практичної конференції “Проблеми впровадження інформаційних технологій в економіці” – травень 2007 року, Ірпінь. – С. 155 -157.

УДК330.115 **Яблоков І.В.,, А.І.Яблоков**

Нейромоделювання фінансової стабільності комерційного банку

Розглянуто теоретично-практичні аспекти нейромоделювання фінансової стабільності комерційного банку. Розроблено статичну дворівневу нейронну модель, що дозволяє провести аналіз результатів нечітко-множинного моделювання.
Ключові слова*: банківські ризики, нейромоделювання .*

It is considered in theory practical aspects of neural network model of financial stability of commercial bank. A static two-tier neural model is developed, that allows to conduct the analysis of results fuzzy logic design.
Keywords: *bank risks, neural network design .*

Вступ. Питання дослідження фінансової стабільності українських банків в сучасних умовах характеризується обмеженістю як відповідних аналітичних даних, так і моделей, які здатні виконати відповідний аналіз в умовах невизначеності, обмеженості та спотвореності даних. За умов дефіциту інформаційно-методологічної складової виникає потреба у більш науково-обґрунтованому дослідженні процесу управління фінансовою стабільністю та удосконаленні існуючих математичних моделей та методів управління фінансовою стабільністю.

Мета. На основі формального апарату нейромоделювання створити економіко-математичну модель проведення детального аналізу результатів нечітко-множинного моделювання фінансової стабільності комерційного банку, а також виконання валідації отриманих результатів на предмет їх адекватності.

Постановка проблеми. Негативні тенденції розвитку банківської системи та світова економічна криза суттєво вплинула на ситуацію в банківській сфері, поставивши питання виживання банків на перше місце. Велика хвиля банкрутств вимагають від них розгляду більш дієвих інструментів управління своєю фінансовою стабільністю. В той же час, відсутність ґрунтовних методологічних досліджень з даного питання обумовлює необхідність проведення глибокого дослідження та розв'язання проблеми побудови системи управління фінансовою стабільністю в банківській сфері.

Розроблена система економіко-математичних моделей управління фінансовою стабільністю банками, в основі якої лежить застосування нечітко-множинного та нейронного підходів до моделювання, дає змогу виконати ґрунтовний аналіз фінансового стану комерційних банків.

Виконавши нечітко-множинний аналіз фінансової стабільності комерційного банку, і отримавши інтегральні оцінки, які характеризують всі сторони його діяльності – ліквідність, якість активів, надійність, рентабельність, ресурсну базу, податкове навантаження – залишаються відкритими питаня: наскільки отримані результати є адекватними, якою є похибка при розрахунках, і чи можливо її виміряти, яким чином можливо покращити результати моделювання?

Для відповіді на дані запитання побудуємо нейромодель, для якої в якості входів використаємо систему показників, яка була використана при нечітко-множинному моделюванні. В якості виходів нейромоделі виступатимуть розраховані інтегральні оцінки фінансової стабільності, отримані при нечітко-множинному моделюванні. Таким чином, нейромоделювання дасть змогу оцінити якість отриманих при нечітко-множинному моделюванні результатів, а також виконати їх порівняльний аналіз на предмет адекватності. Тобто, ми отримаємо відповідь на перше питання.

Провівши детальний порівняльний аналіз результатів, отриманих при нечітко-множинному та нейромоделюван-ні, будуть виявлені відповідні розриви – розбіжності в результатах, які характеризують ситуацію, коли значення окремого показника результату моделювання (окреме значення виходу моделі) не збігається із загальним законом розподілу, отриманим за результатами моделювання за усією вибіркою. Виявлення та аналіз таких розривів дасть можливість оцінити похибку нечітко-множинного моделювання, а також винести рекомендації щодо покращення результатів моделювання.

