

ЕКОНОМІЧНІ ПРОБЛЕМИ РОЗВИТКУ ГАЛУЗЕЙ ТА ВИДІВ ЕКОНОМІЧНОЇ ДІЯЛЬНОСТІ

УДК 519.87

Є.В. ІВОХІН,
д.ф.–м.н., доцент, Київський національний університет ім. Тараса Шевченка,
В.О. НАВРОДСЬКИЙ,
к.ф.–м.н., доцент, Київський національний університет культури та мистецтв,
О.О. ФЕЙЧЕР,
бакалавр, Київський національний університет культури та мистецтв

Про використання штучних нейронних мереж при прогнозуванні фінансових даних

Розглянуто підхід для вирішення задач прогнозування у фінансовій сфері за допомогою штучних нейронних мереж. Проаналізовано основні етапи обробки вхідних даних та схеми функціонування нейронної мережі Хопфільда. Визначено проблеми, що пов'язані з формалізацією вхідної інформації. Запропоновано способи попередньої обробки вхідних даних.

Ключові слова: нейронна мережа, прогнозування, технічний аналіз фінансових даних.

Рассмотрен подход для решения задач прогнозирования в финансовой сфере с помощью искусственных нейронных сетей. Проанализированы основные этапы обработки входных данных и схемы функционирования нейронной сети Хопфилда. Определены проблемы, связанные с формализацией входной информации. Предложены способы предварительной обработки входных данных.

Ключевые слова: нейронная сеть, прогнозирование, технический анализ финансовых данных.

Artificial neural networks are often used for solving of financial sector prediction. Some problems of that approach are considered. The based stages of processing input data are analyzed. The scheme functioning of Hopfield neural network is modified. The decision method of task of input

fuzzy information formalization is proposed. The methods of the input data pre-processing are considered.

Keywords: neuron network, prediction, technical analysis of financial data.

Постановка проблеми. Системи, що базуються на штучних нейронних мережах, останнім часом усе активніше використовуються для прогнозування фінансових ринків [1–3]. Завдяки можливості роботи із зашумленими даними система виходить гнучкою і хоча не вирішує задачу зі стовідсотковою точністю, може мати значний вплив на використання різних додатків фінансової сфери. Відомі традиційні підходи до вирішення задач прогнозування (класичний технічний аналіз, аналіз фундаментальних чинників, регресійний і кореляційний аналіз і т.і.), проте вони не володіють необхідною функціональністю за межами типових умов. Штучні нейронні мережі дають багатообіцяючі альтернативні рішення [1].

Традиційною схемою застосування штучних нейронних мереж (ШНМ) для вирішення задач прогнозування у фінансовій сфері є формування такої нейронної мережі, яка б найкращим чином відтворювала відображення $F: x \Rightarrow y$, узагальнено сформоване на основі динаміки спостережень у вигляді набору прикладів $\{x_t, y_t\}$. Пошук такої нейронної мережі здійснюється за допомогою алгоритмів «навчання».

Потрібно також відмітити, що нейромережеве моделювання в чистому вигляді базується лише на даних часового ряду.

ШНМ можна застосовувати для одновимірного і багатовимірного аналізу, належним чином сформувавши множину незалежних входів і залежних від них виходів. Як правило, модель будується для того, щоб передбачати значення часового ряду для однієї цільової змінної, проте, в принципі, модель може передбачати значення і декілька змінних, якщо в мережу додати додаткові вихідні елементи.

При прогнозуванні ринків цінних паперів (акцій) за допомогою штучних нейронних мереж як вхідна інформація може виступати цінова динаміка та її похідні (значення індикаторів, значущі рівні і т.п.) і ринкові (часто макроекономічні) показники. При цьому при роботі зі ШНМ вхідну інформацію необхідно належним чином підготувати: на входи нейромережі не слід подавати безпосередні значення результатів спостережень (наприклад, цінних котирувань).

Незважаючи на досить вдале практичне застосування нейронних мереж при вирішенні задач прогнозування фінансових даних, алгоритмічна схема моделі потребує свого вдосконалення, особливо на етапі підготовки вхідної інформації.

