УДК 519.868, 368.81

***О. В. Білошицький***, аспірант,
ДВНЗ «КНЕУ імені Вадима Гетьмана»

# ВИКОРИСТАННЯ НЕЙРОМОДЕЛЮВАННЯ ДЛЯ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ПРОЦЕСУ УПРАВЛІННЯ ФІНАНСОВОЮ СТАБІЛЬНІСТЮ СТРАХОВОЇ КОМПАНІЇ

*АНОТАЦІЯ. В статті розкрито питання прогнозування фінансової стійкості страхової компанії за допомогою використання нейромережі з двома рівнями (лінійним та сигмоїдальним), що ґрунтується на аналізі фінансової сторони діяльності компанії.*

*ANNOTATION. An article describes the approach of estimation insurer's financial stability through the use of multilayer neural network (linear and tansigmoid transfer functions).*

КЛЮЧОВІ ТЕРМІНИ. Страхування, фінансовий аналіз, страхова компанія, моделювання, нейронні мережі, neural network, фінансова стійкість, рейтингова оцінка.

Вступаючи у фінансово-економічні відносини, кожен суб'єкт відносин прагне знати максимум інформації про свого контрагента, що створює умови впевненості у його надійності і спроможності повною мірою виконувати взяті на себе зобов'язання. Головна увага інвестора в цінні папери або шляхом прямих інвестицій при цьому зосереджена на фінансовому здоров'ї страхової компанії. Дійсно, вкладаючи гроші, страхувальник розраховує отримати повну компенсацію в разі виникнення страхової події, а інвестор — отримати дохід за акціями, борговими зобов'язаннями тощо. Погіршення ж фінансового здоров'я страховика, що супроводжується зростанням його боргів, породжує ризик зриву страхових виплат та будь-яких платежів, а в результаті — і згортання своєї діяльності. Іншими словами, виникає ризик банкрутства. Мінімізувати ризик банкрутства, попередити відповідні негативні тенденції та максимально оздоровити її фінанси — головне завдання фінансового менеджера.

У той же час, динамічні зміни економічної системи, в якій функціонує компанія, непередбачуваність та волатильність внутрішніх та зовнішніх по відношенню до компанії процесів та факторів, а також унікальність процесної структури кожної компанії визначають усю складність задачі побудови хоча б якої-небудь близької до реальності моделі оцінки фінансового стану страховика.

© О. В. Білошицький, 2009

Так, відповідно до Державної комісії з регулювання ринків фінансових послуг України, «стійку» оцінку у 2006 році отримали 30 із 327 страхових компаній, у 2007 році — 48 із 345 компаній [1].

**Недостатність існуючих методів оцінки фінансової стійкості страхової компанії.** Як показує аналіз [3], диференціація різноманітних моделей та підходів до аналізу як окремих ризиків, так і в цілому фінансової стабільності компанії, характеризується врахуванням різних геополітичних зон та соціально-економічних характеристик того чи іншого регіону. Так, якщо говорити про країни Європи, то положення страхового ризик-менеджменту даного регіону регламентують три основних директивних документи: Solvency I, Jukka Rantala та S&P. Такі європейські країни, як Голландія, Швейцарія, Великобританія, Німеччина мають власні розроблені стандарти, що найбільш адекватно та повною мірою враховують соціальні, політичні та економічні особливості даних країн, а саме: модель FTK, Swiss Solvency Test, UK-FSA, GDV 2002. Аналогічним чином, США, Сінгапур, Австралія, Канада також мають власні розроблені стандарти, такі як NAIC, Singapore Model, APRA та Canada Model. Варто також окремо виділити стандарт Basel II, що регламентує вимоги до обсягу капіталу комерційних банків. Метою даних стандартів є систематизація методів та стандартизація підходів, яких мають дотримуватися страхові компанії для забезпечення належного рівня платоспроможності (капіталу на покриття зобов'язань).

З іншого боку, станом на 01.01.2008 в Україні зареєстровано 88 компаній, з них 11 — із 100 % іноземним капіталом [4]. У той же час, майже кожного року з державного реєстру виключається близько 20 страхових компаній, які не лише не в змозі надавати якісні страхові послуги, але і знижують довіру до страхової системи країни в цілому [1]. Це, в свою чергу, вимагає наявності відповідних інструментів у вигляді економіко-математичних моделей, які б враховували всі особливості вітчизняного страхового ринку. Такі моделі зможуть забезпечити процес управління фінансовою стабільністю страхової компанії, та надати контрагентам (клієнтам, інвесторам, акціонерам) можливість проводити якісну оцінку фінансового положення компанії.