Головною відмінністю нейромоделей від усіх інших математичних моделей є те, що нейронні мережі в принципі не потребують будь-якої заздалегідь підготовленої моделі, а будують її самостійно лише ґрунтуючись на наявній інформації. Саме тому нейронні мережі знайшли своє практичне застосування там, де необхідно вирішувати завдання оцінки, прогнозування, ідентифікації, класифікації – тобто там, де є слабо-алгоритмізовані задачі, для вирішення яких потрібні відповідні науково обґрунтовані адаптовані математичні моделі. Використання нейромереж обґрунтовано в тих випадках, коли дані не можуть бути чітко класифіковані, є частково спотвореними або неповними, а тому традиційні методи не в змозі надати задовільні результати. Підхід до прогнозування фінансової стабільності, що ґрунтується на використанні нейромереж однаково повною мірою враховує як лінійні, так і нелінійні залежності між вхідними та вихідними параметрами моделі, при цьому дані можуть бути неповними, суперечливими, або заздалегідь спотвореними. Іншими словами, якщо між вхідними та вихідними даними існує зв'язок, який не може бути ідентифікований традиційними математичними моделями, нейромережеві моделі здатні автоматично знайти відповідні залежності із заданим ступенем точності (похибкою).

Сьогодні математичні моделі, побудовані з використанням нейромереж, використовуються у банківській сфері (кредитні рейтинги, тощо), фінансах (оцінка нерухомості, кредитна оцінка, контроль іпотечних кредитів, рейтинг акцій, відслідковування операцій за кредитними картками, прогнозування ринкових індексів), страхуванні (оцінка страхових полісів, прогнозування настання страхових випадків, оптимізація страхового портфелю тощо).

Якість результатів нейромоделювання значною мірою залежить від якості значень факторів – вхідних параметрів моделі, обсягу вибірки (тобто кількості банків, що аналізуються), та однорідності вибірки – тобто, побудова нейромоделі повинна виконуватись лише для тих банків, що мають найбільш схожі характеристики (в першу чергу, структура портфелю, обсяг та структура основних фондів, капіталізація, тощо).

Крім того, якість нейромоделювання залежить від ряду кількісних та якісних факторів – насамперед, груп аналізуємих факторів, якості самих даних, тобто їх репрезентативності, а також параметрів самої моделі –

якості побудови архітектури нейромоделі, підбору функцій перетворень, кількості нейронів, вагів тощо.

Таким чином, в умовах високої мінливості зовнішніх та внутрішніх по відношенню до економічної системи та банківської системи України факторів, високого рівня суперечливості фінансових показників відкритих форм звітності, а також за умов відсутності будь-якої додаткової інформації про господарську діяльність банків, високу ступінь достовірності результатів моделювання має дати саме застосування нейропідходу до моделювання фінансової стабільності банків.

Щодо системи обмежень, які накладаються на розроблювану нейромережу, то тут єдиним обмеженням буде обсяг даних, що використовується при тренуванні, валідації та тестуванні моделі. Дане обмеження не матиме суттєвого впливу на результати моделювання, однак обсяг вибірки буде помітно впливати на якість отриманих результатів, що буде в подальшому підтверджено відповідним аналізом впливу факторів інформаційної невизначеності на результати моделювання.

Виконаємо проектування архітектури нейромоделі для проведення оцінки фінансової стабільності комерційних банків. В якості входів системи будемо використовувати фінансово-економічні показники ліквідності, якості активів, надійності, рентабельності, ресурсної бази та податкового навантаження, які були вибрані при визначенні індексу надійності того чи іншого комерційного банку [1].

Наведені показники характеризують фінансову сторону діяльності комерційного банку, і будуть використані при моделюванні. Входи моделі можуть бути відображені у вигляді матриці виду A розмірністю RxL:

$$A = \begin{pmatrix} a_{11}\ a_{12} \ldots a_{1L} \\ a_{21}\ a_{22} \ldots a_{2L} \\ \ldots \\ a_{R1}\ a_{R2} \ldots a_{RL} \end{pmatrix} \tag{1}$$

де: *R* – кількість показників (факторів) на вході, *R = 14* для кожного банку, оскільки кожен банк характеризується чотирнадцятьма показниками по шести групах факторів [1].

