

Список використаних джерел

1. Єріна А. М. Теорія статистики : практикум / А. М. Єріна, З. О. Пальян. – К. : Товариство «Знання», КОО, 1997. – 325 с.
2. Поддубный Г. В. Теория вероятностей и её приложение / Г. В. Поддубный. – М. : Воениздат, 1976. – 232 с.
3. Шторм Р. Теория вероятностей. Математическая статистика. Статистический контроль качества / Р. Шторм – [Пер. с нем.]. – М. : Мир, 1970. – 368 с.
4. Вітлінський В. В. Моделювання економіки : навч. посіб. / В. В. Вітлінський. – К. : КНЕУ, 2003. – 408 с.
5. Дронь В. С. Метод умовно-наслідкового розкладу встановлення взаємозалежності між соціально-економічними подіями / В. С. Дронь // Актуальні проблеми економіки. – К., 2012. – № 3. – С. 305–311.
6. Гнеденко Б. В. Курс теории вероятностей / Б. В. Гнеденко. – М. : Физматгиз, 1961. – 408 с.
7. Дронь В. С. Встановлення позитивної та негативної взаємозалежності між соціально-економічними подіями / В. С. Дронь // Економічний форум : Наук. журнал. – 2012. – № 2. – С. 523–528.
8. Дронь В. С. Встановлення взаємозв'язку між соціально-економічними величинами / В. С. Дронь // Наук.пр. Кіровоградського нац. техн. ун-ту. – 2012. – Вип. 22, ч. II. – С. 96–100.
9. Дронь В. С. Випадкова величина відносно соціально-економічної події / В. С. Дронь // Наук. вісник Буковинського держ. фінансово-економ. ун-ту.– 2014. – Вип. 26. – С. 241–257.
10. Травматизм на виробництві у 2012 році [Стат. бюлетень]. – К. : Державна служба статистики України, 2013. – 147 с.

УДК 004.032.26

Яцько О. М., Довгунь А. Я., Літвінчук Ю. А.,
Буковинський державний фінансово-економічний університет,
м. Чернівці

**Застосування деяких методів нейронних мереж
при розв'язуванні економічних задач**

У статті аналізується вплив розвитку штучного інтелекту на суспільство, можливість використання інтелектуальної продукції як товару, розглядається нейронна мережа зустрічного розповсюдження Роберта Хехт-Нільсена та для її реалізації застосування карти самоорганізації Кохонена і шару розпізнавання – вихідну зірку Гроссберга, застосування даної методики до динаміки розвитку фондового індексу S&P 500.

Ключові слова: штучний інтелект, нейронна мережа, зустрічне розповсюдження Роберта Хехт-Нільсена, карта самоорганізації Кохонена, вихідна зірка Гроссберга, фондовий індекс S&P 500.

В статье анализируется влияние развития искусственного интеллекта на общество, возможность применения интеллектуальной продукции как товара, рассматривается нейронная сеть встречного распространения Роберта Хехт-Нильсена и для ее реализации применения карты самоорганизации Кохонена и шару распознавания – исходную звезду Гроссберга, применения данной методики к динамике развития фондового индекса S&P 500.

Ключові слова: искусственный интеллект, нейронная сеть, встречное распространение Роберта Хехт-Нильсена, карта самоорганизации Кохонена, исходная звезда Гроссберга, фондовый индекс S&P 500.

The article analyzes the impact of artificial intelligence on society, the use of intellectual property as a commodity, and considers the counter-propagation of neural network by Robert Hecht-Nielsen and its implementation for the application of Kohonen self-organizing map layer and recognition - the original star Hrossberha, the application of this technique to the dynamics of the stock index S & P 500.

Keywords: artificial intelligence, neural network, counter propagation Robert Hecht-Nielsen, Kohonen self-organizing map, original star Hrossberha, stock index S&P 500.

Постановка проблеми. Сучасна економіка України потребує принципово нових підходів до застосування економіко-математичного моделювання при оптимізації бізнес-процесів в силу прискореного зростання їх ємності та розмірності.

Можна відзначити позитивні перспективи використання штучного інтелекту при моделюванні складних економічних систем: нечіткої логіки, еволюційних алгоритмів, нейронних мереж та їх комбінацій.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Теоретичні та практичні аспекти побудови формалізованих методів ідентифікації складних економічних систем та застосування отриманих економіко-аналітичних функцій знайшли своє відображення в працях: В. А. Головка [11], А. Н. Горбаня [2], А. В. Матвійчука [14], Ю. Г. Лисенко [13], Б. Б. Нестеренко [15-17], М. А. Новотарского [16], С. А. Терехова [18] та інших.

