

УДК 338.27(05)

**ВИКОРИСТАННЯ МОДЕЛЕЙ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ДЛЯ ПОБУДОВИ ПРОГНОЗУ  
ДИНАМІКИ ЦІНОУТВОРЕННЯ ЦІННИХ ПАПЕРІВ**

*Н. О. Різун, к. т. н., доцент, n\_fedo@mail.ru*

*П. В. Гудим, аспірант, gmv-misha@ua.ru*

*Дніпропетровський університет імені Альфреда Нобеля*

У роботі розглянута проблема дослідження шляхів підвищення точності прогнозів у розрізі побудови стратегії управління інвестиційним портфелем із урахуванням впливу різних факторів. Запропоновано механізм управління інформаційними потоками для інвестиційного портфеля, що ґрунтується на прогнозах за використання нейронної мережі із рішенням через матрицю управління. Наведено результат прогнозування нейронною мережею за інформацією часових рядів, статистики, динаміки рівня доходу різних типів цінних паперів.

Проведено аналіз можливостей по покращенню точності прогнозу, а також наведено алгоритми, за допомогою яких їх можна здійснювати для інвестиційного портфеля.

**Ключові слова:** управління інвестиційним портфелем, матриця управління, алгоритм, нейронна мережа, ефективність прогнозів, механізм управління інформаційними потоками, цінні папери.

**Постановка проблеми.** Пошук способів збереження та примноження капіталу через фінансові ринкові міжнародні зв'язки приводить до виявлення широких можливостей одного з таких, що має великий потенціал ефективного залучення у діяльність підприємств, котрий полягає у створенні та застосуванні інвестиційного портфеля за використання високоприбуткових цінних паперів міжнародних компаній.

За нинішніх умов в Україні, зміцнення позицій та збереження капіталу під час кризових явищ – це основна ціль антикризової діяльності, а застосування портфельної теорії та практики через міжнародні зв'язки надає можливість зменшити вплив кризових явищ.

Проте, за значної кількості альтернативних цінних паперів для створення ефективного інвестиційного портфеля потрібна стратегія, а для здійснення активних операцій з цінними паперами потрібний постійний моніторинг та контроль над динамічними змінами в доходностях цінних паперів, що обрано для портфеля. Загалом, при виборі типів цінних паперів робиться оцінка ризику. За результатами створюється такий набір типів, що має при значній доходності менший ризик, а кожен з обраних даних типів цінних паперів не відноситься до подібної економічної галузі – доцільна диверсифікація портфеля.

Відомо, що ефективність та прибутковість портфеля зростають при активних діях інвестора – це проявляється у постійному реінвестуванні з певним періодом та зміні й пристосуванні портфеля до постійно змінних умов у кожен з таких періодів. Проте дана стратегія потребує значного контролю над інформацією та виявленням динаміки змін доходностей для всіх тих цінних паперів, що можуть бути включені до портфеля, що формує проблему планування, прогнозування та управління інформацією при керуванні інвестиційним портфелем.

**Аналіз останніх досліджень і публі-**

**кацій.** Проблемами аналізу часових рядів, моделювання та прогнозування, а також застосування даної теорії в управлінні інвестиційним портфелем та формалізацією необхідної інформації займаються вчені всього світу, зокрема Бокс Дж. [1], Геєць В. М. [2], Клебанова Т. С. [3], Назаренко О. М. [4] тощо вказують на особливу складність розробки прогнозних моделей, механізмів управління потоками даної інформації, а також їх аналізу.

**Формулювання мети статті.** Метою даної статті покращення точності прогнозів як інформаційних каналів у розрізі використання їх для утворення стратегії управління інвестиційним портфелем з урахуванням впливовості різних факторів, що також пов'язані із способами їх аналізу: множинністю можливостей інвестора та його поінформованістю (інтуїтивний аналіз), ситуацій розвитку економічного середовища (фундаментальний аналіз) та підходів і підготовку вхідних даних для аналізу – статистичні та прогнозні моделі (технічний аналіз).

**Виклад основного матеріалу дослідження.** Проте, для створення такої стратегії необхідно знати перспективи, а також контролювати процес розвитку динаміки ціноутворення. Відштовхуючись від основної стратегії інвесторів необхідним, перш за все, є виявлення найближчої і найточнішої інформації про динаміку доходностей всіх обраних акцій – це основна проблема, що виникає особливо тоді, коли важливо знати не статистичні відомості, а прогнозні. Розрахунок таких прогнозів – складний як технічний, так і теоретичний процес. Для того, щоб робити прогноз динаміки стохастичного процесу, під який потрапляє динаміка ціноутворення доходностей цінних паперів потрібно мати достатньо інформації.

На практиці основними способами, що використовуються для досліджень, аналізу, моделювання економічних та фінансових систем задля управління, планування та прогнозування, імітації використовуються

наступні методи:

- статистичні;
- одновимірні моделі: моделі умовного середнього – ARMA/ARMAX, а також моделі умовної волатильності – GARCH/EGARCH, GJR та їх варіанти;
- багатовимірні моделі: VAR, VEC, тест коінтеграції;
- модель корекції помилок (ECM, та векторна VECM);
- функцій імпульсного відгуку (IRF);
- статистичні тести тощо;
- ймовірно-статистичні та методи статистики нечислових даних, у тому числі інтервальної статистики та інтервальної математики, а також методи теорії нечіткості:
  - стохастичні диференціальні рівняння;
  - метод Монте-Карло, методи броунівського руху тощо;
  - теорія ігор;
  - теорія штучного інтелекту (нейронні мережі, генетичні алгоритми тощо);
  - методи експертних оцінок та експертний метод прогнозування.

Завдяки розвитку та використанню комп'ютерних технологій широкі можливості для застосування у моделюванні та прогнозуванні отримали нейронні мережі, методи систем підтримки прийняття рішень, методи експертного прогнозування.

Проте, із-за використання теорії штучного інтелекту, стало зрозуміло, що метод прогнозування та моделювання на основі нейронних мереж досить ефективний та прогресивний. А виняткові переваги, попри існуючі недоліки, нейронних мереж визначають сутність даного методу.