L – кількість входів моделі (тобто, кількість банків, що аналізуються).

Таким чином, кожен рядок матриці виду:

$$\overline{p_l} = \begin{pmatrix} a_{1L} \\ a_{2L} \\ \ldots \\ a_{RL} \end{pmatrix} \tag{2}$$

відображатиме *r*-й фактор, що характерний для *l*-го банку.

Щодо виходів нейромоделі, то їх можливо описати за допомогою вектора $\overline{o}$ розмірністю *Lx1*:

$$\overline{o} = \begin{pmatrix} o_{11} \\ o_{21} \\ \ldots \\ o_{L1} \end{pmatrix} \tag{3}$$

Елементи вектора $\overline{o}$ відображають відповідні виходи – інтегральні показники фінансової стабільності по кожному із аналізуємих банків, загальною кількістю *L*.

Опис алгоритму нейромоделювання приведений на рис. 1 і відображає послідовність виконання етапів процесу моделювання.

Аналогічно до нечітко-множинного моделювання, першим етапом нейромоделювання є формування матриці входів моделі. В даному випадку, в якості входів моделі будуть використані показники фінансової діяльності банків, які використовувались в нечітко-множинному моделюванні.

Після побудови матриці входів, необхідно побудувати також вектор виходів нейромоделі. В якості значень елементів вектора будуть використані інтегральні оцінки фінансової стабільності, отримані в результаті нечітко-множинного моделювання. Співставлення входів та виходів моделі дасть можливість в подальшому виконати її навчання.

Побудова функцій перетворень (трансформаційних функцій) виконується для кожного рівня нейромережі. Кожна трансформаційна функція формує вектор виходів – який є результатом зваження входів з поправкою на відповідні зміщення нейронів. В результаті виділення рівнів та побудові відповідних трансформаційних функцій отримаємо побудовану архітектуру нейромережі.

Виконавши побудову архітектури нейромережі, та виконавши співставлення входів та виходів моделі для тренувальної вибірки, необхідно виконати її навчання (тренування). Навчання вважається виконаним, коли фактичне значення похибки буде меншим за відповідне порогове (нормативне) значення. Якість проведеного навчання нейромоделі має бути перевірена проведенням відповідного регресійного аналізу. При цьому коефіцієнт регресії буде показувати ступінь кореляції між фактичними значеннями інтегральних показників

Рис. 1 Опис процесу нечітко-множинного моделювання

фінансової стабільності з результатами, отриманими в результаті навчання.

Метою валідації нейромоделі є перевірка якості побудови моделі на валідаційній (тестовій) вибірці. Аналогічно до регресійного аналізу якості навчання, виконується аналіз нейромоделі в цілому.

Після того, як якість побудови нейромоделі підтверджена, виконується її тестування – розрахунок прогнозних інтегральних показників фінансової стабільності для решти банків.

Побудова архітектури нейромережі. Оскільки між вхідними параметрами $\underline{A}$ нейромережі та відповідними інтегральними оцінками $\overline{o}$ банків може існувати нелінійна залежність, адекватність системи буде забезпечена, якщо архітектура моделі буде враховувати таку залежність.

В загальному випадку архітектура багаторівневої (наприклад, з трьома рівнями) нейромережі зображена на рис. 2. Кожен рівень нейромережі має свою матрицю вагів W, вектор зміщень b та вектор виходів a. Для розуміння, до якого рівня відноситься матриця вагів, зміщення тощо, застосовуються відповідні верхні індекси, які ідентифікують рівень мережі.

Наприклад, на рис. 2 нейромережа має R^1 вхід та S^1 нейронів на першому рівні, S^2 нейронів на другому рівні тощо.

