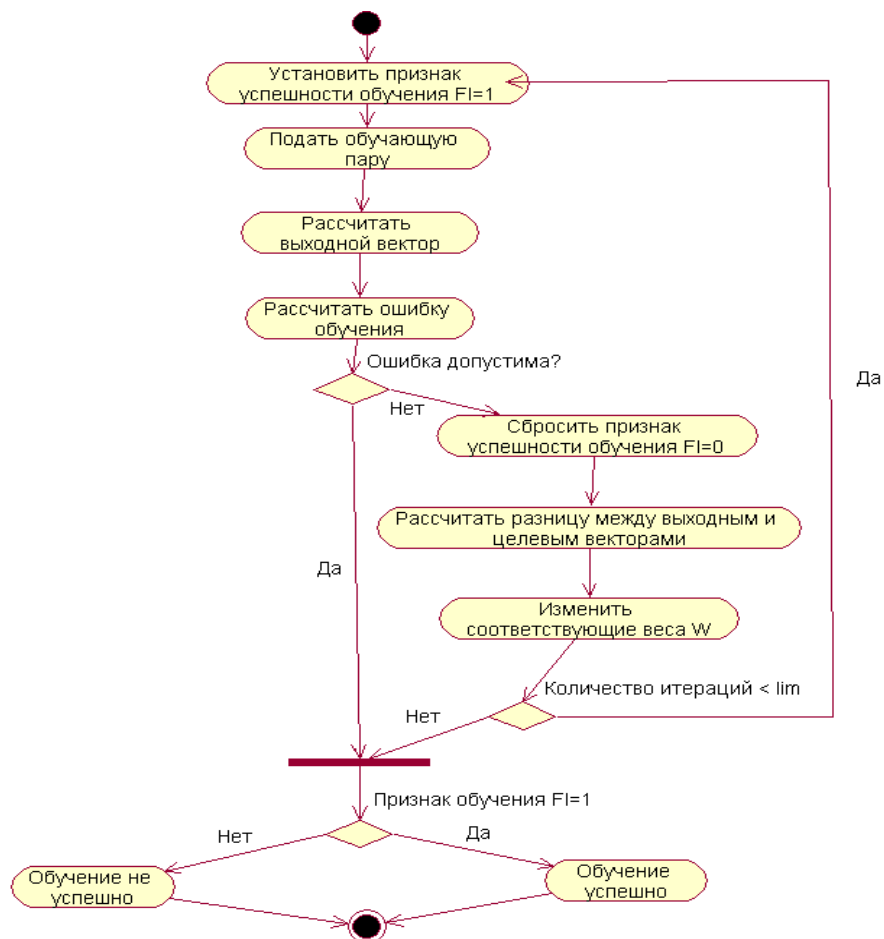


Рис. 2. Алгоритм навчання нейронної мережі

У відповідності з цим алгоритмом мережа навчиться за кінцеву кількість кроків вирішувати поставлену задачу. Типові процедури навчання нейронних мереж можуть бути застосовані для налаштування нейронної мережі, так як в ній використовуються тільки диференційовані функції. Звичайно застосовується комбінація градієнтного спуску у вигляді алгоритму зворотного поширення помилки та методу найменших квадратів.

Вибір архітектури нейронної мережі проводився за допомогою пакету Matlab із застосуванням компонента NNTool. Для моделювання використовувався тип мережі newff (feed-forward backprop) – мережа з прямим розповсюдженням сигналу і зворотнім поширенням помилки. Для навчання були використані дані за всі місяці 2009 року і за перше півріччя 2010 року [5].

В ході дослідження розглядалися різні структури нейронної мережі для досягнення найкращого навчання з подальшими точними розрахунками. Загальна структура отриманої НМ наведена на рис. 3.