Основними перевагами застосування нейронних мереж при прогнозуванні є:

1. Універсальність. На вхід до нейронної мережі може подаватися різнотипна інформація з різними властивостями, при цьому у неї немає жодних вимог як до певного типу розподілення вихідних даних, так і до лінійності цільової функції (нормалізовані дані).
2. Простота. Результат можливо отримати і без спеціальної підготовки, немає необхідності глибокого розуміння внутрішнього механізму мережі на відміну від методів статистичних.
3. Можуть включати велику кількість

початкових параметрів. Моделювання можливе при величезній кількості змінних.

4. Висока швидкість знаходження залежності через одночасну обробку вхідних даних усіма нейронами.

Основними недоліками та проблемами, що виникають при практичному застосуванні нейронних мереж є:

1. Складність при побудові та визначенні архітектури нейронної мережі для конкретної задачі. Немає стандартного способу конструювання нейронної мережі для конкретно однієї задачі.

2. Складність інтерпретації результатів навчання мережею. Для більшого ряду задач ефективніше використовувати інші математичні способи моделювання, так як частіше нейронні мережі представляють собою «чорний ящик», що важко використати для обґрунтування задач, проте для прогнозування динамічних стохастичних рядів вони себе зарекомендували досить добре [5–7].

Отже, окрім формально-економічних методів, для моделювання та прогнозування часових рядів являється доцільним й використання теорії штучного інтелекту, зокрема нейронних мереж [5–6].

Зокрема, щодо вирішення проблеми точності при прийнятті рішень, моделі з використанням нейронних мереж дають змогу включати всю динаміку ціноутворення доходності цінних паперів, з урахуванням динаміки всіх доступних факторів впливу на них – точність підвищується за рахунок використання додаткової, навіть ледве корельованої інформації з вихідним потоком з певною значимістю (можливість врахування інтуїтивного аналізу та утворення прогнозу).

Для інвестора дуже важливою є інформація прогнозного значення доходностей цінних паперів, адже вона надає можливість врахувати всі ризики при інвестуванні. Побудова портфеля на основі прогнозу – це доцільний спосіб примноження та збереження власного капіталу.

Тому, надалі буде розглянуто можливість управління прогнозною інформацією для керування інвестиційним портфелем при наявності прогнозної моделі.

Для того, щоб побудувати прогнозу модель ціноутворення доходностей цінних

паперів розглянемо застосування нейронних мереж на практиці. Для цього необхідно з'ясувати теоретичні основи прогнозування за допомогою нейронних мереж, визначити якими мають бути параметри та характеристики нейронної мережі.

Загальна схема нейромережевого передбачення часових рядів включає наступні етапи:

1. Визначення часового інтервалу. Формування бази даних.
2. Кодування входів – виходів (нейронні мережі можуть працювати тільки з числами).
3. Нормування даних (результати нейроаналізу не повинні залежати від вибору одиниць виміру).
4. Попередня обробка даних (видалення очевидних повторень з даних полегшує нейронній мережі виявити нетривіальні закономірності).
5. Навчання кількох нейронних мереж з різною архітектурою (результат навчання залежить, як від розмірів мережі, так і від її початкової конфігурації).
6. Відбір оптимальних мереж – тих, які дадуть найменшу помилку передбачення.
7. Адаптивне проорокування і прийняття рішень.

Побудова прогнозу фінансових часових рядів має свою специфіку. На першому етапі визначаються базові характеристики даних, база даних. Підзадача формування вхідних потоків в задачах прогнозування часових рядів часто припускає використання «методу вікон». Метод вікон полягає у визначенні двох вікон  $W_1$  і  $W_0$  з фіксованими розмірами  $n$  і  $m$  відповідно.

Ці вікна, здатні переміщатися з деяким кроком (лагом) по часовій послідовності історичних даних, починаючи з першого елемента, причому перше вікно  $W_1$ , отримавши  $n$  даних, передає їх на вхід нейронної мережі, а друге –  $W_0$  – подається на вихід з  $m$  даними. Отримана на кожному кроці пара  $W_1 > W_0$  використовується як елемент навчальної вибірки (розпізнаваний образ, або спостереження, у роботі використано  $W_1=7$ ,  $W_0=1$  з лагом в 1). Кожен наступний вектор отримується в результаті зсуву вікон вправо на один крок.

Передбачається наявність прихованих залежностей в часовій послідовності (як вивчення безліч спостережень). Нейронна мережа, навчаючись на цих спостереженнях і відповідно налаштовуючи свої коефіцієнти, намагається вирахувати закономірності і сформувати потрібну опцію прогнозу. На основі методу вікон можливий однокроковий або багатокроковий прогноз.

Слід зазначити, що одним з ключових моментів в аналізі фінансових часових рядів є попередня обробка даних, яка сприяє успішному навчанню нейронної мережі, і може включати цілий набір методів. Головне завдання при попередній обробці – зниження надмірності, що призведе до підвищення інформативності прикладів і, тим самим, підвищить якість нейропрогнозу.

Ефективним методом відбору найбільш інформативних входів є алгоритм `box_counting`. Ефективними є також вейвлет-перетворення вхідних даних, фільтри Калмана, спектральна обробка.

Архітектура нейронної мережі залежить від поставленого завдання, в більшості випадків найбільш оптимальною архітектурою для прогнозування фінансових часових рядів є багатошаровий персептрон зі зворотним поширенням помилки (що і використаний в роботі).

Оцінка помилки прогнозу не менш важлива, ніж сам прогноз. Оскільки прогнозування ніколи не зможе повністю знищити ризик при прийнятті рішень, необхідно явно визначати неточність прогнозу. Як і саме прогнозування, прогнозуюча система повинна забезпечувати визначення помилки прогнозування [5; 8].

Розглянемо приклад застосування нейронних мереж при прогнозуванні динамічного ряду доходностей. Модель прогнозування побудуємо в MatLab за наступним алгоритмом:

Оскільки, досліджено, що для прогнозування часових рядів використовуються модель трьохшарового персептрона як нейронної мережі, то спершу необхідно з'ясувати основні параметри обраного типу нейронної мережі:

- кількість вузлів у вхідному прошарку;
- кількість вузлів у прихованому

прошарку;

– кількість вузлів у вихідному прошарку;

– лаг;

– розмірність  $n$  та  $m$ , розмірність вікон  $W1$  та  $W0$  відповідно, що частково залежать від технології моделювання.