Кожен рівень має свою кількість нейронів. Виходи кожного рівня нейромережі є одночасно входами відповідного наступного рівня нейромережі. Тобто, другий рівень наведеної нейромережі може аналізуватись як одно-рівнева нейронна мережа, яка має S^1 вхід, S^2 нейронів та матрицю вагів $W^2 = S^2 \times S^1$. Входом другого рівня є вектор $\overline{a}^1$, виходом – $\overline{a}^2$.

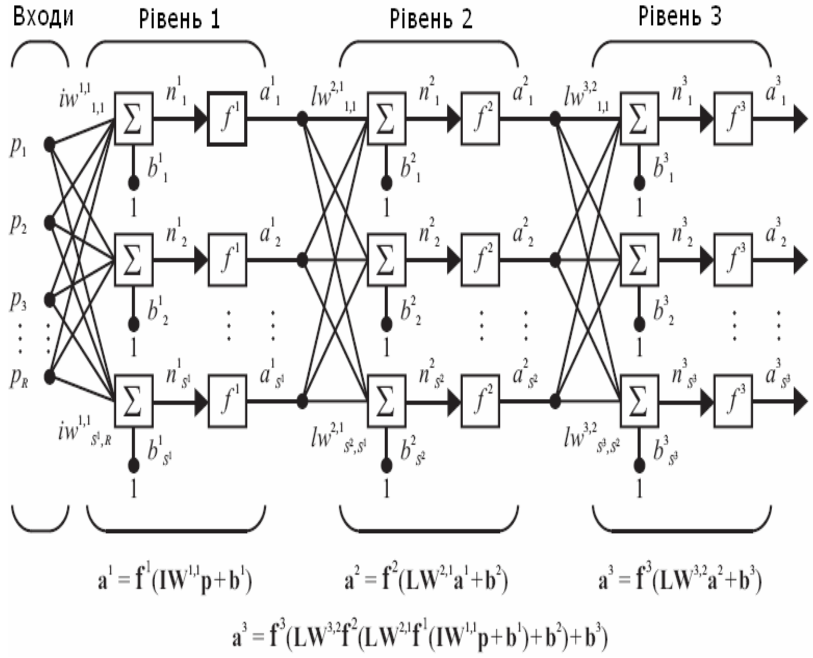

Рис.2 Архітектура три-рівневої статичної нейромережі

Після того, як усі параметри другого рівня нейромережі ідентифіковано, він може розглядатися як окрема одно-рівнева нейромережа. Такий підхід може бути застосований до будь-якого з рівнів нейромережі. На рис. 2 зображена три-рівнева нейромережа, що має один рівень виходів (рівень 3) та два прихованих рівня (рівень 1 та рівень 2).

Скорочена форма запису нейромережі на рис. 2 матиме наступний вигляд:

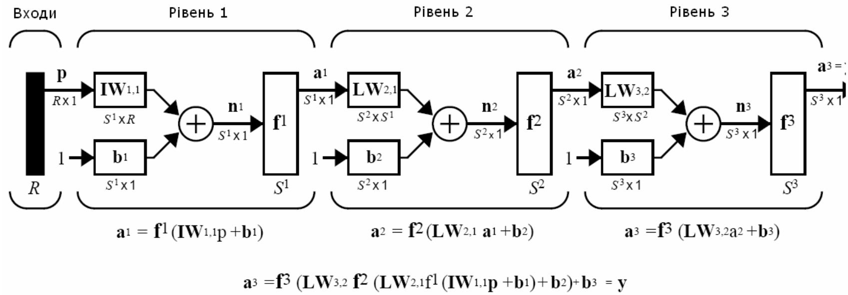

Рис. 3 Скорочена форма запису багаторівневої нейромережі

Таким чином, побудуємо статичну нейронну модель для аналізу комплексних показників фінансової стабільності банку. Відповідно до рекомендацій, наведених у [2], побудуємо дво-рівневу нейромодель з сигмоїдальною та лінійною трансформаційними функціями. Визначимо сигмоїдальну функцію перетворень для першого (прихованого) рівня нейромережі (рис. 3).