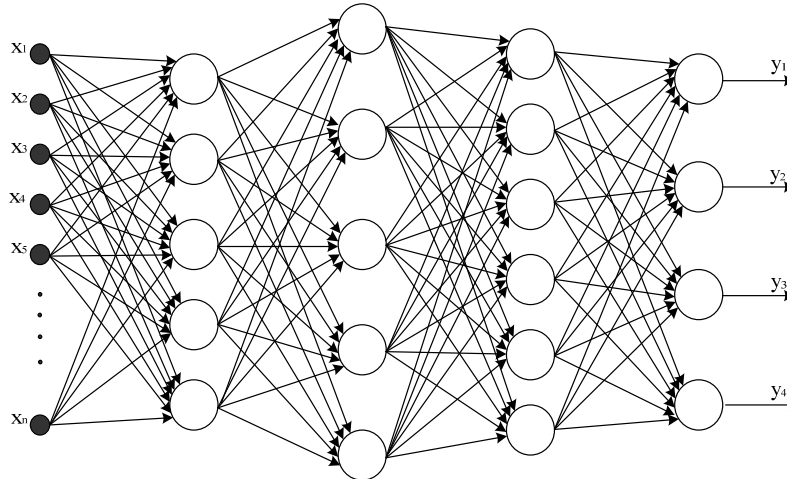


Рис. 3. Структура нейронної мережі

Разом з тим в процесі дослідження аналізувалися наступні параметри: кількість циклів навчання, помилка навчання, час навчання, характер кривої навчання. Для кожного варіанту виконувалося моделювання мережі на перевірочних значеннях. Навчання у всіх випадках повинно було закінчуватись після виконання 1000 циклів навчання або за умови досягнення заданої помилки (0,001).

Після навчання нейронної мережі в якості тестових даних була використана статистика даних за друге півріччя 2010. Результати зведені у таблицю 1.

Таблиця 1

**Порівняння даних, отриманих в ході навчання нейронної мережі, з реальними**

	Липень			Серпень			Вересень		
	Результати моделювання	Реальні дані	Похибка, %	Результати моделювання	Реальні дані	Похибка, %	Результати моделювання	Реальні дані	Похибка, %
$y_1$	6,45	6,39	1,65	3,05	3,11	1,7	3,08	3,03	1,49
$y_2$	2,61	2,75	5,34	2,60	2,67	2,45	2,66	2,61	1,79
$y_3$	0,033	0,032	1,89	0,038	0,039	2,99	0,047	0,049	3,33
	Жовтень			Листопад			Грудень		
	Результати моделювання	Реальні дані	Похибка, %	Результати моделювання	Реальні дані	Похибка, %	Результати моделювання	Реальні дані	Похибка, %
$y_1$	2,99	2,96	0,98	2,71	2,89	6,64	2,81	2,71	3,56
$y_2$	2,59	2,55	1,92	2,58	2,48	3,58	2,32	2,32	0,29
$y_3$	0,050	0,051	2,18	0,052	0,054	2,38	0,054	0,052	3,016

Проаналізувавши дані, було зроблено висновок, що НМ добре навчилася і досить точно спрогнозувала результати фінансової діяльності підприємства. Результати програмної реалізації створення моделі, її аналізу та перевірки її працездатності наведено на рисунках 4 та 5. В результаті роботи алгоритму отримано вихідні значення системи з похибкою не більше 5%.

Отримані алгоритми та моделі були реалізовані в умовах інформаційної системи підтримки прийняття рішень. Така система призначена для використання менеджером підприємства при зміні фінансових потоків як інструмент, що дозволяє чисельно оцінювати результати виконання тих чи інших дій за величиною зміни контрольних вихідних параметрів. Згідно з поставленими перед нею завданнями, система повинна збирати та зберігати потрібну інформацію за допомогою відповідної бази даних,

аналізувати дані, прогнозувати окремі чинники та за допомогою розробленої моделі відобразити вплив тих або інших змін значень фінансових параметрів на основні показники ліквідності.