Як показує статистика спостереження за цінними котируваннями, побудова вхідних образів і перетворення інформації у вигляді «вікон» за формулою (1) не завжди добре визначають тенденції часових змін фінансових показників, що впливає на характер фінальної розмітки.

Мета статті. В рамках даної роботи ставиться за мету створення методики попередньої обробки вхідної інформації для більш ефективного використання нейромереж у дослідженнях результатів спостережень на міжбанківській фінансовій біржі за довгостроковими цінними часовими рядами і використання цих спостережень для прогнозування курсу акцій з метою підтримки ухвалення рішень по їх покупці або продажу.

Виклад основного матеріалу. Розглянемо простий спосіб формування вхідних образів для роботи ШНМ. Ос-

новним поняттям при роботі з даним видом вхідної інформації, що розглядається тут, є «вікно», тобто та кількість періодів часу, дані про які потрапляють в «образ», що формується на вході мережі. При роботі з часовою динамікою курсів вікно розміром n означатиме, що дослідника цікавить динаміка курсу за останні n періодів. Щоб ШНМ працювала з «образами» такого вікна, при проектуванні архітектури мережі необхідно виділити n вхідних нейронів.

Суть методу формування вхідних образів полягає в наступному. Припустимо, що дані кожного з образів лежать у діапазоні $[Min..Max]$, тоді найбільш простим способом нормування буде

$$\tilde{x} = \frac{x - Min}{Max - Min}. \quad (1)$$

Після такого перетворення кожен «образ», що складається з n послідовних цін, нормується так, що всі значення «образу» лежать в інтервалі від 0 до 1. При цьому дійсні значення втрачаються, і всі вхідні записи вкладаються в гіперкуб $[0,1]^n$ (рис. 1).

Таким чином, при будь-якому рівні цін гарантується інваріантність перетворення вхідного запису. Таке перекодування не позбавлене сенсу, оскільки банк-покупець зазвичай оцінює дані часового ряду у відносному виразі за допомогою стандартних прийомів.

Позначимо значення перетворених за формулою (1) котирувань через C_t . Як вже було сказано вище, дійсно значущими для прогнозів є зміни котирувань (ΔC_t – зміна котирування в періоді t). Оскільки ці зміни, як правило, значно менше по амплітуді, ніж самі котирування, між послідовними значеннями курсів є велика кореляція у вигляді $\langle C_{t+1} \rangle = C_t + \langle \Delta C_t \rangle = C_t$. Тим часом для підвищення якості навчання слід прагнути до статистичної незалежності входів, тобто до відсутності подібних кореляцій.

Тому як вхідні параметри логічно вибирати найбільш статистично незалежні величини, наприклад, абсолютні зна-