Для цього найкращим було б автоматизувати даний процес знаходження параметрів через або використання статистичних методів (використання аналітичної інформації про статистику), або експеримент, що ґрунтується на порівнянні результативності таких нейронних мереж, що мають різні параметри – вибір мережі здійснюється при таких параметрах, при яких вона навчаючись  $n$ -разів, вивела найкращий результат навчання.

Тобто, результати навчання нейронних мереж можна порівняти через оцінку якості побудованої на їх основі моделі. Для оцінки прийнято використовувати числову характеристику помилки, котра відображається зазвичай через коефіцієнт детермінації  $\rho_{xy}$  (1) (для нелінійної регресії бажано щоб був більше 0,75) та середню помилку апроксимації  $\bar{A}$  (2).

Перед дослідженням виставляється умова валідації за цими двома оцінками (якого значення мають досягти оцінки). При цьому ці оцінки розраховані за наступними формулами:

$$\rho_{xy}^2 = 1 - \frac{\sigma_{\text{залишків}}^2}{\sigma_y^2} = 1 - \frac{\sum(y - \hat{y}_x)}{\sum(y - \bar{y})}, \quad (1)$$

$$(0 \leq \rho_{xy} \leq 1)$$

де  $\sigma_{\text{залишкова}}^2 = \sum(y - \hat{y}_x)$  – залишкова дисперсія, що визначається виходячи зі значень моделі  $\hat{y}_x$ ;

$\sigma_y^2 = \sum(y - \bar{y})$  – загальна дисперсія результативної ознаки  $y$ .

$$\bar{A} = \frac{1}{n} \sum \left| \frac{y - \hat{y}}{y} \right| \cdot 100\%, \quad (2)$$

допустима межа  $\bar{A}$  – не більше 10% [9].

Для знаходження параметрів нейронної мережі, при яких буде краще моделюва-

тися та відтворюватися прогноз, параметри будемо послідовно змінювати. При цьому, за одну таку зміну параметрів виконується  $n$ -разове навчання нейронної мережі – при одних параметрах створюється  $m$ -на кількість моделей за рахунок зміни процесу навчання. Даний процес повторюється до тих пір, доки числова оцінка не задовольнить умову валідації, а для моделі з'ясовуються її параметри, при яких виконується дана умова.

Запропоновано використовувати алгоритм, що зображено на рис. 1, – за можливостей побудови їх в MatLab було і отримано результати в табл. 1.

Отже, було утворено нейронну мережу з такими параметрами, при яких нею моделюється процес з відповідними критеріями валідації:  $0,75 \leq \rho_{xy} \leq 1$ ,  $\bar{A}$  – не більше 10% за алгоритмом рис. 1.

Для побудови прогнозу були використані такі вхідні параметри:

1. Аналітичні дані по цінам доходностей за кожний період (167 значень,  $N = 168$ ), що розраховано в Excel та перенесено в MatLab (3). Початкові дані взяті по компаніям, що вибрані випадковим чином з сайту <http://finance.yahoo.com>: Hewlett-Packard Company (HPQ) – NYSE (Sector: Technology), Nokia Corporation (NOK) – NYSE (Sector: Technology), Apple Inc. (AAPL) – NasdaqGS (Sector: Consumer Goods), International Business Machines Corporation (IBM) – NYSE (Sector: Technology), та General Electric Company (GE) – NYSE (Sector: Industrial Goods).

Статистична інформація взята по скопированій ціні  $P_t$  та дивідендам  $D_t$  за період від 1 лютого 2000 року по 26 січня 2014 року з місячним інтервалом для утворення вибірки навчання нейронної мережі. Для перевірки прогнозування за межі даного гори вибірку зі 168 ( $N$ ) часових значень подовжено на 12 до 26 січня 2015 року. Для аналізу та обробки даної інформації використано Excel та MatLab. Для розрахунку цін доходностей взята формула з [6; 9]:

$$r_t = \ln \left( \frac{P_t + D_t}{P_{t-1}} \right), \quad t = \overline{1, N}. \quad (3)$$