У багатьох публікаціях підкреслюється, що сучасні економіко-математичні методи та моделі характеризуються динамічністю, нелінійністю, частковою дискретністю, обчислювальною складністю, що піднімає проблему побудови формалізованих методів моделювання на новий якісний рівень.

Вказана тематика розглядається в працях таких закордонних науковців, як: С. Гросберг [3], Т. Кохонен [8; 9], Б. Фрайслебен [1], С. Хайкін [19], Р. Хехт-Нільсен [4], Р. Хоптроф [5], Д. Хорфілд [6], Д. Яо [7] та ін.

Практичний аспект штучного інтелекту відображено в публікаціях В. В. Борисова [10], В. В. Круглова [12], В. Г. Царегородцева [20] та інших.

Постановка завдання. Розробка і створення інтелектуальних інформаційних систем нового покоління, зокрема інструментальних комплексів інформаційно-когнітивної підтримки процесів синтезу, інтегрування й актуалізації знань, є одним із головних напрямів фундаментальних наукових досліджень у галузі штучного інтелекту (ШІ), що характеризуються інноваційністю в багатьох галузях економіки.

Виклад основного матеріалу. Інтелектуальна діяльність стала галуззю суспільного виробництва завдяки існуванню еквівалентного обміну продуктами з галузями матеріального виробництва. Інструментом такого обміну служать гроші, які виражають кількість праці для різних видів діяльності. Але таку міру можна використовувати лише при умові, що всі члени суспільства можуть однаково оцінювати корисність передбачуваних продуктів. Для інтелектуальної продукції таку оцінку зробити можна не завжди. Цінність інтелектуальних продуктів стає очевидною лише після їх реалізації в традиційних продуктах матеріального виробництва. До цього інтелектуальні продукти були просто інформацією, яка не має виражених властивостей товару, оскільки при споживанні вона не зникає, а її копіювання зазвичай не потребує суттєвих затрат. У [12] запропонований інший погляд на властивості інформації як товару: «...інформація, а точніше повідомлення, що містить інформацію, тобто матеріалізована інформація, володіє основними властивостями товару, а саме є продуктом праці, задовольняє конкретну потребу і виготовляється не для власного споживання, а для обміну... Множину всіх повідомлень можна розбити на дві множини, що не перетинаються, а саме: на повідомлення первинні, що відображають оригінальний, невідомий суспільству досвід, і повідомлення вторинні, що відтворюють відомий досвід відомим способом... Такі повідомлення у [13] називають речами. Використання її зазвичай не потребує якихось особливих навичок, вагомої зміни поведінки споживача...». Пропозиція розділити продукти інтелектуальної діяльності на два класи (речей та теорій) засновані на уявленні про суспільну цінність нової (раніше не відомої суспільству) інформації, яка не співпадає зі звичайним уявленням про споживацьку цінність товару. На відміну від речей, споживання яких доступне членам даного суспільства, інформаційні продукти, умовно названі теоріями,

доступні лише їх авторам і, можливо, деякому вузькому колу фахівців. Їх створення, як правило, потребує значних затрат інтелектуальної праці, а ступінь корисності для суспільства не очевидна, і можуть бути потрібні додаткові дослідження для її з'ясування. Механізм компенсації таких затрат складався протягом усієї історії розвитку людської цивілізації. Ймовірно, перші значні досягнення людства, такі як використання вогню, винайдення колеса, ніяк не компенсувалися. Але з освітою еліти і концентрацією в її руках значних суспільних цінностей стало можливим виділення частини цих цінностей на заохочення деяких видів інтелектуальної діяльності, що були важливі для представників еліти.

Економічний механізм виробництва інтелектуальної продукції відповідає моделі суспільства як макросистеми, підсистеми якої (соціальні групи, промислові корпорації тощо) виступають як відносно самостійні системи, що розвиваються, конкуруючи за володіння спільними ресурсами і більш вигідне становище всередині суспільства. Перевагу в такій конкуренції отримують учасники, які виготовляють більш сучасну продукцію, тому процес виробництва постійно покращується, створюються нові соціально корисні товари і технології. Конкуренція, яка супроводжується банкрутством учасників, що програли це, як процес природного відбору кращих форм і методів виробництва, які відповідають потребам розвитку суспільства. Такий процес, на відміну від його моделювання в головах людей або з допомогою комп'ютерів, відбувається в реальному світі. Його результати відображають об'єктивні умови розвитку суспільства і мало залежать від ідеологічних або політичних установок, що виражають поточні інтереси окремих суспільних лідерів або груп [12].