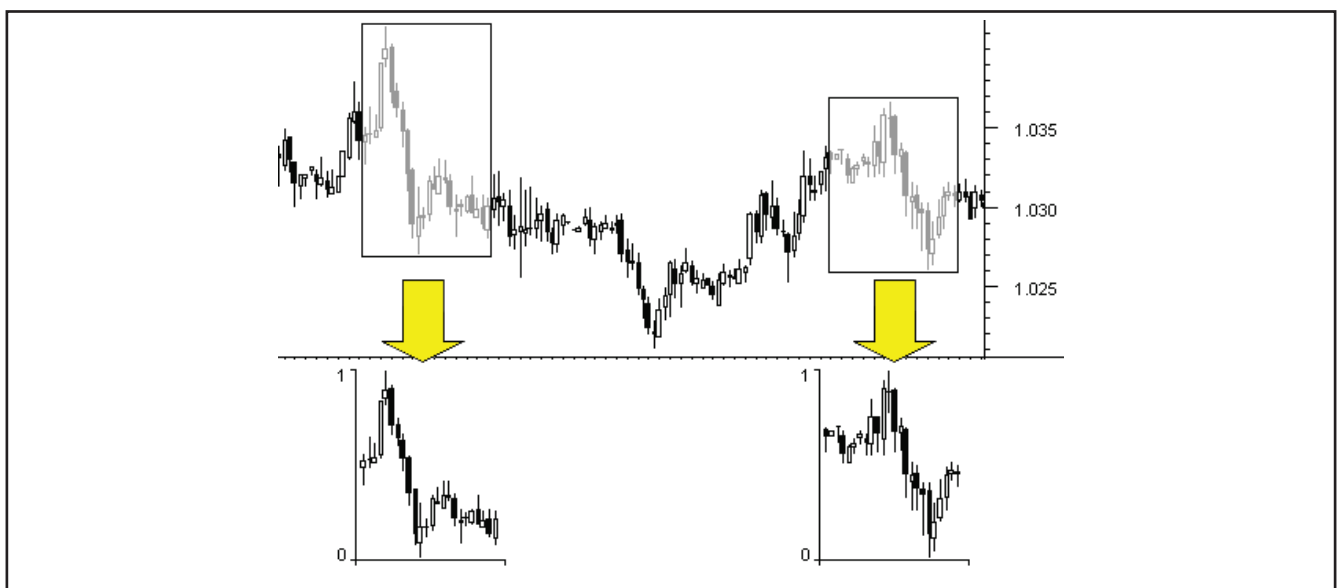


Рисунок. 1. Результати нормування різних вхідних образів

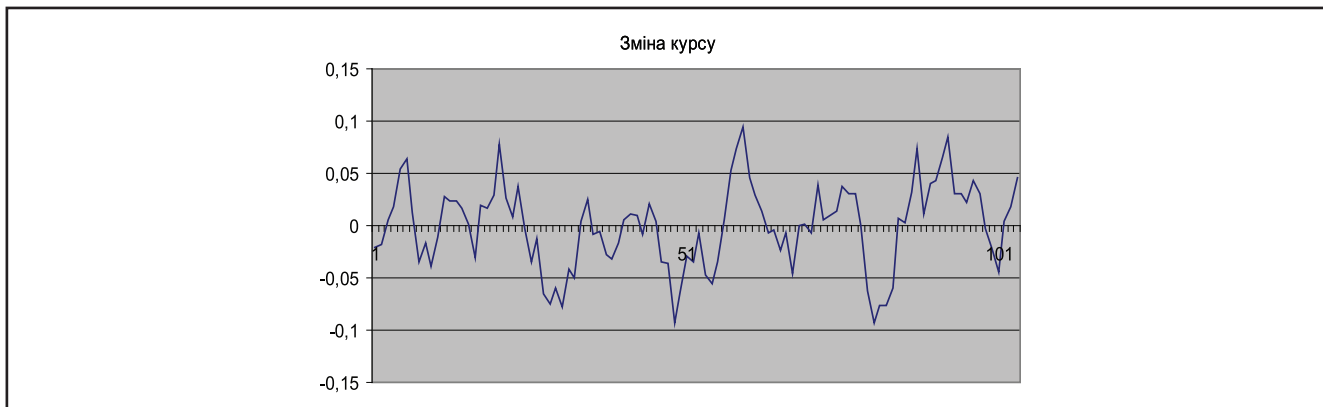


Рисунок 2. Приклад динаміки зміни котирувань курсу акцій

чення котирувань: $\Delta C_t = C_t - C_{t-1}$. Легко відмітити, що: якщо $C_t > \Delta C_{t-1}$, то $\Delta C_t > 0$, якщо $C_t < \Delta C_{t-1}$, то $\Delta C_t < 0$.

Наочне уявлення про характер динаміки курсу акцій на основі інформації про зміну котирувань C_t дає графік, зображений на рис. 2.

Проте образи, сформовані подібним методом, поки ще не придатні для подачі на входи ШНМ, оскільки володіють дуже малою амплітудою коливань. Крім того, вхідна інформація для ШНМ має лежати в інтервалі активаційних функцій нейронів.