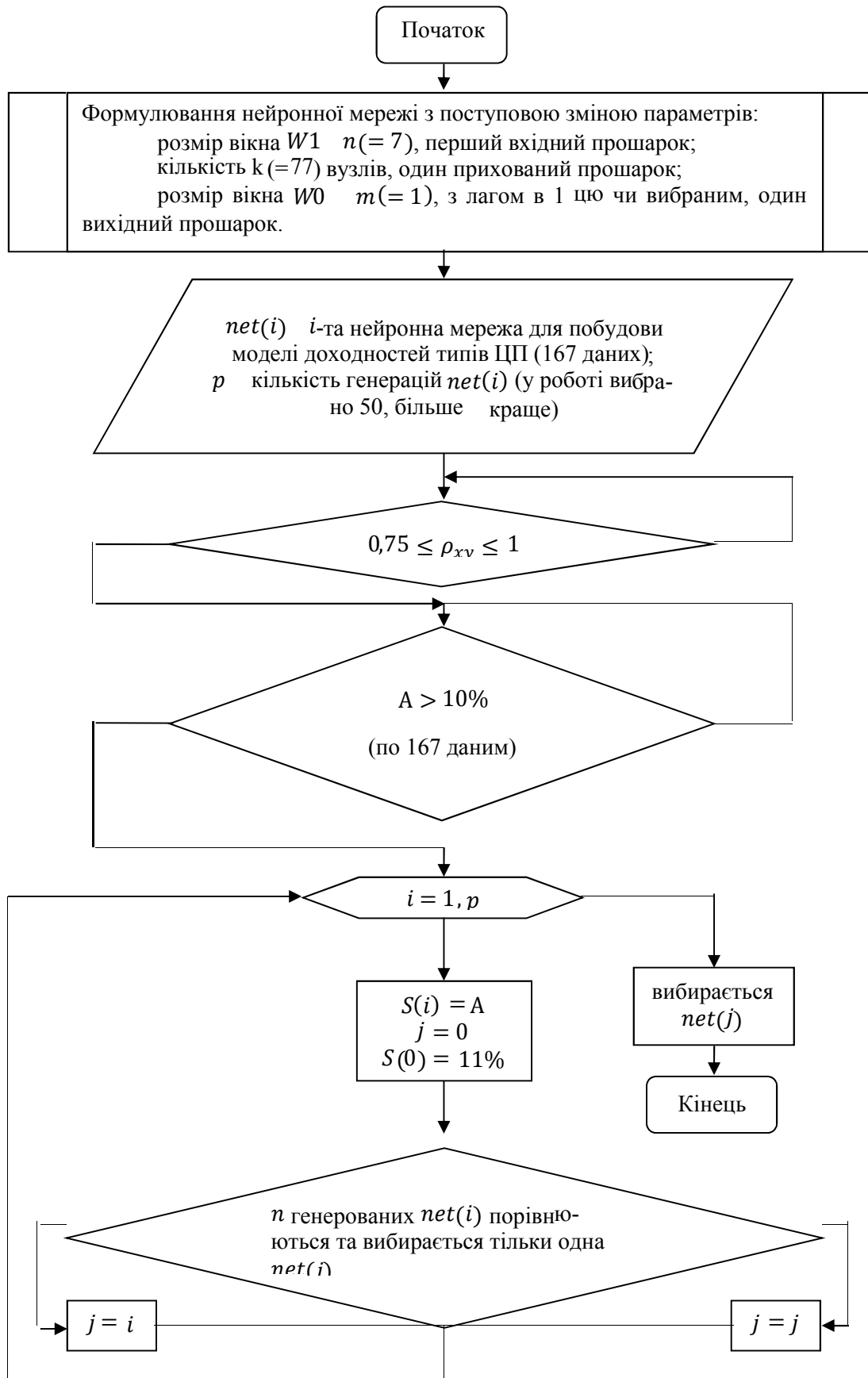


Рис. 1. Блок-схема алгоритму формалізації нейронної мережі для моделювання та прогнозування динаміки доходностей типів цінних паперів в MatLab  
 2. Побудовано нейронну мережу, що експериментально (по алгоритму рис. 1)

отримала наступні початкові параметри для тришарового перцептрона за умови, що коефіцієнт детермінації  $r_{xy} > 0,75$  (для нелінійної регресії по 100% вибірки (167 значень)) та середню помилку апроксимації  $A < 10\%$  при навчальній вибірці (80% (133 значення)): один вхідний прошарок, у якому кількість значень  $W1 - n = 7$ , один прихований прошарок із 77 вузлів та один вихідний, у якому  $W0 - m = 1$ , з лагом в 1-цю.

3. Для навчання було вибрано 80% ви-

бірки, 10% для валідації та 10% для тесту зі 167 значень цін доходностей. Для кожної компанії окремо побудовано прогнозну модель на основі нейронної мережі з цими ж параметрами. В результаті було отримано моделі прогнозування цін доходностей по кожним обраним фінансовим активам. Розраховано прогнозні значення на 12 місяців очікуваних доходностей цінних паперів  $rp_{i,t}$  (або  $rp_i(r_{i,N})_t$ ), де  $t = 1, l, l = 12$ . Результати записані у табл. 1.

Таблиця 1

Прогнозні значення доходності цінних паперів на початок для кожного прогнозного моменту

t	Компанії				
	HPQ	NOK	AAPL	IBM	GE
1	0,04644	0,02749	-0,07497	0,01491	0,00601
2	0,09011	0,03381	-0,05559	0,05402	0,09194
3	-0,02583	0,02075	-0,03116	0,02789	-0,03390
4	0,02431	0,00724	0,23582	0,01751	-0,02638
5	0,04569	0,01113	-0,06402	0,03171	0,11820
6	-0,05653	0,02613	0,19163	0,01583	-0,05457
7	0,06049	0,02371	-0,19395	0,01173	0,10800
8	0,00180	0,00062	-0,02998	-0,00218	0,23232
9	0,01216	-0,00875	0,07336	-0,01364	-0,04216
10	-0,08464	0,00822	0,16978	-0,00419	0,26817
11	-0,00262	-0,00692	0,07839	0,00157	-0,00415
12	-0,01008	0,00549	0,05485	0,01506	0,69294

Отже, було отримано прогнозні дані для значень доходностей цінних паперів – основні вхідні дані для стратегічного планування по управлінню інвестиційним портфелем (табл. 1) [11–13].

Виявлення проблем підвищення точності як перспектив дослідження та пропозиції їх вирішення. Задля постійного контролю та покращення точності знайдених результатів у відповідності до дійсності, є необхідним використання, для моделі прогнозування, кібернетичного контуру, зв'язку (контуру із зворотнім зв'язком) до помилки прогнозу, як додаткова умова – задача управління. До цього, на практиці, можна застосувати, моделювання білого шуму, що у свою чергу викликане не залежними від закону руху ціни хаотичними коливаннями. Такий рух негативним чином впливає на результати прогнозних моделей динаміки ціноутворення доходностей фінансових акти-

вів, що утворені на основі нейронної мережі, адже вона може давати після навчання менш задовільні результати. Проте дослідивши характеристику цього білого шуму (через дослідження помилки моделей) та визначивши можливість його об'єктивного адитивного відображення в моделі, можна побудувати більш точну прогнозну модель [14]. Але навіть без очистки від білого шуму у початкових даних, використані нейронні мережі для прогнозу окремо для кожного типу цінних паперів досить добре впоралися з моделюванням та прогнозуванням й з включеним шумом табл. 2.

У результаті маємо змогу отримати початкові дані для побудови плану по управлінню інвестиційним портфелем, відбору найкращих типів цінних паперів, визначення розмірів часток інвестицій по кожному виду цінних паперів, що були вибрані – застосування стратегії диверсифікації при

необхідності, при цьому завдяки прогнозу можливим є планування на кожен шаг прогнозного періоду на весь визначений прогнозний горизонт з можливостями постійної

корекції через контур зворотного зв'язку прогнозу за різними моделями прогнозування.