Сьогодні невелика група країн-лідерів випередила у розвитку інші країни світу, причому цей розрив швидко збільшується. Що б не говорили політики або історики, фактом є те, що, зосередивши значний інтелектуальний потенціал і ефективність використовуючи його, країни-лідери роблять ставку на розвиток інтелектуальної індустрії, залишаючи решту світу матеріальну реалізацію і тиражування виробленої ними надрентабельної інтелектуальної продукції. Для країн, що лідирують інтелект є невичерпним ресурсом, який забезпечує стабільний надприбуток, що напрямлений на подальший розвиток інтелектуальної індустрії. Підтвердженням цьому є те, що спостерігається в останні десятиліття масове переміщення промислового виробництва, в тому числі і високотехнологічних, із високорозвинених країн в промислово відсталі, що супроводжуються не менш масовим «відтоком мізків» у зворотному напрямку. Такий обмін збільшує провалля між лідерами та аутсайдерами у світовому економічному змаганні. Для аутсайдерів залишається лише один спосіб подолати це провалля – будь-якою ціною розвивати свою інтелектуальну індустрію, мобілізуючи власний інтелектуальний потенціал та опираючись на ресурси, культуру та традиції свого народу [13].

Ринкові кризи останнього десятиріччя, зокрема 2000-2003, 2008-2009 років, які принесли інвесторам по всьому світу збитки більш ніж на сто трильйонів доларів, красномовно свідчать про те, що методика, які використовуються досі моделі прогнозування розвитку фінансових показників фондового ринку, практично вичерпали себе. Проте необхідних висновків із цих криз дотепер було зроблено недостатньо, що не дозволяє у сучасних умовах ефективно запобігати виникненню нових кризових явищ [10].

Ефективним математичним інструментарієм, який останнім часом все частіше застосовується для прогнозування розвитку фінансових показників, є методи штучних нейронних мереж. Здатність нейронних мереж до навчання, можливість працювати з будь-якими даними та відсутність значних бар'єрів для використання нейромережевих моделей зробили їх надзвичайно популярними серед трейдерів та науковців [15].

У наукових працях [10; 14; 17; 18; 20] викладено авторський підхід до прогнозування напрямів змін фінансових показників із застосуванням економіко-математичних моделей на нечіткій логіці, база знань яких була сформована з урахуванням правил розвитку ринку з теорії технічного аналізу, зокрема теорії хвиль Елліотта. Побудовані моделі здійснюють передбачення напрямку та відносної величини зміни фінансового показника за рахунок ідентифікації в ціновій кривій відомих хвильових форм, заданих на основі базової восьмихвильової моделі Елліотта та деяких специфічних правил розвитку ринку, таких як подовження, усікання тощо.

Нейронна мережа зустрічного розповсюдження (CounterPropagation Network) була розроблена Робертом Хехт-Нільсеном [4] як синтез шару генерації (який функціонує за принципом «знизу догори») та шару розпізнавання («зверху донизу»). Для реалізації шару генерації Хехт-Нільсеном було застосовано карту самоорганізації Кохонена (Kohonen Self-Organizing Map) [8; 9], а шару розпізнавання – вихідну зірку Гроссберга (Grossberg Outstar) [3]. Завдяки здатності до самоорганізації шар Кохонена розбиває досліджувані образи на кластери, здійснюючи таким чином розпізнавання і збереження у пам'яті вхідних прикладів. Шар Гроссберга здійснює інтерпретацію результату кластеризації та віднесення поданого образу до одного із встановлених класів змін досліджуваного показника. У такій мережі кожен елемент вектора вхідних даних пов'язаний з усіма нейронами шару Кохонена. У свою чергу, усі нейрони шару Кохонена мають зв'язки із усіма нейронами шару Гроссберга. Графічно структуру нейронної мережі зустрічного розповсюдження подано на рис. 1.