Сьогодні відомо багато способів перетворення вхідної інформації застосованих до завдань прогнозування, наприклад, можна скористатися такою схемою: на першому кроці змінюємо величини ΔC_t за формулою $\Delta C1_t = \Delta C_t * A$ ($A > 0$), а на другому кроці – використаємо спосіб «перекодування» неперервних даних в інтервал активаційних функцій ШНМ, отриманий за даними перетворення функцією-сигмоїдом, що використовується в першому прихованому шарі ШНМ [2]:

$$\Delta C2_t = 1 / (1 + \exp(-1.5 * \Delta C1_t)) - 0.5. \quad (2)$$

Змінений за такою схемою первинний «образ» представлений на рис. 3.

Як дані, що поступають на входи ШНМ, можуть виступати як максимальні прирости цін одного типу, наприклад цін закриття або відкриття, так і комбінації приростів різних типів цін у межах одного часового інтервалу.

Негативною рисою методу «вікон» є те, що його застосування обмежує «кругозір» мережі. Недостатньо широке вікно занурення в лаговий простір не здатне надати таку інформацію, що знижує ефективність прогнозу. З іншого боку, розширення вікна до таких значень, коли залучаються далекі екстремальні значення ряду, підвищує розмірність мережі, що, своєю чергою, приводить до зниження точності нейромережевого прогнозу.

Альтернативним представленням вхідної інформації можна вважати значення індикаторів, побудовані на основі цінової динаміки. Значення кожного з індикаторів залежить від певного числа значень часового ряду у минулому, таким чином використання сукупності декількох індикаторів дозволяє охопити ринок широким поглядом і подивитися на ринкову ситуацію в минулому з різних поглядів.

Однак необхідно відзначити, що у вибірку варто відбирати найбільш значущу комбінацію технічних індикаторів, яку і слід потім використовувати для входів нейромережі. Вирішити задачу вибору необхідних індикаторів можна, наприклад, за допомогою оптимізаційних методів і тих же нейронних мереж.

Як було відмічено вище, значення, що подаються на входи ШНМ, повинні лежати в тому ж інтервалі, що і у активаційних функцій (сигмоїдів) нейронів. Тобто в процесі формування вибірки необхідно перекодувати значення індикаторів в

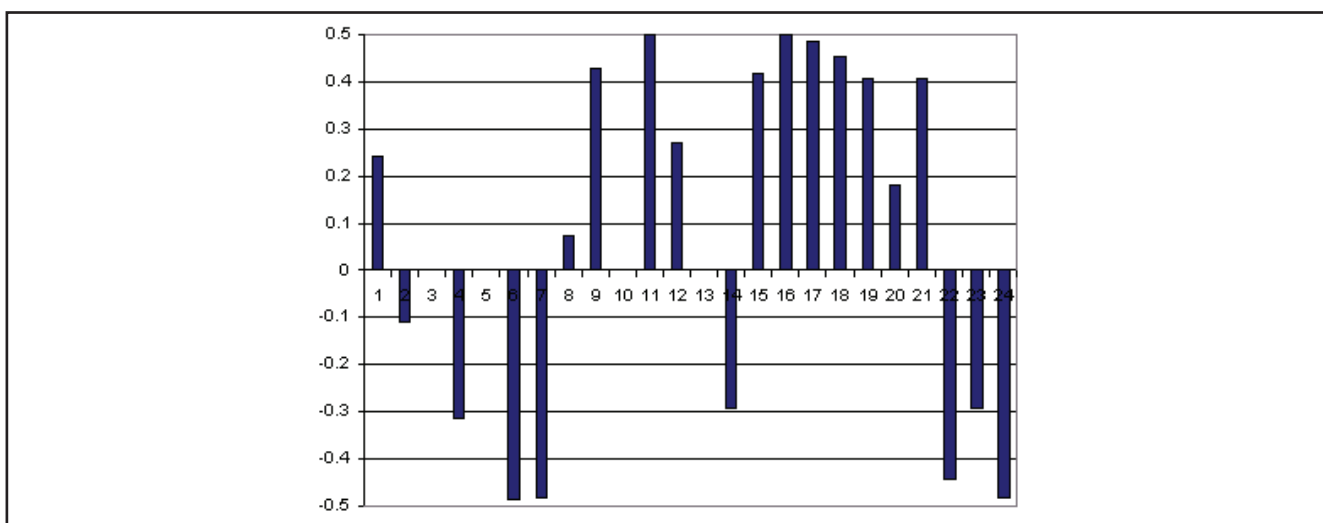


Рисунок 3. Приклад готового до подачі на входи нейромережі «образу»

інтервал активаційних функцій, що використовуються в дослідах ШНМ.