Таблиця 2

Перевірка прогнозу ретроспективним способом від реальних даних по (2) за заданої верифікації

t	Значення $\bar{A}$ на початок для кожного прогнозного моменту					Фактичні значення на кінець для кожного прогнозного моменту				
	HPQ	NOK	AAPL	IBM	GE	HPQ	NOK	AAPL	IBM	GE
1	0,5539	0,6983	2,2108	0,7414	0,8069	0,0299	0,0911	0,0619	0,0577	0,0311
2	0,0103	2,0296	3,8178	0,3943	4,5597	0,0892	-0,0328	0,0197	0,0387	0,0165
3	2,2204	0,0365	1,3288	0,3628	1,8996	0,0212	0,0215	0,0948	0,0205	0,0377
4	0,8059	0,9100	1,9113	1,3384	5,8360	0,0135	0,0805	0,0810	-0,0518	-0,0039
5	2,0917	0,8020	3,3449	2,8758	51,8844	0,0148	0,0562	0,0273	-0,0169	-0,0023
6	2,0170	0,4531	5,7776	0,7163	0,2415	0,0556	0,0478	0,0283	0,0558	-0,0440
7	0,0693	0,5610	3,4445	0,2149	2,3176	0,0650	0,0540	0,0793	0,0149	0,0326
8	1,0300	0,9424	0,7364	0,8309	72,5577	-0,0599	0,0107	-0,0173	-0,0129	0,0032
9	0,0747	0,6148	0,0557	0,9052	6,6018	0,0113	-0,0227	0,0695	-0,1438	0,0075
10	1,9972	3,2623	0,6220	66,8794	9,4296	0,0849	-0,0036	0,1047	-0,0001	0,0257
11	1,0743	0,8535	2,0516	1,1460	0,8541	0,0353	-0,0472	-0,0745	-0,0107	-0,0285
12	0,6930	0,6891	1,2529	1,5849	26,5493	-0,0328	0,0177	0,0243	-0,0257	-0,0271
$\bar{A}$	1,0532	0,9877	2,2129	6,4992	15,2949					

Таким чином, можна сформулювати наступний алгоритм  $A$  по формалізації початкових даних для управління інвестиційним портфелем, для розв'язку проблеми по знаходженню оптимального розміру портфеля із можливістю створення стратегії диверсифікації інвестиційного капіталу та плану інвестування [13]):

Алгоритм  $A$ :

1. Збір первинної інформації – визначення статистичної вибірки даних, знаходження додаткової інформації та аналіз методик її включення у наступних етапах.

2. Побудова моделі прогнозування чи використання наявної інформації (у роботі використовується модель на основі нейронної мережі) з врахуванням або без випадкової величини у вигляді білого шуму.

3. Розрахунок вторинної інформації при застосуванні прогнозної моделі.

4. Контроль прогнозу за реальною ди-

намікою для підвищення точності моделі, що відбувається через застосування додаткового контуру зворотного зв'язку на кінцевий результат (постійне здійснення пунктів 3-5; модифікація доступних моделей прогнозування (реалізація навчання нейронних мереж)).

5. Отримання результатів та висновків.

6. Проведення відповідно до результатів прогнозу прийняття рішення та планування.

7. Перевірка та розрахунок економічного ефекту від застосування даного методу прийняття рішень по корекції.

Проте, отримані результати після прогнозу з використанням нейронних мереж доходності цінних паперів можна надалі розглядати також і в комплексі з іншими способами моделювання, імітації процесу динаміки доходностей. У відповідь на будь-яку додаткову інформацію у різний прогноз-



ний період  $t$ , а також альтернативи моделей прогнозування та їх різна результативність, що можуть бути залучені інвестором, необхідно розробити стратегію інвестування і за даними критеріями. Оскільки для інвестора дуже важливим є як володіння рентабельними цінними паперами (приносять високі стабільні дивіденди), так і прийняття рішення щодо здійснення активних дій – отримання прибутку через покупку та продаж цінних паперів, що входять в портфель, на основі визначеного ризику, необхідно мати комплексний механізм по забезпеченню найкращої стратегії при належній інформації по прогнозу. Оскільки прогнозні моделі дозволяють з деякою точністю спрогнозувати майбутню доходність цінних паперів, є можливість здійснювати активні дії, проте пасивна стратегія, а особливо через те, що вона дозволяє без особливих дій отримувати пасивний дохід від обраних видів цінних паперів, також привертає увагу. Якщо для прогнозу можуть використовуватися різномасштабні моделі, на основі яких можна здійснювати навіть щоденні зміни портфеля, то для інвестора при прийнятті рішень з підтримкою технічного аналізу проблематичним є визначення прийняття єдиної стратегії, котра попри активні чи пасивні дії інвестора приносила б найбільший прибуток. За рахунок всієї вхідної інформації та заснованого на ній прогнозу доходності через технічний аналіз, зазвичай, здійснюється переформування портфеля з рівним відрізком часу, як для пасивної стратегії, або змінним, як для активної. Звідси, необхідним є розробка такого механізму прогнозування для інвестиційного портфеля, що дозволяв би приймати для різних видів цінних паперів властиву до них стратегію управління (при одночасній або мінімізації ризику за визначеної доходності, або максимізації доходності за прийняттого ризику – постановка задачі). Отже, можна поставити ще таку задачу – сформулювати окремо до кожного обраного виду акції за диверсифікації портфеля, як результату технічного аналізу, механізм прогнозування доходностей цінних паперів для побудови ефективної стратегію інвестування, при цьому має вирішуватися проблема постійно-змінного впливу на результат нової інформації як вхідних потоків

кожної використаної інвестором прогнозної моделі – аналіз має ставити на меті використання широкого спектру інформаційних потоків, що входять до цих моделей. Отже, останнім було визначено положення щодо потреби створити підхід не лише по визначенню прогнозу доходностей цінних паперів різних типів для визначення об'єму інвестицій у відповідну акцію, що дозволяв би оптимізувати портфель, а й визначати котра інформація є важливою (який прогноз є точнішим, у якій періодиці і як сильно впливає на можливість приймати рішення) – має надаватися можливість у будь-який період переформувати портфель у відповідності до всіх інформаційних потоків. Для ефективного управління портфелем може здійснюватися перехід між пасивною та активною стратегіями, що досить розмитий, і для різних видів акцій приймати відповідну стратегію – це складний процес, що визначений динамікою доходностей та доступністю реалістичної щодо неї інформації у різний період.