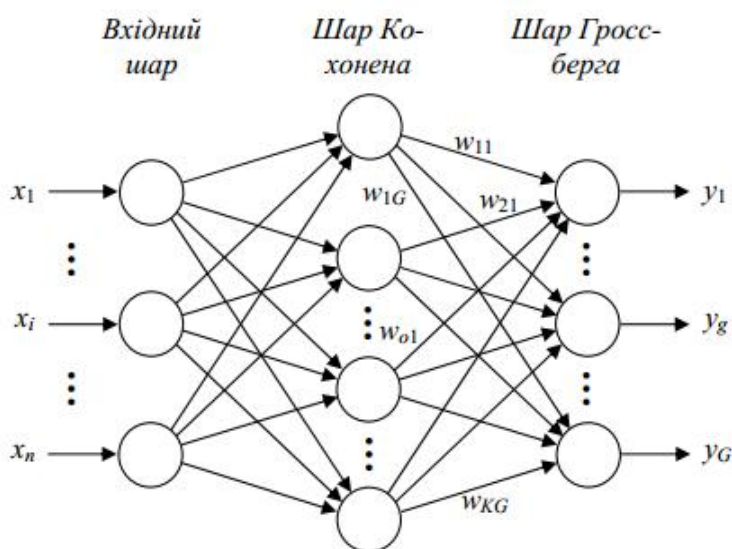


Рис. 1. Структура нейронної мережі зустрічного розповсюдження

Нейрони вхідного шару не здійснюють перетворення вхідних сигналів, вони лише передають їх до усіх елементів карти самоорганізації. Отже, на кожен нейрон шару Кохонена надходить інформація щодо об'єкту дослідження у вигляді вектора x , який складається з пояснюючих змінних $\{x_1, \dots, x_i, \dots, x_n\}$ (наприклад, із n попередніх значень досліджуваного фінансового показника) [8].

При надходженні на вхідний шар мережі нового вектора даних усі нейрони карти самоорганізації беруть участь у змаганні за право бути переможцем. У результаті такого змагання переможцем стає той нейрон, який більше за інших подібний до вектора вхідних даних. Міра подібності вектора даних до кожного нейрона може бути визначена, наприклад, за Евклідовою відстанню:

$$\|x - w^j\| = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - w_i^j)^2}, \quad j = \overline{1, K}, \quad (1)$$

де x – вектор вхідних даних, що складається з елементів $\{x_1, \dots, x_i, \dots, x_n\}$, які описують попередню динаміку зміни фінансового часового ряду; w^j – вектор параметрів j -го нейрона карти Кохонена, який складається з елементів $\{w_1^j, \dots, w_i^j, \dots, w_n^j\}$; K – кількість нейронів карти Кохонена.

Переможцем у такому змаганні нейронів карти самоорганізації стає один нейрон – більше за інших подібний до вектора вхідних даних за Евклідовою відстанню (1). Його виходом буде одиниця, стани всіх інших нейронів карти самоорганізації прирівнюються до нуля.

Функція (2) реалізує правило конкурентного змагання за принципом «переможець отримує все», яке вперше було запропоновано Гроссбергом у праці [9].

$$y_j = \begin{cases} 1, & \|x - w^j\| = \min_{l=1, K} \|x - w^l\|, \\ 0, & \|x - w^j\| \neq \min_{l=1, K} \|x - w^l\|, \end{cases} \quad j = \overline{1, K} \quad (2)$$

З метою формування стійких більш-менш однорідних кластерів на карті самоорганізації важливо забезпечити, щоб при топографічному відображенні вектора вхідних даних здійснювалось корегування параметрів не тільки нейрона-переможця, але й найближчих його сусідів. Таким чином відбувається зсув параметрів цілої області нейронів у напрямку вхідного образу. На рис. 2 штриховою лінією на карті самоорганізації виділено топологічну область (topological neighborhood) з радіусом в один нейрон навколо нейрона-переможця, яка підлягає корегуванню.

На перших ітераціях навчального алгоритму корегуванню можуть бути піддані всі нейрони карти самоорганізації. У міру проведення навчання розмір топологічної області поступово зменшується і кожний новий вектор вхідних даних здійснює вплив на все меншу кількість нейронів. Наприкінці навчання може здійснюватись модифікація параметрів тільки найближчих сусідів нейрона-переможця, а можливо, лише його самого.