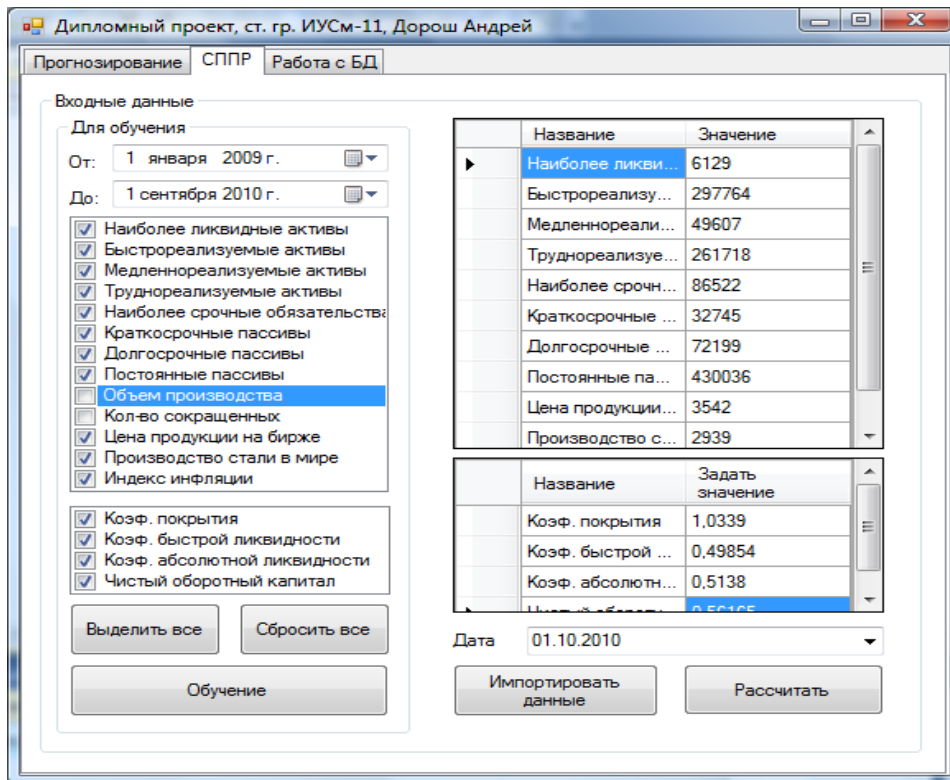


Рис. 4. Результаты програмної реалізації створення моделі

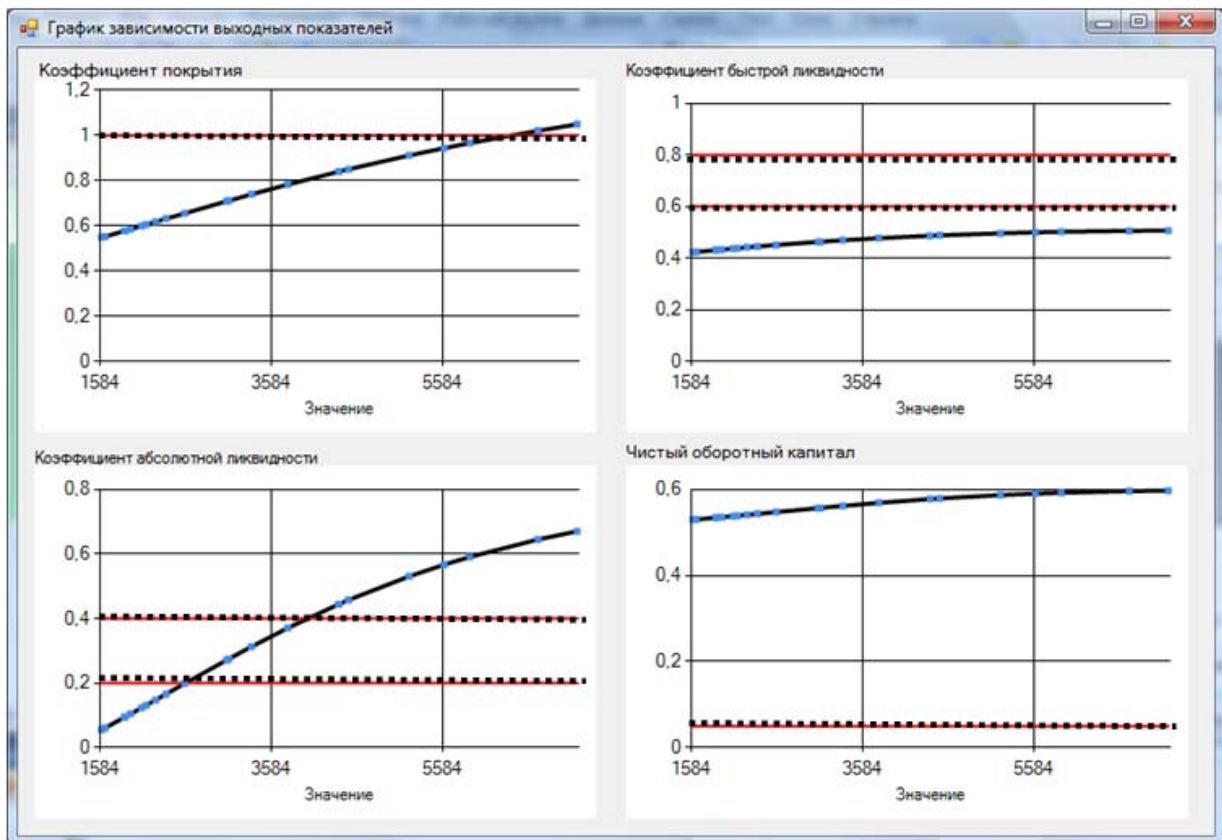


Рис. 5. Результаты тестування нейронної мережі

### Висновки

У відповідності з поставленою метою розглянуто питання виділення значущих чинників при управлінні фінансовими потоками, обґрунтовано методи прогнозування некерованих факторів, представлено модель, що визначає залежності між основними показниками ліквідності підприємства і тими

чинниками, на які менеджери можуть впливати. Проведені дослідження і отримані результати були підтверджені тестовими розрахунками в умовах системи підтримки прийняття рішень на реальних статистичних даних промислового підприємства.