Проте, якщо задля максимізації доходу припускається збільшення ризику, наприклад за однокроковою моделлю в [13] пропонується фіксувати необхідний дохід і мінімізувати ризик відносно доходності, котру можна прогнозувати як запропоновано рис. 1 та А, то при багатокроковій задачі є важливим кожного разу досліджувати, окрім цього, ще й вплив на прогноз додаткових потоків інформації, що створить додатковий зворотній контур по управлінню вхідною інформацією, окрім контуру по корекції помилки прогнозу (лише для прогнозних моделей). Тож, слід модифікувати алгоритм А у відповідності до змінних (за будь-якого моменту часу) та постійних (поточних на кожний період) вхідних потоків, за чого потрібно сформувати зворотні зв'язки на вхідні дані.

Так, якщо, в залежності від інформації як вхідних потоків, є альтернативи прогнозу в час  $t$ , то в цей час перед інвестором стоїть питання: чи потрібно робити переформування портфеля. Оскільки кожна прогнозна модель індивідуальна, то потрібно приймати рішення відносно оцінки кожної за їх результативністю. Сигналом для переформування слугить наступна умова: при плану-

ванні та оптимізації інвестиційного портфеля за певною альтернативою може досягатися менший ризик, при цьому прибуток при цій альтернативі не менший від попередньої.

Тож, у випадку коли відомим є різного рівня прогноз динаміки доходностей цінних паперів (різні прогнози показують загалом відмінну прогнозну динаміку), то об'єктивним буде здійснення перевірки та оцінки кожного прогнозу відносно їх можливостей точно прогнозувати на увесь визначений строк від часу  $\theta$  (момент отримання нової інформації). Таким чином, ставиться додаткова задача ранжування за критеріями точності прогнозних моделей, що отримані в різний час, котрі перевіряються лише по результатам прийняття рішення. Це свідчить, що в моделі управління з різними моделями прогнозування обов'язково мають бути контури зворотного зв'язку до вихідних даних як контроль за ефективністю прийнятого рішення за різними моделями – за оцінкою результату економічного ефекту за будь-якого прогнозу по помилці  $\varepsilon$ :

$$\varepsilon_t = \sum_{i=1}^n (w_{it} \cdot \overline{rp}_i(r_{i,N})_t) - \sum_{i=1}^n (w_{it} \cdot rp_i(r_{i,N})_t) \quad (4)$$

де  $\overline{rp}_i(r_{i,N})_t$  – фактична доходність цінних паперів на прогнозний горизонт, а  $rp_i(r_{i,N})_t$  – прогнозована величина або очікувана доходність цінних паперів на весь прогнозний горизонт;  $w_{it}$  – розподіл інвестицій за  $t$ -ми типами цінних паперів на кожен момент часу  $t$  ( $\sum_{i=1}^n (w_i) = 1$ ).

Отже, у цьому випадку пропонується створити матрицю з даними для управління – матрицю управління прогноною інформацією для інвестиційного портфеля, що відобразатиме всі альтернативи прогнозування у різний період часу  $t$  з відповідними їм помилками прогнозу та оцінкою результативності  $\varepsilon$ . Вона має відобразати результати контурів зворотних зв'язків: на вхідні дані – мають відповідати за контроль над підвищенням точності прогнозу – вибір кращого у певний момент (будь-який як по-

точний)  $\theta$ , і за відслідковування цінності нової інформації – чи є необхідність змінити прийняте рішення раніше  $\theta$  при появі нової інформації в час  $\theta$ ); на вихідну інформацію – відображає властивості обраних прогнозних потоків даних за даними на кожен період результативності прийнятих рішень і сигналізують про суттєві зрушення та необхідність пошуку інформації (чи не є застарілими всі використанні інформаційні потоки даних).

Дослідження та постановка суміжних проблем, в котрих може застосовуватися матриця управління.

Проблеми при застосуванні прогнозу інформації в плануванні та оптимізації інвестиційного портфеля, що супроводжується постановкою контурів зворотного зв'язку, тобто утворенням матриць управління:

1. Оскільки, використовуються змінні прогнозні моделі, що покращуються в часі через сформовані контури зворотних зв'язків, а динаміка доходностей непередбачувана, то завжди існує імовірність, що в певний час одна з моделей прогнозування буде кращою за іншу, цей час визначити важко, проте вважається, що кожен прогноз здатен впливати на прийняте рішення у будь-який момент часу  $\theta$ .

2. За даною інформацією може бути утворено загальний комплексний інформаційний механізм прийняття рішення, котрий заснований на кожному, без виключення жодної моделі, прогнозі зі звітністю результативності кожного такого прогнозу та прийнятого рішення і можливого прийнятого рішення не за вибраними прогнозами. Цю можливість потрібно розглянути як гіпотезу – існує можливість утворити такий набір прогнозних результатів динаміки доходності цінних паперів за увесь час управління інвестиційним портфелем, котрий відповідав би реальній динаміці відносно знаходження моменту часу пікових змін (росту та падіння) доходності кожного відібраного типу набору цінних паперів портфеля, якщо є достатньо інформації для утворення прогнозу, припускається (Гіпотеза 2), що є можливість визначення моменту часу –  $\theta$  (або  $\Delta t$ ), коли для точного прогнозу необхідно здійснити перехід на інший тип прогнозу моделі і

відомо на котру серед доступних інвестору, завдяки постійного накопичення та дослідження інформативної статистики по можливим та прийнятим для прийняття рішення результатам інвестування. Така гіпотеза висувається через важливість часу прийняття рішень, а отже і їх правильність на основі інформації, що відома.

Отже:

Гіпотеза 1. Кожен прогноз здатен впливати на прийняте рішення у будь-який момент часу  $\theta$ .