В умовах швидкої мінливості внутрішніх та зовнішніх факторів соціальної та економічної систем України, все більшої актуальності при управлінні фінансовою стабільністю набувають математичні методи, що не потребують будь-якої заздалегідь підготовленої моделі, а будують її самостійно лише ґрунтуючись на наявній інформації. Такими є моделі, побудовані на нейромере-

жах з використанням нейроалгоритмів. Нейронні мережі знайшли своє практичне застосування там, де необхідно вирішувати завдання прогнозування, ідентифікації, класифікації, тобто в слабоалгоритмізованих задачах, для вирішення яких потрібні відповідні адаптовані системи автоматизації.

Використання нейромереж доцільно також у тих випадках, коли дані частково спотворені або неповні, тобто коли традиційні методи не в змозі надати задовільні результати. У той же час, підхід до управління процесом 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 методами, нейромережеві моделі здатні автоматично знайти відповідні залежності із заданим ступенем точності.

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 по кредитних картках, прогнозування ринкових індексів), страхуванні (оцінка страхових полісів, оптимізація продуктового портфеля тощо).

Так, наприклад, продукт, розроблений компанією HNC Software Inc (належить Fair Isaac and Company), сьогодні використовується для викривання в реальному часі різного роду злочинних операцій по кредитних картках. Практичне використання системи дало можливість підвищити показники розкриття таких шахрайських операцій на 20—60 %. Іншою подібною системою є продукт PRISM, що дає можливість збільшити розкриття шахрайських операцій з кредитними та дебетними картками на 50 %.

**Побудова архітектури нейромоделі.** Таким чином, метою даної статті є розробка, практична демонстрація та аналіз результатів математичної моделі, що ґрунтуються на використанні нейромережах, для забезпечення процесу управління фінансовою стабільністю страхової компанії. У даному дослідженні також виконано перевірку якості отриманих результатів моделювання фінансової стабільності за допомогою порівняльного аналізу отриманих результатів з результатами, отриманими при використанні нечітко-множинного підходу при управління фінансовою стабільністю [3].

Для автоматизації процесу нейромоделювання будемо використовувати програмний продукт MatLab R2008b, пакет Neural Network Toolbox.

В якості інформаційної бази, яку застосуємо при моделюванні, використаємо дані, що були отримані в роботі [3].

Отже, в якості входів системи використаємо наступні групи показників, як це зроблено в [3] (табл. 1).

*Таблиця 1*

**ВІДБІР ПОКАЗНИКІВ ДЛЯ АНАЛІЗУ РІВНЯ ФІНАНСОВОЇ СТАБІЛЬНОСТІ СТРАХОВОЇ КОМПАНІЇ**

| Ліквідність та платоспроможність | Фінансова стійкість | Збитковість страхових операцій |
|---|---|---|
| Коефіцієнт швидкої ліквідності | Коефіцієнт фінансової автономії (частка власного капіталу в пасивах) | Рівень виплат |
| Частка найбільш ліквідних активів у загальному обсязі активів | Коефіцієнт маневреності власного капіталу | Нетто-збитковість |
| Поточна платоспроможність СК | Коефіцієнт фінансового ризику | Рівень витрат СК |
| Абсолютна ліквідність (платоспроможність) | Достатність фактичного розміру маржі платоспроможності | Комбінований показник збитковості |
| | Рівень покриття страхових резервів-нетто власним капіталом | |

Наведені в табл. 1 показники характеризують фінансову сторону діяльності страхової компанії, і будуть використані при моделюванні.

Отже, входи моделі можуть бути відображені у вигляді матриці виду *A* розмірністю *RxL*:

$$A = \begin{pmatrix} a_{11}\, a_{12} \ldots a_{1l} \\ a_{21}\, a_{22} \ldots a_{2l} \\ \ldots \\ a_{r1}\, a_{r2} \ldots a_{rl} \end{pmatrix}, \qquad (1)$$

де *r* — кількість показників (факторів) на вході, *R = 13* для кожної страхової компанії, *l* — кількість входів моделі (тобто, кількість страхових компаній, що аналізуються).