Проведена підготовка даних дозволяє перейти до виконання основного завдання – за допомогою ШНМ із довільного неідеального сигналу, поданого на її вхід, виділити («пригадати» за частковою інформацією) відповідний зразок (якщо такий є) або «дати висновок» про те, що вхідні дані не відповідають жодному із зразків. Будемо використовувати нейромережу Хопфілда [3].

У загальному випадку будь-який сигнал у мережі може бути описаний вектором $X = \{x_i : i = \overline{0, n-1}\}$, n – число нейронів у мережі і розмірність вхідних і вихідних векторів. Кожен елемент x_i рівний або $+1$, або -1 . Позначимо вектор, що описує k -й зразок, через X^k , а його компоненти відповідно $\{x_i^k : i = \overline{0, n-1}\}$, $k = \overline{0, m-1}$, m – число зразків. Коли мережа розпізнає (або «пригадає») який-небудь зразок на основі пред'явлених їй даних, її виходи міститимуть саме його, тобто $Y = X_k$, де Y – вектор вихідних значень мережі: $Y = \{y_i : i = \overline{0, n-1}\}$. Інакше вихідний вектор не співпадає із жодним зразковим.

На стадії ініціалізації мережі вагові коефіцієнти синапсів встановлюються таким чином:

$$w_{ij} = \begin{cases} \sum_{k=0}^{m-1} x_i^k x_j^k, & i \neq j \\ 0, & i = j \end{cases} \quad (3)$$

Алгоритм функціонування мережі Хопфілда має стандартний вигляд (тут p – номер ітерації):

1. На входи мережі подається невідомий сигнал. Фактично його введення здійснюється безпосередньою установкою значень аксонів:

$$y_i(0) = x_i, i = \overline{0, n-1}. \quad (4)$$

2. Розраховується новий стан нейронів:

$$s_j(p+1) = \sum_{i=0}^{n-1} w_{ij} y_i(p), j = \overline{0, n-1}, \quad (5)$$

і нові значення аксонів

$$y_j(p+1) = f[s_j(p+1)], j = \overline{0, n-1}, \quad (6)$$

де $f(\cdot)$ – активаційна функція у формі стрибка (наприклад, вигляду (2)).

3. Перевіряється, чи змінилися вихідні значення аксонів за останню ітерацію. Якщо так – перехід до пункту 2, інакше (якщо виходи стабілізувалися) – кінець. При цьому вихідний вектор представляє собою зразок, що найкращим чином відповідає вхідним даним.

На часових даних можна виконати результуючу розмітку, в яких місцях слід купувати, в яких продавати, в яких чекати покупки або продажу. Існують передумови розробки алгоритму, що формує так званий шаблон (карту) максимального прибутку (MPP) [4].

Незважаючи на досить вдале практичне застосування даної алгоритмічної схеми, необхідно звернути увагу на окремі моменти, що потребують свого вдосконалення.

Статистика спостереження за абсолютними ціновими коливаннями не завжди добре визначає тенденції часових змін фінансових показників, що, як наслідок, впливає на характер фінальної розмітки. Частково цю проблему можна розв'язати за допомогою засобів технічного аналізу [4], які з метою попередньої обробки представляють вхідні дані часових рядів у вигляді послідовності згладжених спостережень. Серед таких підходів часто використовується, наприклад, побудова скользячого середнього з різними значеннями періоду (порядку) середнього.