Сигмоїдальна функція першого рівня мережі забезпечить ідентифікацію нелінійних залежностей між вхідними та вихідними параметрами мережі. Сигмоїдальна функція згенерує виходи першого рівня нейромережі у діапазоні [-1; 1], тобто, a є [-1; 1]. При цьому, якщо значення елементів вектора $\bar{n}$ будуть мати невід'ємні значення, область визначення сигмоїдальної функції звузиться до діапазону [0;1].

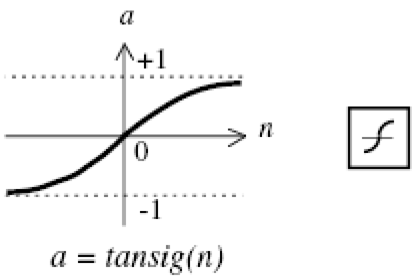

Рис. 3 Сигмоїдальна функція перетворень для прихованого рівня нейромережі

Використаємо також лінійну функцію перетворення для другого рівня нейромережі (рис. 4).

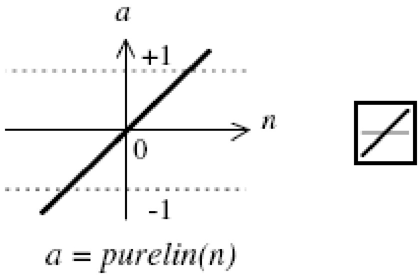

Рис. 4. Лінійна функція перетворення для другого рівня нейромережі

Лінійна функція забезпечить врахування лінійної залежності між входами та виходами у нейромережах із зворотнім поширенням помилки. Разом з тим, оскільки лінійна функція обрана для другого рівня нейромережі, це забезпечить при тестуванні генерування виходів мережі, які не обмежені у своїх значеннях. Таким чином, ми отримали статичну дворівневу нейронну модель з сигмоїдальною та лінійною трансформаційними функціями на прихованому та другому рівнях нейромережі відповідно. Графічно описана модель зображена на рис. 5.

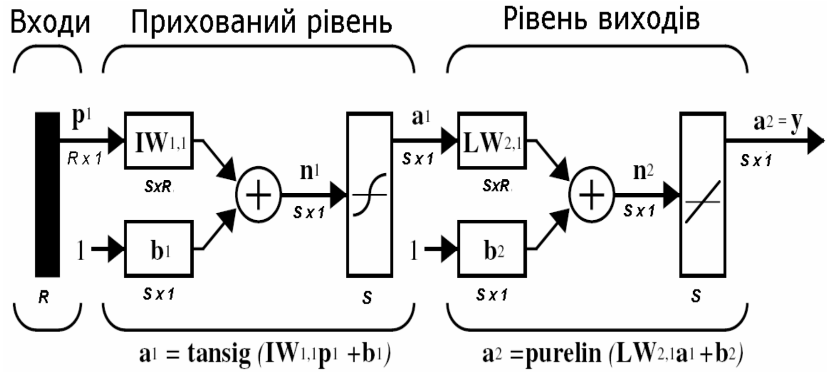

Рис. 5. Архітектура дворівневої нейромережі з сигмоїдальною та лінійною функціями перетворень

Застосування сигмоїдальної та лінійної функцій перетворень у статичних нейромоделях з двома рівнями рекомендовано багатьма авторами, зокрема [2,3]. Доцільність застосування даних функцій також було доведено при апробації моделі в програмному продукті MatLab R2008b.