Використання розробленої моделі в умовах комп'ютеризованої системи підтримки прийняття рішень дозволить менеджерам підприємств своєчасно оцінювати результати впливу зміни керованих параметрів на основні показники ліквідності та допомагати при проведенні процесу реструктуризації.

### Література

1. Билык М.Д. Сущность и классификация реструктуризации государственных предприятий / М.Д. Билык // Экономист. – 2000. – № 1.
2. Дорош А.И. Функциональная структура подсистемы поддержки принятия решения для задач финансовой реструктуризации предприятия. Информатика и компьютерные технологии : в 2-х томах / А.И. Дорош, В.А. Светличная, Н.К. Андриевская // Сборник трудов VIII международной научно-технической конференции студентов, аспирантов и молодых ученых –18–19 сентября 2012 г., Донецк, ДонНТУ. – 2012., Т. 2. – 334 с.
3. Прикладная статистика. Классификация и снижение размерности / С.А. Айвазян, В.М. Бухштабер, И.С. Енюков, Л.Д. Мешалкин. – М. : Финансы и статистика, 1989. – 607 с.
4. Искусственная нейронная сеть / Интернет-ресурс. – Режим доступа : [http://ru.wikipedia.org/wiki/Искусственная\\_нейронная\\_сеть](http://ru.wikipedia.org/wiki/Искусственная_нейронная_сеть) .
5. Использование нейронных сетей для определения взаимозависимости основных факторов при финансовой реструктуризации. Інформаційні управляючі системи та комп'ютерний моніторинг (ІУС КМ - 2012) - 2012 / А.И. Дорош, А.С. Тельнюк, В.А. Светличная та ін. / Матеріали III всеукраїнської конференції студентів, аспірантів та молодих вчених. – Донецьк, ДонНТУ – 2012.

### References

1. Bilyk M.D. Sushnost i klassifikacia restrukturizacii gosudarstvennyh predpriatij // Ekonomist. - 2000. - № 1.[in Russian]
2. A.I. Dorosh, V.A. Svetlichnaya, N.K. Andrievskaya. Funktsionalnaya struktura podsystemy poddergki prinyatia reshenia dla zadach finansovoy restrukturizacii predpriatia. Informatica i komputernye tekhnologii / Sbornik trudov VIII megdunarodnoy nauchno-tekhnicheskoy konferencii studentov, aspirantov i molodyh ychenyh –18-19 sentyabrya 2012 г., Donetsk, DonNTU. – 2012. V 2-x tomax, T. 2. – 334 s.[in Ukrainian]
3. Ayvazyan S.A. Prikladnaya statistica. Klassificaciya i snigenie razmernosti / S.A. Ayvazyan, V.M. Byhshtaber, I.S. Enukov, L.D. Meshalkin. – M.: Finansy i statistica, 1989. – 607c.[in Russian]
4. Isskusstvennaya neyronnaya set / Internet-resurs. – Regim dostupa: [http://ru.wikipedia.org/wiki/\\_нейронная\\_сеть](http://ru.wikipedia.org/wiki/_нейронная_сеть) Isskusstvennaya neyronnaya set. [in Russian]
5. A.I. Dorosh, A.S.Telnuk,V.A. Svetlichnaya, E.A.Shumaeva, N.K. Andrievskaya. Ispolzovanie neyronnyh setey dla opredeleniya vzaimozavisimosti osnovnyh factorov pri financovoy restrukturizacii. Informaciyini upravlyaughi systemi ta computerny monitoring(IUS CM - 2012) - 2012 / Materialy III vseukrainskoyi konferencii studentiv, aspirantiv ta molodyh vchenyh. – Donetsk, DonNTU – 2012. [in Ukrainian]

Рецензія/Peer review : 3.5.2013 р. Надрукована/Printed :13.8.2013 р.