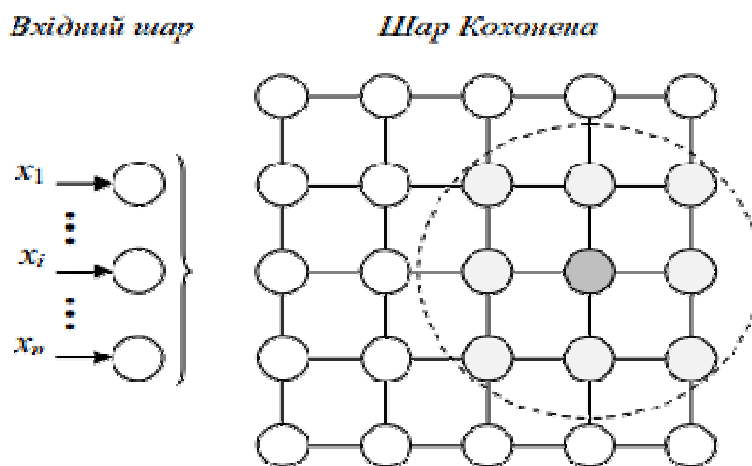


Рис. 2. Спрощена структура карти самоорганізації

Відповідно, після знаходження нейрона-переможця, що є найбільш подібним до вектора вхідних даних, здійснюється корегувати його параметрів та найближчих до нього нейронів у деякому околі у напрямку вхідного вектора з урахуванням коефіцієнтів, що визначають темп навчання та відстань до нейрона-переможця:

$$w^j(t+1) = w^j(t) + a(t) \cdot h_{oj}(t) \cdot |x(t) - w^j(t)|, \quad j = \overline{1, K} \quad (3)$$

де $a(t)$ – коефіцієнт швидкості навчання ($0 < a(t) \leq 1$), який з кожною епохою навчання t зменшується; h_{oj} – сила взаємного впливу для будь-якої пари вузлів o та j нейронної мережі.

Вплив вектора вхідних даних на параметри нейронів карти зменшується у міру віддалення від нейрона-переможця та визначається за функцією відстані між відповідними нейронами на топології карти (функцією сусідства), яка може бути представлена, наприклад, гаусовою функцією:

$$h_{oj}(t) = \exp\left[-\frac{\|r_o - r_j\|^2}{2 \cdot s^2(t)}\right], \quad (4)$$

де r_o, r_j – двовимірні вектори локалізації нейрона-переможця o та j -го нейрона (координати нейронів на карті); $s(t)$ – ефективна ширина топологічної області – спеціально підбрана монотонно спадаюча функція часу (наприклад, лінійна або експоненціальна функція, котра зменшується з часом у процесі навчання) [8].

Процедура адаптації нейронів шару Кохонена (3) повторюється у міру подання на входи мережі всіх спостережень x з навчальної вибірки. Якщо обсяг вибірки, на якій здійснюється оптимізація параметрів нейронів, є недостатнім для проведення налаштування карти за визначену кількість кроків згідно із встановленим правилом, то необхідно навчальні приклади подавати на входи мережі повторно. Початкові значення параметрів w усіх нейронів встановлюються як малі випадкові величини. На початку процесу налаштування мережі значення фактора швидкості навчання $a(t)$ задається на рівні близько одиниці (хоча може бути встановлено на рівні 0,5).

Результатом процесу налаштування буде розрахунок параметрів нейронів шару Кохонена, які відповідатимуть різним прикладам з навчальної вибірки. Таким чином здійснюється самоорганізація структури карти Кохонена, яка отримує здатність поєднувати у кластери багатовимірні вектори даних шляхом виявлення в них схожих статистичних характеристик. У результаті початковий простір великої розмірності проектується на двовимірну карту. Оскільки карти самоорганізації характеризуються властивістю узагальнення, то вони можуть розпізнавати вхідні приклади, на яких раніше не налаштовувалися – новий вектор вхідних даних співвідноситься з тим елементом карти, на який він відображається.

Інтерпретацію результатів кластеризації об'єктів дослідження на карті самоорганізації можна здійснити шляхом проведення експертного аналізу, а можна доручити цей процес комп'ютеру, додавши до нейронної мережі після шару Кохонена ще шар розпізнавання. Відповідно, завданням шару Гроссберга стає здійснення відображення виходу шару Кохонена в одне із заздалегідь заданих можливих значень результуючої змінної. Ваги зв'язків між нейронами цих шарів показуватимуть міру відповідності вектора вхідних даних (зведеного в результаті пониження розмірності до єдиного нейрона на карті самоорганізації) кожному з виходів шару Гроссберга. Такими виходами можуть бути наперед установлені класи об'єктів дослідження (характеристичні показники яких подаються на входи карти самоорганізації), наприклад, рівні подальшої зміни досліджуваного фінансового показника. Таким чином, налаштування шару Гроссберга здійснюється згідно з принципом навчання «із учителем», у результаті якого кожен нейрон цього шару видаватиме величину ваги зв'язку, що поєднує його з єдиним нейроном карти Кохонена, вихід якого відмінний від нуля.