Відобразимо усі входи по 103 страхових компаніях у вигляді матриці розмірності 13х103 відповідно з класифікацією, приведеною у табл. 1:

$$A = \begin{pmatrix} 0{,}71; 0{,}44; 0{,}58; 0{,}60; 0{,}48; 0{,}80; 0{,}11; 0{,}87; 0{,}28; 0{,}30; 0{,}97; 0{,}62; 0{,}37; 0{,}44; 0{,}14;... \\ 0{,}39; 0{,}01; 0{,}94; 0{,}07; 0{,}29; 0{,}11; 0{,}52; 0{,}35; 0{,}10; 0{,}06; 0{,}40; 0{,}12; 0{,}14; 0{,}11; 0{,}14;... \\ 0{,}07; 0{,}87; 0{,}53; 0{,}60; 0{,}55; 1{,}82; 0{,}94; 0{,}87; 0{,}46; 1{,}48; 1{,}25; 1{,}22; 1{,}21; 0{,}33; 0{,}23;... \\ 0{,}87; 0{,}86; 0{,}95; 0{,}87; 0{,}50; 1{,}15; 0{,}81; 0{,}68; 1{,}01; 1{,}66; 1{,}07; 1{,}90; 1{,}56; 0{,}46; 1{,}03;... \\ 0{,}30; 0{,}30; 0{,}36; 0{,}23; 0{,}39; 0{,}35; 0{,}26; 0{,}11; 0{,}34; 0{,}34; 0{,}33; 0{,}26; 0{,}22; 0{,}23; 0{,}18;... \\ 0{,}08; 0{,}40; 0{,}20; 0{,}21; 0{,}29; 0{,}40; 0{,}54; 0{,}39; 0{,}55; 0{,}55; 0{,}63; 0{,}71; 0{,}60; 0{,}50; 0{,}30;... \\ 1{,}66; 0{,}84; 1{,}09; 1{,}23; 1{,}21; 1{,}64; 2{,}60; 2{,}33; 2{,}40; 1{,}13; 1{,}63; 1{,}25; 1{,}63; 0{,}52; 0{,}97;... \\ 1{,}80; 0{,}82; 0{,}84; 0{,}99; 0{,}67; 0{,}46; 0{,}80; 0{,}93; 0{,}91; 0{,}78; 0{,}98; 0{,}99; 0{,}79; 0{,}45; 0{,}86;... \\ 0{,}19; 0{,}28; 0{,}49; 0{,}79; 0{,}53; 0{,}73; 0{,}31; 0{,}25; 0{,}02; 0{,}37; 0{,}49; 0{,}34; 0{,}25; 0{,}03; 0{,}46;... \\ 1{,}17; 0{,}65; 0{,}65; 0{,}59; 0{,}59; 0{,}56; 0{,}56; 0{,}48; 0{,}46; 0{,}44; 0{,}43; 0{,}42; 0{,}41; 0{,}40; 0{,}38;... \\ 0{,}01; 0{,}66; 0{,}64; 0{,}67; 0{,}65; 0{,}02; 0{,}13; 0{,}11; 0{,}15; 0{,}14; 0{,}64; 0{,}16; 0{,}62; 0{,}15; 0{,}13;... \\ 0{,}05; 0{,}38; 0{,}16; 0{,}42; 0{,}29; 0{,}24; 0{,}22; 0{,}25; 0{,}47; 0{,}49; 0{,}25; 0{,}24; 0{,}39; 0{,}23; 0{,}49;... \\ 0{,}07; 0{,}74; 0{,}40; 0{,}29; 0{,}64; 0{,}46; 0{,}46; 0{,}56; 0{,}52; 0{,}63; 0{,}49; 0{,}60; 0{,}60; 0{,}48; 0{,}53;... \end{pmatrix}. \quad (2)$$

Матриця А містить 13 входів по кожній страховій компанії, при цьому кожен рядок матриці, представлений у вигляді вектора $\overline{p_l}$ :

$$\overline{p_l} = \begin{pmatrix} 0{,}71 \\ 0{,}39 \\ 0{,}07 \\ 0{,}87 \\ 0{,}30 \\ 0{,}08 \\ 1{,}66 \\ 1{,}80 \\ 0{,}19 \\ 1{,}17 \\ 0{,}01 \\ 0{,}05 \\ 0{,}07 \end{pmatrix}, \quad (3)$$

відображає сукупність факторів, що характерні для *l*-ї страхової компанії.