Гіпотеза 2. Різні прогнозні моделі, що описують стохастичний процес у визначений час  $\theta$  з деяким шагом  $\Delta t$  здатні відтворювати поточний стохастичний процес точніше за інші, причому кожна окрема модель діюча, проте діє краще за інші лише на конкретний період  $T$  починаючи з визначеного  $\theta$  часу. Визначення елементів  $\theta, \Delta t, T$  практично можливе, причому кожне з них може бути описане певними функціями від часу для визначення їх на практиці.

Отже, утворивши відповідні зворотні контури може відслідковуватися чітка динаміка доходності та прийматися найправильніше рішення за наявною інформацією в заданих інвестиційних періодах портфеля та поза ними. Визначено, що результати цих контурів мають формувати постійну статистику прийнятих рішень та можливих рішень за наявної інформації в різний час.

Пропонується використати цю статис-

тику для дослідження гіпотези 1 – потрібно відслідковувати частоту використання для прийняття рішення, визначених як найкращих на момент дій, за увесь час інвестування, по результатам інвестування, всіх прогнозів.

3. Також, якщо включити до цієї статистики час за яким прогноз був отриманий, то є можливість розглянути та дослідити гіпотезу 1 – зазвичай прогнози, що побудовані на основі нової інформації більш точніші.

Отже, якщо дана гіпотеза буде підтверджена, то має сенс в підвищенні значимості сучасніших прогнозів відносно попередніх, що математичним виразом може виражати коефіцієнти значимості, визначені по часу отриманого прогнозу або часу даних котрі використані в моделі прогнозу. Такі дані необхідні для визначення найбільш точних та часто використовуваних прогнозів, можливостей досягти кращих результатів. Проте вирішальним має бути лише результат кожної, що перевіряється на виході, як інформація про можливу та отриману, на основі вибраного прогнозу, доходність портфеля та похибку від реальної прибутковості портфеля як процес отримання оцінки ефективності. Таким чином, отримуємо відносно постійний набір прогнозних моделей для ефективного керування інвестиційним портфелем за наявності різної інформації у будь-який момент часу  $\theta$

Таблиця 3

Приклад загальної форми матриці управління

Альтернативи прогнозів	X1	...	Xi	...	Xn
Час застосування – фіксований з шагом $\Delta t$ , або час фіксації	$\theta_{0_1}$ , або $t_{0_1}$	...	$\theta_{0_i}$ , або $t_{0_i}$	...	$\theta_{0_n}$ , або $t_{0_n}$
Час результату – фіксований з шагом $\Delta t$ , або час фіксації	$\theta_{T_1}$ або $t_{T_1}$	...	$\theta_{T_i}$ або $t_{T_i}$	...	$\theta_{T_n}$ або $t_{T_n}$
Оцінка результату – помилка (4)	$\varepsilon_{t_1}$	...	$\varepsilon_{t_i}$	...	$\varepsilon_{t_n}$
Визначення елементів $\theta, \Delta t, T$ на наступні періоди відносно статистики для планування та прийняття рішення	$\theta_{0, \Delta t_1, T_1}, \Delta t_1, T_1$	...	$\theta_{0, \Delta t_i, T_i}, \Delta t_i, T_i$	...	$\theta_{0, \Delta t_n, T_n}, \Delta t_n, T_n$

Для пунктів 5–7 загального алгоритму  $A$  практичних дій, із-за включення до моделі контурів зворотного зв'язку, запропоновано

доповнення  $B$  для вдосконалення ефективного прийняття рішення за наявності зібраних даних в матрицю управління наступним

чином, Додаток Б:

1. Якщо приймається рішення на основі прогнозу динаміки доходностей цінних паперів, то розв'язуються оптимізаційні задачі над інвестиційним портфелем, а далі – прийняття рішення.

2. Якщо ризик за певні періоди відносно великий, то для оптимізаційної задачі мінімізації ризику кінцеву прибутковість, як контролюючий параметр, – слід зменшити (визначається або самим інвестором або швидкістю росту ризику з ростом прибутковості).

3. Якщо з'являється додаткова інформація і прогноз в деякий момент часу на перспективу може бути іншим ніж визначений попередньо, то вибір залишити чи змінити сформований портфель визначається через відносний по часу результат ризику, що приймається (перевіряється ретроспективною з коефіцієнтом значимості по часу отриманої інформації по прогнозу).

4. За результатами по доходності портфеля на визначений попередньо період змін по інвестуванню в різні цінні папери (акції) визначаються ті включені прогнозні моделі, що давали б кращий результат, якщо досягається співпадіння в виборі найкращого методу прогнозування на початку та в кінці моделі, то розглядається можливість покращення тих, що не увійшли до обраних на основі визначених помилок для них – вважається, що динаміка доходностей в різний період може краще відображатися на деякому відрізку часу іншими моделями, а ніж попередньо вибраними, а також кожна модель у часі може модифікуватися (визначається циклічність по наявним змінам через моделювання та прогнозування).

5. Прогнозна інформація отримана за моделювання процесу зміни доходності цінних паперів надає можливість через оцінку помилки моделювання робити його модифікацію – ведеться пошук способів покращити модель.

6. Робиться оцінка важливості вхідної інформації (особливо при факторних моделях прогнозування) в залежності від періоду її реалізації.

7. Розробляється на основі прогнозної інформації модель її правильного врахування та аналізу при плануванні та оптимізації

інвестиційного портфеля.

8. Робиться оцінка прийнятого рішення та результативності включеної інформації через результат.

**Висновки.** Досліджено, що окрім вибору моделей, котрі використовуються для прогнозу важливим є і їх покращення відносно їх результативності та оцінки погіршеності. Для підвищення ефективності прийняття рішення пропонується лише ранжувати за часом та ефективністю наявні прогнози – жоден варіант моделювання не відхиляється, що дає можливість знаходити найкраще їх використання за різної ситуаційності динаміки доходностей для різних цінних паперів та інвестиційних портфелів. Найгірші прогнози за весь період досліджуються для модифікації по покращенню їх точності. Було виявлено проблематичні, вузькі питання та можливості виявлення їх рішення: Гіпотеза 1 та Гіпотеза 2, рішення котрих запропоновано знайти по формуванню та дослідженню статистики в матриці управління.