Корекція ваг зв'язків між нейронами шарів Кохонена і Гроссберга здійснюється згідно з таким алгоритмом. Після опрацювання вектора вхідних даних картою самоорганізації значення нейронів карти передаються до шару Гроссберга (як за звичайного функціонування мережі зустрічного розповсюдження). Далі здійснюється коригування ваг тільки тих міжнейронних зв'язків шару Гроссберга, які сполучені з нейроном-переможцем o карти самоорганізації (вихід якого відмінний від нуля):

$$w_{og}(t+1) = w_{og}(t) + b(t) \cdot |y_g(t) - w_{og}(t)|, \quad g = \overline{1, G}, \quad (5)$$

де $w_{og}(t+1)$, $w_{og}(t)$ – уточнене (скореговане) та попереднє значення ваги зв'язку між нейроном-переможцем o шару Кохонена та g -им нейроном шару Гроссберга; G – кількість нейронів шару Гроссберга; $y_g(t)$ – відоме значення виходу g -го нейрона шару Гроссберга, відповідне вектору вхідних даних, поданому на t -му кроці; $\beta(t)$ – коефіцієнт швидкості навчання шару Гроссберга ($0 < \beta(t) \leq 1$), що з кожною епохою навчання t зменшується. У низці досліджень за початкове значення рекомендується брати $\beta(1) \approx 0,1$ [3].

Як видно з (5), величина корекції ваги міжнейронного зв'язку пропорційна різниці між цією вагою та реальним значенням виходу відповідного нейрона шару Гроссберга. Так, наприклад, якщо здійснюється розподіл об'єктів на визначені класи, то виходом того нейрона шару Гроссберга, що відповідає класу досліджуваного об'єкта, буде одиниця. Стани інших нейронів шару Гроссберга для такого об'єкта прирівнюються до нуля.

Викладемо результати експериментів з прогнозування змін фінансових показників із застосуванням економіко-математичних моделей, побудованих на нейронних мережах зустрічного розповсюдження, сутність яких полягає у розпізнаванні образів у структурі цінових кривих з визначенням класів їх подальшої зміни.

Об'єктом дослідження було обрано динаміку розвитку фондового індексу S&P 500. Вихідний часовий ряд було перетворено на вхідні вектори-образи, кожен з яких містить дані за останні п'ять днів, таким чином, що кожний наступний образ починатиметься із другого значення попереднього прикладу, а закінчуватиметься його прогнозним значенням. На рис. 4 представлено образ вектору вхідних даних, що містить значення індексу S&P 500 із тестової множини за п'ять днів {1056,89; 996,23; 984,94; 909,92; 899,22}. Значення показника на дату прогнозу – 1003,35, що означає його приріст на рівні 11,58 %.

Під час виконання дослідження сконструювали нейронні мережі зустрічного розповсюдження різної конфігурації та проведено значну кількість модельних експериментів з прогнозування змін індексу S&P 500. Відсоток правильно передбачених класів змін досліджуваного показника за встановлених вище діапазонів кожного класу із застосуванням нейронних мереж зустрічного розповсюдження сягав 81 % для тестового масиву прикладів.

З них точність діагностування третього класу (передбачення несуттєвого коливання фінансового показника) доходила аж до 92,1 %. При цьому точність прогнозування подальшого значного зростання курсу (коректного віднесення до класу I або II, за яких доречно здійснювати купівлю цінних паперів) становить 70 %, а точність правильного передбачення істотного спаду фінансового показника (коректного розпізнавання IV та V класу, за яких цінні папери варто продавати) дорівнює 83 %. Загальна точність діагностування подальших суттєвих змін досліджуваного показника, коли є сенс здійснювати купівлю чи продаж цінних паперів (без урахування третього класу результативної ознаки), становила 75 %, що свідчить про надзвичайно високий прибутковий потенціал торговельної системи, розробленої на підґрунті запропонованого підходу.