Побудуємо вектор виходів $\bar{o}$ розмірністю 1 х 103, елементи якого будуть відображати відповідні виходи — інтегральні показники фінансової стабільності по кожній із страхових компаній. Відповідні дані візьмемо з результатів моделювання [3]:

$$\bar{o} = \begin{pmatrix} 0{,}61 \\ 0{,}43 \\ 0{,}56 \\ 0{,}45 \\ 0{,}44 \\ 0{,}62 \\ 0{,}53 \\ \ldots \end{pmatrix}. \qquad (4)$$

Оскільки між вхідними параметрами $A$ нейромережі та відповідними інтегральними оцінками $\bar{o}$ страховиків існує нелінійна залежність, якість моделювання системи буде забезпечена, якщо архітектура моделі буде враховувати таку залежність. А це означає, що необхідно будувати багаторівневу модель з двома функціями перетворень (трансформаційними функціями).

Таким чином, визначимо сигмоїдальну функцію перетворень для першого (прихованого) рівня нейромережі (Рис. 1).

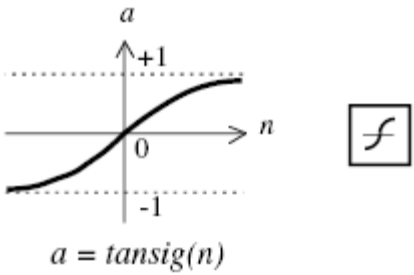


Рис. 1. Сигмоїдальна функція перетворень
для прихованого рівня нейромережі

Сигмоїдальна функція першого рівня мережі забезпечить ідентифікацію нелінійних залежностей між вхідними та вихідними параметрами мережі. Виходи першого рівня нейромережі, які згенерує сигмоїдальна функція, будуть знаходитись у діапазоні [– 1; 1], тобто, $a$ є [– 1;1].

Використаємо також лінійну функцію перетворення для другого рівня нейромережі (Рис. 2).

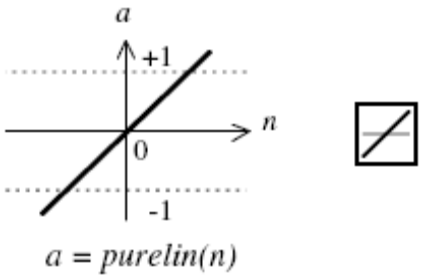


Рис. 2. Лінійна функція перетворення
для другого рівня нейромережі

Лінійна функція забезпечить врахування лінійної залежності між входами та виходами у нейромережах із зворотнім поширенням помилки. Разом з тим, лінійна функція другого рівня нейромережі забезпечить при тестуванні генерування виходів, діапазон розсіювання значень яких не буде обмежений.

Таким чином, ми отримали статичну дворівневу нейронну модель з сигмоїдальною та лінійною трансформаційними функціями на прихованому та другому рівнях нейромережі відповідно. Графічно описану модель зображено на рис. 3.

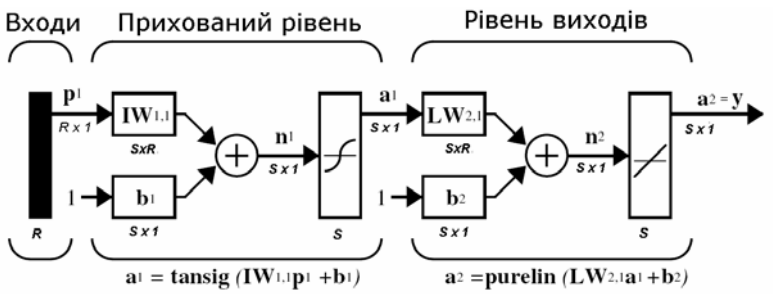


Рис. 3. Архітектура дворівневої нейромережі
з сигмоїдальною та лінійною функціями перетворень

Кожен рівень нейромережі має свої входи, зміщення, ваги, суматор та функцію перетворення.

Так, зокрема, для першого (прихованого) рівня отримаємо:

$\overline{p}$ — вектор входів розмірністю *Rx1* (*R* — кількість елементів вхідного вектору, R = 13). Вектори входів, у свою чергу, є елементами матриці входів $A$ виду (1),

$IW^{1,1}$ (Input Weight Matrix) — матриця вагів розмірністю *SxR* для входів $\overline{p}$ першого (прихованого) рівня нейромережі, де *S* — кількість нейронів заданого рівня нейромережі,

$\overline{b}^1$ — вектор зміщень першого рівня розмірністю *Sx1*,

$\overline{n}^1$ — 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 $\overline{n}^1 = \begin{pmatrix} n_1^1 \\ n_2^1 \\ \dots \\ n_i^1 \end{pmatrix}$,

$\overline{a}^1$ — вектор виходу розмірністю *Sx1* першого рівня моделі.