Іншим недоопрацьованим елементом запропонованої схеми є пропорційне збільшення в A разів вхідних значень, від величини якого надалі залежатиме вигляд даних після їх перетворення функцією-сигмоїдом (рис. 4, 5).

Зрозуміло, що у перетворених функцією-сигмоїдом даних $\{x_i : i = \overline{0, n-1}\}$ діапазон представлення визначається відрізком $[-0.5; 0.5]$, але подальше кодування додатних значень x_i величиною $+1$, а від'ємних – величиною -1 для формування сигналу для ШНМ викликає ряд непорозумінь: вхідні дані з суттєвою різницею у показниках динаміки можуть бути нівельовані до однієї вихідної величини.

Для подолання нечутливості запропонованої схеми можна запропонувати розгляд даних, поданих множинами рівня α , $\alpha \in [0, 1]$, тобто множинами, для елементів яких справедлива нерівність $|x_i| \geq \alpha$. Таким чином, у вхідну послідовність будуть відбиратися лише такі значення часових спо-

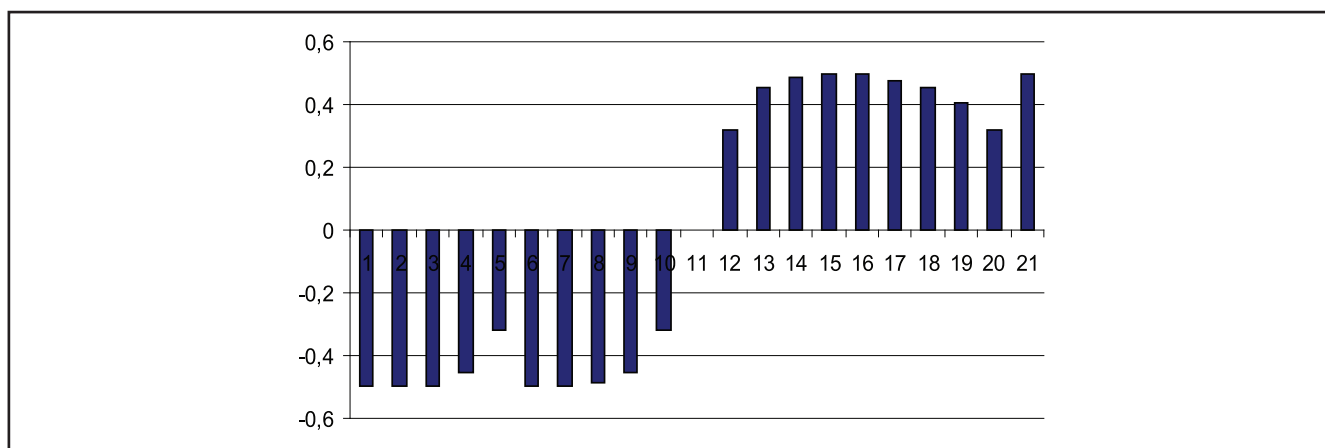


Рисунок. 4. Приклад вхідного «образу» з $A=10$.