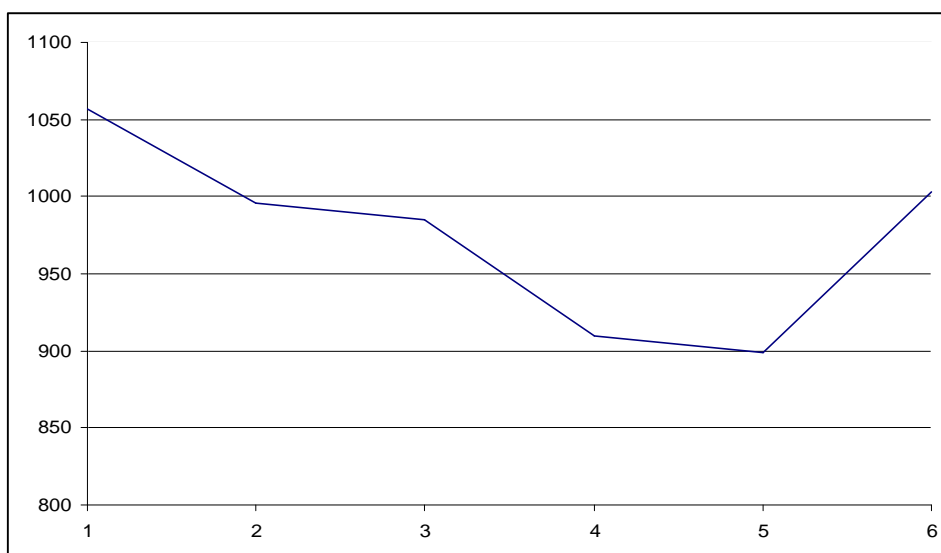


Рис. 3. Поданий на мережу образ (динаміка індексу S&P 500 за 5 днів) та його подальша зміна

Рис. 4 ілюструє результат прогнозування індексу S&P 500, отриманий шляхом кількісної інтерпретації класів змін цього індексу, визначених описаною вище нейронною мережею зустрічного розповсюдження. Тут суцільною лінією позначено реальні зміни індексу, а штриховою – результат моделювання.

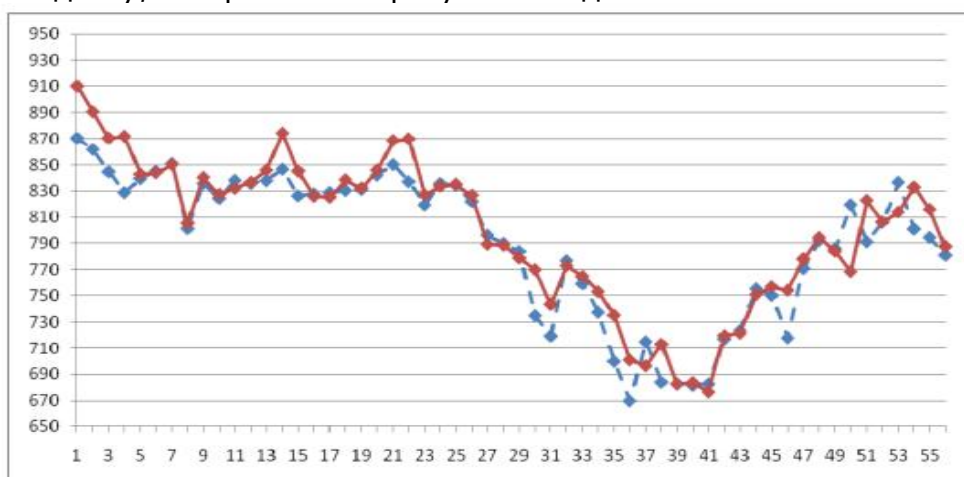


Рис. 4. Прогнозування індексу S&P 500 на базі нейронної мережі зустрічного розповсюдження

Результати проведених експериментів виявили, що кількість нейронів шару Кохонена та обсяг навчальної вибірки мають істотний вплив на якість прогнозу. Було отримано висновки, що при моделюванні кількість нейронів карти Кохонена повинна бути меншою за кількість вхідних прикладів. Залежність точності прогнозу від обсягу масиву навчальних прикладів має прямо пропорційний характер. У разі незначного обсягу навчальної вибірки, приклади з неї подаються багатократно на входи мережі при оптимізації її параметрів, оскільки зі збільшенням кількості епох навчання точність прогнозу збільшується. Якщо немає помітної зміни у результативності мережі, це означає, що корекція параметрів нейронів уже настільки мала, що може вважатись неістотною – тобто, вже відбулась оптимізація нейромережі [17].

Висновки. Представлений підхід демонструє його високу ефективність у прогнозуванні напрямків змін аналізованого фінансового показника, що

ґрунтується на застосуванні математичного інструментарію нейронних мереж зустрічного розповсюдження.

Основна відмінність цього підходу до моделювання розвитку фінансових показників у порівнянні з альтернативними підходами полягає у вирішенні завдань прогнозування шляхом розпізнавання шаблонних образів у структурі фінансових цінових кривих та віднесенні розпізнаваних образів до кластерів, які характеризують різні класи зміни досліджуваного показника.