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

$LW^{2,1}$ (Layer Weight Matrix) — матриця вагів розмірністю *SxR* другого рівня нейромережі,

$\overline{b}^2$ — вектор зміщень другого рівня мережі,

$\overline{n}^2$ — вектор входів трансформаційної функції *purelin* ($\overline{n}^2$) другого рівня мережі. Кожен нейрон має суматор, який агрегує зважені входи $LW^{2,1}\overline{a}^2$ та зміщення $\overline{b}^2$, формуючи відповідний вихід $n_i^2 = LW^{2,1}\overline{a}^1 + \overline{b}^2$. Сукупність виходів $n_i^2$ формують вектор виходів $\overline{n}^2 = \begin{pmatrix} n_1^2 \\ n_2^2 \\ \dots \\ n_i^2 \end{pmatrix}$ розмірністю *Sx1*,

$\overline{a}^2$ — вектор виходів розмірністю *Sx1* другого рівня моделі.

Таким чином, нейромережа виду (рис. 3) є універсальним апроксиматором. Вона забезпечить апроксимацію кожної функції з

обмеженою кількістю розривів з достатньою кількістю нейронів у прихованому рівні.

**Тренування (навчання) нейромережі.** Після того, як мережа побудована, необхідно провести її навчання. Відповідно до рекомендацій щодо навчання нейромереж виду (рис. 3), будемо використовувати алгоритм Левенберга—Марквардта [6].

Розіб'ємо генеральну вибірку страхових компанії на три групи:

1. 70 % сукупної вибірки — використаємо для тренування нейромоделі.
2. 15 % від сукупної вибірки вхідних векторів — для валідації системи.
3. 15 % — для тестування моделі і перевірки якості отриманих результатів.

Для цього задамо порогове значення похибки $R'$ на рівні: $R' = 10^{-4}$.

Задане значення похибки забезпечить контроль рівня зміни якості моделі в процесі тренування, і відображає максимальне значення середньоквадратичного відхилення між фактичними виходами моделі та їх цільовими значеннями, що відібрані для навчання моделі. Таким чином, тренування моделі буде вважатися виконаним, коли фактичне значення похибки $o$ буде меншим за задане ($o \leq R'$). При цьому вибірку для проведення навчання моделі згенеруємо випадковим чином (обмежуючись фінансовими даними про 73 страхові компанії).

Шляхом поступового підбирання кількості нейронів, тренування моделі зупинилось на значенні похибки $o = 5{,}6*10^{-4}$ при кількості нейронів $N = 20$. При цьому досягнуто найнижчого значення середньоквадратичного відхилення (похибки), що є меншим за задане порогове контрольне значення $R'$.

З метою аналізу якості нейромережі побудуємо лінійну регресію між виходами моделі та відповідними їм цільовими значеннями інтегрального показника фінансової стійкості (рис. 4).

Як видно з отриманих результатів, при обсязі вибірки $N = 73$ компанії та кількості входів $p = 13$ середньоквадратичне відхилення становить $o = 5{,}6*10^{-4}$. При цьому значення коефіцієнта регресії $R = 0{,}975$, що говорить про високий показник кореляції (при обсязі вибірки $N = 73$ та кількості входів $p = 13$) між отриманими значеннями інтегрального показника та їх фактичними значеннями.

Таким чином, етап тренування нейромоделі можна вважати завершеним, оскільки:

- кінцеве значення середньоквадратичного відхилення $o$ є меншим за задане порогове значення ($o = 5{,}6*10^{-4}$);

▪ помилка при тестуванні та помилка при валідації результатів є приблизно однакова.