Кожен рівень нейромережі має свої входи, зміщення, ваги, суматор та функцію перетворення. Так, зокрема, для першого (прихованого) рівня отримаємо:

$\overline{a}^1$ – вектор виходу розмірністю *Sx1* першого рівня моделі, $\overline{a}^1 = tansig(\overline{n}^1)$;

$\overline{n}^1$ – вектор входів трансформаційної функції $tansig\ (\overline{n}^1)$ першого рівня мережі. Кожен нейрон має суматор, який агрегує зважені входи $IW^{1,1}\overline{p}_l$ та зміщення $\overline{b}^1$, формуючи відповідний вихід $n_i^1 = IW^{1,1} \cdot \overline{p_l} + \overline{b}^1$. Сукупність виходів n_i^1 формують вектор виходів $\overline{n}^1 = \begin{pmatrix} n_1^1 \\ n_2^1 \\ \dots \\ n_i^1 \end{pmatrix}$; (4)

$IW^{1,1}$ (Input Weight Matrix) – матриця вагів розмірність *S* x *R* для входів $\overline{p}$ першого (прихованого) рівня нейромережі, де *S* – кількість нейронів заданого рівня нейромережі. Перший верхній індекс матриці $IW^{1,1}$ показує рівень нейромережі (перший), другий – рівень нейромережі, вектор виходів якого зважується на матрицю вагів (для першого рівня = 1):

$$\mathrm{IW}^{1,1} = \begin{pmatrix} w_{11} & w_{12} & \dots & w_{1R} \\ w_{21} & w_{22} & \dots & w_{2R} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ w_{S1} & w_{S2} & \dots & w_{SR} \end{pmatrix} \tag{5}$$

Перший нижній індекс елементу матриці вагів ідентифікує відповідний нейрон, другий – вхід (елемент вектора $\overline{p}$) зважується на відповідний елемент матриці вагів;

$\overline{p}$ – вектор входів розмірністю *R* x *1* (*R* – кількість елементів вхідного вектору, *R* = 14). Вектори входів, в свою чергу, є елементами матриці входів A виду (1);

$\overline{b}^1$ – вектор зміщень першого рівня розмірністю *S* x *1*:

$$\bar{b}^1 = \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \dots \\ b_S \end{pmatrix}; \tag{6}$$

Для другого рівня нейромережі з лінійною трансформаційною функцією матимемо такі параметри:

$\bar{a}^2$ – вектор виходів розмірністю *S* x *1* другого рівня моделі, $\bar{a}^2 = purelin(\bar{n}^2)$;

$\bar{n}^2$ – вектор входів трансформаційної функції *purelin* $(\bar{n}^2)$ другого рівня мережі. Кожен нейрон має суматор, який агрегує зважені входи $LW^{2,1}\bar{a}^2$ та зміщення $\bar{b}^2$, формуючи відповідний вихід $n_i^2 = LW^{2,1}\bar{a}^1 + \bar{b}^2$. .

Сукупність виходів n_i^2 формують вектор виходів $\bar{n}^2 = \begin{pmatrix} n_1^2 \\ n_2^2 \\ \dots \\ n_i^2 \end{pmatrix}$ розмірністю *S* x *1*;

$LW^{2,1}$ (Layer Weight Matrix) – матриця вагів розмірністю *S* x *R* другого рівня нейромережі. Перший верхній індекс матриці $LW^{2,1}$ показує рівень нейромережі (другий), другий індекс – рівень нейромережі, вектор виходів якого зважується на матрицю вагів (для другого рівня = 1);

$\bar{b}^2$ – вектор зміщень другого рівня нейромережі розмірністю *S* x *1*.

Таким чином, нейромережа виду (рис. 5) є універсальним апроксиматором. Вона забезпечить апроксимацію кожної функції з обмеженою кількістю розривів з достатньою кількістю нейронів у прихованому рівні. Вектор виходів $\overline{a}^1$ розрахується як: $\overline{a}^1 = tansig(\overline{n}^1)$, де:

$$\overline{n}^1 = IW^{1,1}\cdot\overline{p}_l + \overline{b}^1 = \begin{pmatrix} w_{11} & w_{12} & \dots & w_{1R} \\ w_{21} & w_{22} & \dots & w_{2R} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ w_{S1} & w_{S2} & \dots & w_{SR} \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} p_1 \\ p_2 \\ \dots \\ p_R \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \dots \\ b_S \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} w_{11}p_1 + w_{12}p_2 + \dots + w_{1R}p_R \\ w_{21}p_1 + w_{22}p_2 + \dots + w_{2R}p_R \\ \dots \\ w_{S1}p_1 + w_{S2}p_2 + \dots + w_{SR}p_R \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \dots \\ b_S \end{pmatrix} =$$

$$= \begin{pmatrix} b_1 + \sum_{i=1}^{R} w_{1i}p_i \\ b_2 + \sum_{i=1}^{R} w_{2i}p_i \\ \dots \\ b_S + \sum_{i=1}^{R} w_{Si}p_i \end{pmatrix}$$

Вектор виходів $\overline{a}^2$ розрахується аналогічним чином.

Таким чином, в побудованій нейромережі кожен елемент вхідного вектора $\overline{p}$, що відображає певний фінансовий результат діяльності банку, зважується на матрицю вагів $IW^{1,1}$. Кожен нейрон має відповідний суматор, який сумує зважені входи з відповідними зміщеннями, формуючи скалярні виходи n_i. Таким чином, ми отримуємо вектор входів $\overline{n}^1 = \begin{pmatrix} n_1^1 \\ n_2^1 \\ \dots \\ n_i^1 \end{pmatrix}$, що є аргументом трансформаційної функції. В кінцевому рахунку ми отримуємо вектор виходів прихованого рівня нейромережі $\overline{a}^1 = tansig(\overline{n}^1)$.

При цьому кількість входів нейромережі і кількість нейронів не відповідають один одному (тобто, R не обов'язково має бути еквівалентним S).

Таким чином, вектор $\overline{a}^{1}$ є виходом прихованого рівня нейромережі. Кожен елемент вектора зважується з відповідними елементами матриці зміщень $LW^{2,1}$. Аналогічно до формування вектора виходів прихованого рівня, кожен нейрон першого рівня нейромережі має суматор, який сумує зважені входи з відповідними зміщеннями вектора $\overline{b}^{2}$. В кінцевому рахунку ми отримуємо вектор $\overline{a}^{2} = purelin(\overline{n}^{2})$, елементи якого будуть характеризувати відповідні оцінки – інтегральні показники фінансової стабільності банку.

Тренування та тестування нейромережі. Після того, як мережа побудована, необхідно провести її навчання. Відповідно до рекомендацій щодо навчання нейромереж виду (рис.5), будемо використовувати алгоритм Левенберга-Марквардта [2]. Метод Левенберга-Марквардта є методом оптимізації, який дозволяє мінімізувати функцію, що є сумою квадратів нелінійних функцій.

Алгоритм комбінує в собі метод найшвидшого спуску (мінімізація вздовж градієнта) та метод Ньютона (використання квадратичної моделі для прискорення пошуку мінімуму функції). Контрольоване тренування відбувається таким чином: подаємо на вхід мережі вектор вхідних даних, а на вихідний вузол повідомляємо бажане значення результату обчислень. Контрольоване тренування нейромережі можна розглядати як рішення оптимізаційної задачі. Її метою є мінімізація функції помилок E на даній вибірці шляхом вибору значень вагів W. Вхідні дані перетворяться нейронами мережі і порівнюються з виходом. Якщо відхилення більше заданого, то спеціальним чином змінюються ваги зв'язків нейронів між собою і порогові значення нейронів. Знову відбувається процес обчислень вихідного значення і його порівняння з еталоном. Якщо відхилення менше заданої погрішності, то процес навчання припиняється. Досягнення мінімуму називається збіжністю процесу навчання. Мінімізація величини Е здійснюється за допомогою градієнтних методів. Зміна вагів відбувається в напрямі, зворотному до напряму найбільшої крутизни для функції.