### Література

1. Box G. E. P., Jenkins G. M. Some statistical aspects of adaptive optimization and control. – J. of the Royal Stat. Soc., 1962. – 631 p.
2. Геєць В. М. Моделі і методи соціально-економічного прогнозування : підручник / В. М. Геєць, Т. С. Клебанова, О. І. Черняк [та ін.]. – Х. : ВД "ІНЖЕК", 2008. – 396 с.
3. Клебанова Т. С., Кизим Н. А. Модели оценки, анализа и прогнозирования социально-экономических систем: Монография. – Х. : ФЛП Павленко А. Г.; ИД «ИНЖЭК», 2010. – 280 с.
4. Назаренко О. М. Економетрична модель розвитку макроекономічної системи (на прикладі розвинутих країн) / О. М. Назаренко, П. І. Загряжська // Економіка розвитку. – Х. : ХНЕУ, 2009. – № 2(50). – С. 69–72.
5. Корнеев Д. С. Использование аппарата нейронных сетей для создания модели оценки и управления рисками предприятия [Электронный ресурс] / Д. С. Корнеев // УБС. – 2007. – №17. – С. 81–102. – Режим доступа: <http://cyberleninka.ru/article/n/ispolzovanie-apparata-neyronnyh-setey-dlya-sozdaniya-modeli-otsenki-i-upravleniya-riskami-predpriyatiya>.
6. Малышенко К. А. Использование нейросетей для целей прогнозирования фондового рынка [Электронный ресурс] / К. А. Малышенко, М. В. Анашкина // «Ефективна економіка». – 2014. – №2. – Режим доступа: <http://www.economy.nayka.com.ua/?op=1&z=2744>.
7. MathWorks, «Econometrics Toolbox. Modelirovanie i analiz finansovyh i jekonomicheskikh sistem statisticheskimi metodami», available at: <http://matlab.ru/products/econometrics-toolbox/>

econometrics-toolbox-rus\_web.pdf. (Accessed 1 July 2015)

8. Мицель А. А. Прогнозирование динамики цен на фондовом рынке [Электронный ресурс] / А. А. Мицель, Е. А. Ефремова // Известия ТПУ. – 2006. – № 8 (309). С. 197–200. – Режим доступа: <http://cyberleninka.ru/article/n/prognozirovanie-dinamiki-tsen-na-fondovom-rynke>.

9. Шалабанов А. К. *Практикум по эконометрике с применением Ms Excel* [Электронный ресурс] / А. К. Шалабанов, Д. А. Роганов // Казань : ТИСБИ. – 2008. – 53 с. – Режим доступа: <http://reshkuz.org.ru/www/econometrica/econometrica2.pdf>

10. Benninga S. *Financial Modeling, Uses Excel* / S. Benninga // Cambridge: Massachusetts Institute of Technology Press. – 1997, p. 68.

11. Хабров В. В. Оптимизация управления ин-

вестиционным портфелем на основе прогнозов доходностей активов и прогнозов матриц ковариаций случайных составляющих [Электронный ресурс] / В. В. Хабров // Автореферат: ИПУ РАН, – 2014, 33 с. – Режим доступа: [www.hse.ru/data/2014/09/17/1314976698/АВТОРЕФЕРАТ\\_Хабров%20\(1\).pdf](http://www.hse.ru/data/2014/09/17/1314976698/АВТОРЕФЕРАТ_Хабров%20(1).pdf).

12. Bundo Sh. *Drejtim Portofoli / Sh. Bundo* // Tiranë: albPAPER. – 2009, pp. 160-165.

13. Fitim D. *Portfolio Composition: A Methodological Solution Using Lagrange Multiplier* / D. Fitim // South East European University, Macedonia. – 2014, p. 13.

14. Андриенко В. А. Интеллектуальный анализ фондовых рынков [Электронный ресурс] / В. А. Андриенко, В. М. Андриенко, А. Ш. Тулякова // «Ефективна економіка». – 2012. – № 4. – Режим доступа: <http://www.economy.nayka.com.ua/?op=1&z=1052>.

## ИСПОЛЬЗОВАНИЕ МОДЕЛЕЙ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ПОСТРОЕНИЯ ПРОГНОЗОВ ДИНАМИКИ ЦЕНООБРАЗОВАНИЕ ЦЕННЫХ БУМАГ

*Н. О. Ризун, к. т. н., доцент, П. В. Гудым, аспирант,  
Днепропетровский университет имени Альфреда Нобеля*

В работе рассмотрена проблема исследования путей повышения точности прогнозов в разрезе построения стратегии управления инвестиционным портфелем с учетом влияния различных факторов. Предложен механизм управления информационными потоками для инвестиционного портфеля, который основывается на прогнозах при использовании нейронной сети с решением через матрицу управления. Приведен результат прогнозирования нейронной сетью по информации временных рядов, статистики, динамики уровня дохода различных типов ценных бумаг. Проведен анализ возможностей по улучшению точности прогноза, а также приведены алгоритмы, при помощи которых их можно осуществить для инвестиционного портфеля.

**Ключевые слова:** управление инвестиционным портфелем, матрица управления, алгоритм, нейронная сеть, эффективность прогнозов, механизм управления информационными потоками, ценные бумаги.

## USING THE MODELS OF NEURAL NETWORKS FOR MAKING FORECAST OF THE SECURITIES PRICING POLICY DYNAMICS

*N. A. Rizun, Ph. D (Tech.), Ass. Prof., P. V. Gudim, post-graduate student,  
Dnipropetrovsk University of Alfred Nobel*

The paper studies the problem of planning and forecasting, improving forecasts accuracy while constructing the strategy of investment portfolio management under the influence of various factors. The information flow control mechanism for investment portfolio based on the forecasts using neural network with the solution through control matrix is proposed. The results of neural network predicting for time series data, statistics, of different securities types return dynamics are presented. Analysis of possibilities to improve the accuracy of prediction is carried out and algorithms capable of making such forecasts are presented.

**Keywords:** investment portfolio management, control matrix, algorithm, neural network, forecasts performance, information flow control mechanism, securities.

*Рекомендовано до друку д. е. н., проф. Прокопенко В. І.*

*Надійшла до редакції 10.06.15.*