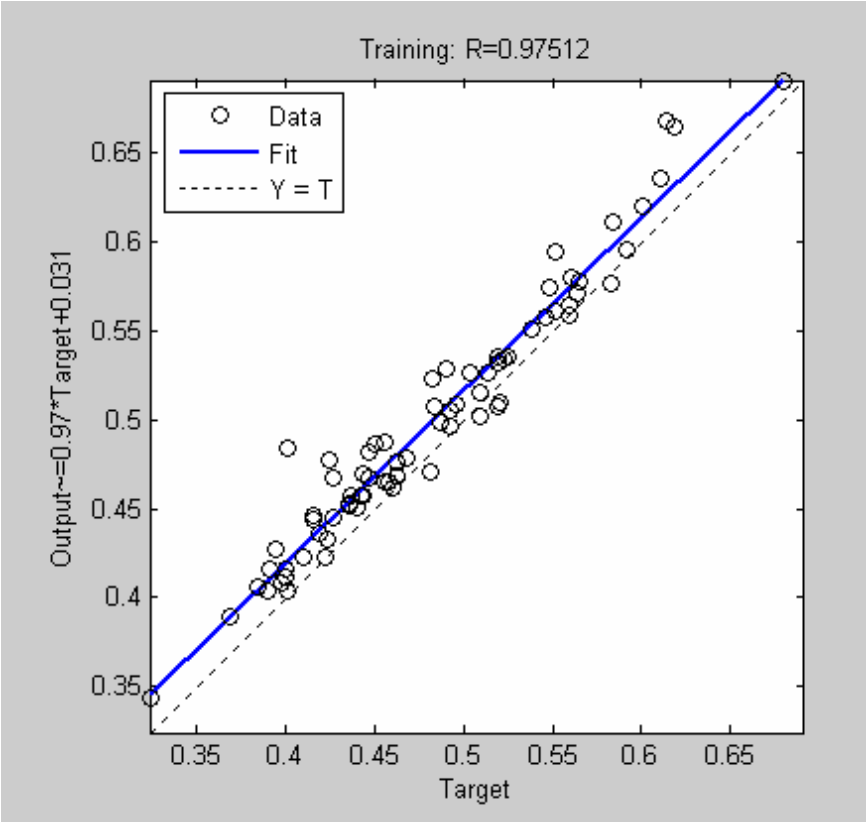


Рис. 4. Лінійно-регресійний аналіз якості тренування нейромоделі

## *Література*


1. Державна комісія з регулювання ринків фінансових послуг України. «Звіт про роботу державної комісії з регулювання ринків фінансових послуг України за 2007 рік». — 2008 р.
2. *Valluru B*. Rao. C++ Neural Networks and Fuzzy Logic // M&T Books, IDG Books Worldwide, Inc. — 1995.
3. *Білошицький О. В*. Аналіз фінансової надійності страхової компанії в умовах інформаційної невизначеності // Науковий збірник «Моделювання та інформаційні системи в економіці». — К.: КНЕУ, 2009. — Вип. 79. — С. 140 — 160.

4. *Jason E.* Kutserelis. Forecastinf Financial Markets Using Neural Networks: An Analysis of Methods and Accurancy // Naval Postgraduate School Monterey CA. — 1998.

5. Howard Demuth, Mark Beagle, Martin Hagan. Neural Network Toolbox 6. User's Guide // The MathWorks, Inc. — 2009.

**УДК 336.1.0018**

***Г. В. Шуклін,*** здобувач,
ДВНЗ «КНЕУ імені Вадима Гетьмана»

# СТАТИСТИЧНЕ РОЗГЛЯДАННЯ ДИНАМІКИ ЦІН АКТИВІВ НА ФОНДОВОМУ РИНКУ В УМОВАХ НЕВИЗНАЧЕННОСТІ

*АНОТАЦІЯ. Стаття присвячена побудові закону розподілу ймовірностей змін вартості активів емітентів на фондовому ринку та математичного сподівання часу переходу цих змін.*

*ANNOTATION. The article is devoted to construct probability distribution of change cost assets on stocks market and construct mean value of time transfer this changings.*

КЛЮЧОВІ СЛОВА. Ціна активу, система диференціальних рівнянь, математичне сподівання, щільність розподілу.

***Вступ.*** У роботі [1] було побудовано диференціальні рівняння із запізненням аргументу виду

$$\frac{dp_\xi(t)}{dt} = Ap_\xi(t) + Bp_\xi(t-\tau), \quad \tau > 0, \tag{1}$$

з початковими умовами

$$p_\xi(t) \equiv \varphi(t), \text{ при } -\tau \le t < 0, \quad \int_{-\infty}^{0} \varphi(t)dt = 1, \tag{2}$$

й умовою нормування $\int_{-\tau}^{\infty} p_\xi(t)dt = 1,$ що описує закон розподілу ймовірностей коливань цін активів на фондовому ринку, де $p_\xi(t)$ — ймовірність події $\xi$ у момент часу $t$. Робота [2] присвячена побудові розв'язку рівняння (1) при початкових умовах (2), а саме, якщо $A, B$ квадратні матриці розміром $nxn$ і $p_\xi(t) \in R^n$, то

$$p(t) = P_0(t)\varphi(-\tau) + \int_{-\tau}^{0} P_0(t-\tau-s)\varphi^{/}(s)ds, \tag{3}$$

© Г. В. Шуклін, 2009