Нейронна мережа, яку ми тренуємо, в принципі здатна сама підстроїтися під будь-які дані з метою мінімізації сумарної квадратичної помилки. Щоб цього не відбувалося при тренуванні нейромереж використовують наступний спосіб перевірки мережі. Розіб'ємо генеральну вибірку комерційних банків на три групи (у відповідності з рекомендаціями, які пропонуються у [2]:

1) 70% банків (від сукупної вибірки) – використаємо для тренування системи;
2) 15% від сукупної вибірки – для валідації системи;
3) 15% - для тестування моделі і перевірки якості отриманих результатів.

З метою проведення якісного тренування моделі, необхідно задати порогове значення похибки на рівні *R'*, яке буде слугувати контрольним значенням при навчанні. Таким чином, тренування нейромережі вважається виконаним вдало, якщо в процесі навчання було досягнуто умови:

$$\xi \le R', \tag{8}$$

де: ξ – фактичне значення похибки.

Навчальну вибірку використовують власне для процесу навчання, при цьому змінюються ваги нейронів. А валідаційну використовують в процесі навчання для перевірки на ній сумарної квадратичної помилки, але при цьому не відбувається зміна вагів. Якщо нейромережа показує поліпшення апроксимації і на навчальній, і на валідаційній вибірках, то навчання мережі відбувається в правильному напрямі. Інакше може знижуватися помилка на навчальній вибірці, але відбувається її збільшення на валідаційній. Останнє означає, що мережа "перевчилася" і вже не може бути використана для прогнозування або класифікації. В цьому випадку трохи змінюються ваги нейронів, щоб вивести мережу з околиці локального мінімуму помилки.

Після того, як умова (8) буде досягнута, а також після перевірки (валідації) якості моделі на 15% вибірки, можна приступати безпосередньо до моделювання фінансової стабільності комерційних банків на решті 15% вибірки.

Висновок. Розроблено статичну дворівневу нейронну модель з сигмоїдальною та лінійною трансформаційними функціями, що дозволяє провести аналіз результатів нечітко-множинного моделювання, а саме - виконати валідацію отриманих результатів на предмет їх адекватності, оцінити похибку проведених розрахунків та виявити шляхи покращення результатів моделювання.

Список використаних джерел

1. Яблоков А.І. Регулювання міжбанківського ринку в умовах нестабільності / А.І.Яблоков // Зб. наук. праць: Економіко-математичне моделювання соціально-економічних систем – Вип.15. – К.: МННЦ ІтіС НАНУ та МОНУ, 2010. - С.243-264.
2. Howard Demuth / Howard Demuth, Mark Beale, Martin Hagan. – Neural Network Toolbox 6. User’s Guide, 2008. – 901 p.
3. Shapiro A.F. Intelligent and Other Computational Techniques in Insurance: Theory and Applications / A.F. Shapiro, L.C. Jain. – World

Scientific Publishing Company, 2003. – (Series on Innovative Intelligence, Vol.6).

УДК 330.111.66 : 330.31 : 330.53 **В.В. Кулик**

Однобюджетна матриця соціальних рахунків як інструмент системного аналізу процесів соціального і економічного відтворення (на прикладі Російської Федерації)

Розглядаються питання побудови і використання однобюджетної матриці соціальних рахунків для системного аналізу процесів відтворення національної економіки.

***Ключові слова**: соціально-економічна система, матриця соціальних рахунків, бюджет національної економіки, процеси відтворення, показники результативності.*

The problems of building and use of a one-budget social accounts matrix to the system analysis of processes of reproductions of a national economics are considered.

***Key words**: social-economic system, social accounts matrix, budget of national economy, reproduction process, factors of effectiveness.*

Вступ. Світова фінансова криза сприяє усвідомленню необхідності цілеспрямованого системного регулювання соціально-економічних процесів як в національній економіці так в і менших за розміром соціально-економічних утвореннях. Комплексний аналіз відтворення соціально-економічних систем і прийняття виважених управлінських рішень потребує використання