Список використаних джерел

1. Freisleben B. Stock market prediction with backpropagation networks / B. Freisleben // *Industrial and Engineering Applications of Artificial Intelligence and Expert System – 5th International Conference in Paderborn, Germany.* – 1992. – June. – P. 451-460.
2. Gorban A. N. Correlations, risk and crisis: From physiology to finance / A. N. Gorban, E. V. Smirnova, T. A. Tyukina // *Physica A.* – Vol. 389, Issue 16 – 2010. – 3193-3217.
3. Grossberg S. Some networks that can learn, remember and reproduce any number of complicated spacetime patterns / S. Grossberg // *Journal of Mathematics and Mechanics.* – 1969. – No. 19. – P. 53-91.
4. Hecht-Nielsen R. Counterpropagation networks / R. Hecht-Nielsen // *Proceedings of the IEEE First International Conference on Neural Networks (M. Caudill and C. Butler, eds.).* – San Diego, CA: SOS Printing. – 1987. – Vol. 2. – P. 19-32.
5. Hoptroff R. The principles and practice of time series forecasting and business modelling using neural nets / R. Hoptroff // *Neural Computing and Applications.* – 1993. – No. 1. – P. 59-66.
6. Horfield J. J. Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities / J. J. Horfield // *Proc. of the National Academy of Science.* – 1982. – №79. – P. 2554-2558.
7. Jingtao Yao. Neural networks for technical analysis: a study on KLCI / Jingtao Yao, Chew Lim Tan, Hean-Lee Poh. // *International Journal of Theoretical and Applied Finance.* – 1999. – Vol. 2. – No. 2. – 221-241.
8. Kohonen T. Self-organized formation of topologically correct feature maps / T. Kohonen // *Biological Cybernetics,* 1982. – Vol. 43. – P. 59-69.
9. Kohonen T. The self-organizing map / T. Kohonen // *Proceedings of the Institute of Electrical and Electronics Engineers,* 1990. – Vol. 78. – P. 1464-1480.
10. Борисов В. В. Нечеткие модели и сети / В. В. Борисов [и др.] – М. : Горячая линия – Телеком, 2007. – 284 с.
11. Головка В. Выбор архитектуры и адаптивное обучение рекуррентной нейронной сети для прогнозирования временных рядов/ В. Головка, Ю. Савицкий, А. Саченко и др. // *Вісник Тернопільської академії народного господарства.* – 2000. – Вип. 10. – С. 37-42.
12. Круглов В. В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика / В. В. Круглов, В. В. Борисов. – М. : Горячая линия – Телеком, 2001. – 382 с.
13. Лысенко Ю. Г. Нечеткие модели и искусственные нейронные сети в управлении предприятием / Ю. Г. Лысенко, Е. Е. Бизянов, А. Г. Хмелёв // *Економічна кібернетика.* – Донецьк, 2012. – № 1-2 (65-66). – С. 85-91.
14. Матвійчук А. В. Ідентифікація та прогнозування розвитку фінансових показників за підходами нечіткої логіки / А. В. Матвійчук // *Економіка і прогнозування.* – 2005. – №4. – С. 114-126.
15. Нестеренко Б. Б. Математичне моделювання перистальтичних процесів методом скінченних об'ємів середовищі / Б. Б. Нестеренко, М. А. Новотарський // *Тези доповідей, Міжнародна конференція «Моделювання та дослідження стійкості динамічних систем» (DSMSI-2013).* – К. : КНУ, 29-31 травня 2013. – С. 128-132.
16. Нестеренко Б. Б. Програмний комплекс для моделювання складних систем на основі алгебри процесів / Б. Б. Нестеренко, М. А. Новотарський // *Тези доповідей, Міжнародна конференція «Моделювання та дослідження стійкості динамічних систем» (DSMSI-2012).* – К. : КНУ. – С. 205-209.
17. Нестеренко Б. Б. Формальные средства для моделирования параллельных процессов в кластерных системах / Б. Б. Нестеренко, М. А. Новотарский // *Тезисы докладов, «XI конференции по физике высоких энергий, ядерной физике и ускорителям», 11-15 марта 2013 г.* – Харьков : ХФТИ, 2013. – С. 65-68.
18. Терехов А. Н. Опыт разработки и использования промышленной технологии программирования. / А. Н. Терехов. // *Дискретные системы и их программное обеспечение.* – М. : Изд. ЛГУ, 1990. – С. 125-132.
19. Хайкин С. Нейронные сети : полный курс. – М. : Изд. Дом «Вильямс», 2006. – 2-е изд. – 1104 с.
20. Царегородцев В. Г. Оптимизация предобработки данных: константа Липшица обучающей выборки и свойства обученных нейронных сетей / В. Г. Царегородцев // *Нейрокомпьютеры : разработка, применение.* – 2003. – № 7. – С. 3-8.