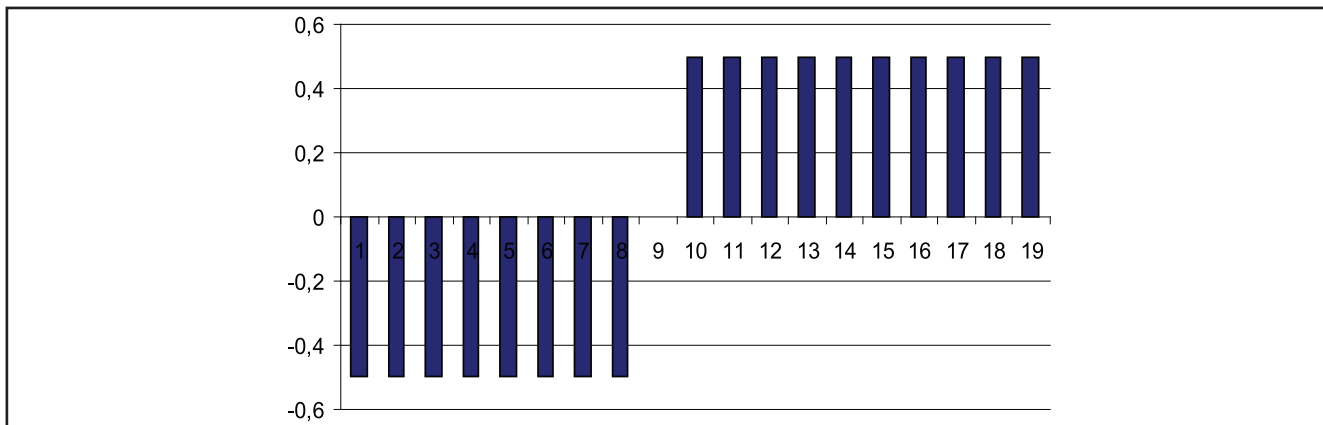


Рисунок. 5. Приклад вхідного «образу» з A=100.

стережень, які мають достатньо змістовний вплив на визначення тенденції у динаміці показників. Вибір величини та аналіз отриманих для її різних значень результатів можуть бути проведені фінансовим експертом з урахуванням специфіки проблемної області.

Хотілося б також звернути увагу на відсутність підсумкової (цільової) оцінки за даними інформаційного «вікна», що формують вхідні сигнали ШНМ. Представляється доцільним враховувати час спостереження у послідовності вхідних даних. Дані, які спостерігаються на початку «вікна», менш інформативні порівняно з останніми спостереженнями. Це дозволяє використати цільову функцію за даними спостережень, наприклад, у вигляді

$$I(x) = \sum_{i=0}^{n-1} x_i / (n-i) \quad (7)$$

що дає змогу оцінити інформативність вхідних даних з урахуванням віддаленості результатів спостереження від моменту прийняття рішення на основі ШНМ.

Висновки

Таким чином, запропоновано методику попередньої обробки вхідних даних для підвищення інформативності образів нейронної мережі. Слід відзначити, що описані тут способи обробки вхідних даних не знижують якості стандартного методу «вікон», але допускають стискання інформації, що базується на застосуванні вхідних даних з заданою величиною впливу та використанні величини віддаленості часу спостереження від поточного моменту часу. Подібного роду стискання інформації є прикладом визначення найбільш значущих для прогнозу динаміки фінансових показників.

Список використаних джерел

1. Лутковский В.М. Нейронные сети. – Минск: БГУ, 2003. – 99 с.
2. Ежов А.А., Шумский С.А. Нейрокомпьютинг и его применение в экономике и бизнесе. – М: МИФИ, 1998. – 224 с.
3. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации. – М: Финансы и статистика, 2002. – 344 с.
4. Швагер Д. Технический анализ. Полный курс. – М.: Alpina Publisher, 2001. – 768 с.

О.В. БЛИЗНЮК,
к.е.н., доцент, кафедра обліку, аудиту і статистики, УДУФМТ

Специфіка облікового забезпечення в прийнятті управлінських рішень на автотранспортному підприємстві

У статті розглянуто специфіку облікового забезпечення в прийнятті управлінських рішень на автотранспортних підприємствах. Бухгалтерський облік на автотранспортному підприємстві, відображаючи фінансово-господарську діяльність, наявність і рух транспортних засобів, що її забезпечують, процес надання автотранспортних послуг, створює власну інформаційну систему для забезпечення системи управління підприємства в цілому.

Ключові слова: управління підприємством, бухгалтерський облік, документування, інвентаризація, рахунки обліку.

В статье рассмотрена специфика учетного обеспечения в принятии управленческих решений на автотранспортных предприятиях. Бухгалтерский учет на автотранспортном предприятии, отражая финансово-хозяйственную деятельность, наличие и движение транспортных средств, которые ее обеспечивают, процесс предоставления автотранспортных услуг, создает собственную информационную систему для обеспечения системы управления предприятия в целом.

Ключевые слова: управление предприятием, бухгалтерский учет, документирование, инвентаризация, счета учета.