

7. У випадку використання в процесі дослідження таблиць «витрати—випуск» в основних цінах модель повинна враховувати взаємозв'язки елементів валової доданої вартості та кінцевого продукту, тобто взаємозв'язок первинних доходів і кінцевих витрат.

Сформульовані передумови та методологічні принципи складають теоретичні засади побудови балансової структурно-функціональної моделі.

Література

1. *Леонтьев В.* Исследования структуры американской экономики. Теоретический и эмпирический анализ по схеме затраты—выпуск / Василий Леонтьев; пер. с англ. А. С. Игнатъева. — М.: Госкомстатиздат, 1958. — 640 с.

2. *Немчинов В. С.* Экономико-математические методы и модели / Немчинов В. С. — М.: Соцэкгиз, 1962. — 410 с.

3. *Стоун Р.* Метод затраты—выпуск и национальные счета / Ричард Стоун; пер. с англ. Э. В. Детневой. — М.: Статистика, 1966. — 384 с.

4. *Фаддеев Д. К.* Вычислительные методы линейной алгебры / Д. К. Фаддеев, В. Н. Фаддеева. — М.: Физматгиз, 1960. — 656 с.

5. *Фриш Р.* Основные черты промежуточной модели «Осло» / Фриш Р. // Применение математики в экономических исследованиях. Т. 2 / под ред. академика В. С. Немчинова. — М.: Соцэкгиз, 1961. — С. 429—531.

6. *Ченери К.* Экономика межотраслевых связей / К. Ченери, П. Кларк; пер. с англ. А. И. Анчишкина, С. С. Шаталина, В. В. Швыркова. — М.: Изд-во иностр. литер., 1962. — 385 с.

Статтю подано до редакції 29.05.10 р.

УДК 519.865.7

Т. М. Кисіль, асистент,
ДВНЗ «Київський національний економічний університет
імені Вадима Гетьмана»

НЕЙРОСИСТЕМИ ТА ФІНАНСОВІ РИНКИ: ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ У ТОРГОВИХ ОПЕРАЦІЯХ

АНОТАЦІЯ. У статті розглянуто основні поняття нейронних моделей і методів підтримки прийняття рішень для фінансових задачах аналізу та прогнозування. Наведено концептуальну модель задач фінансового ринку акцій, заснованих на адаптивних алгоритмах та алгоритмах зворотного поширення помилки.

ANNOTATION. In paper we consider main concept neural models and methods of receive solution for financial problem of analyze and forecastings we give conceptual models of problem financial market action, witch based on adaptive algorithms and algorithms Multilayer BackPropagation Network.

КЛЮЧОВІ СЛОВА. Нейронна система, штучний нейрон, система прогнозування, модель нейросистем, алгоритм вдосконалення, динамічна система, адаптивний алгоритм, самоорганізація, ринок акцій, функція активації.

В останній час широкого розвитку на практиці набувають інвестиційні технології нового покоління, що ґрунтуються на нелінійних методах аналізу економічної і фінансової інформації. В умовах зростаючої некерованості світових процесів у фінансовій сфері традиційні (лінійні) методи частіше виявляються нездібними розпізнати ключові переломи в тенденціях ринку. Розчарування в цих методах примусило пригадати ідею, згідно якій зміна ринкових показників у часі та розміри очікуваних доходів за характеристиками нестійкості (волатильності) можна знаходити за допомогою більш потужних методів, загальною рисою яких є можливість розпізнавання образів і винесення узагальнених правил. Істотними складовими частинами нового підходу є: *нейросистеми*, взаємодія яких побудована на зразках процесів навчання, що проходять у людському мозку; і *генетичні алгоритми*, які, при початковому наборі вхідної інформації, виробляють все більш правильні уявлення про поведінку ринку, і таким чином приймаються змістовніші кінцеві робочі гіпотези.

Про вказані методи говорять, що вони керують даними, на протилежність підходів, заснованих на правилах, прийнятих в експертних *системах*. У *системах*, заснованих на знаннях, виявлені недоліки, бо побудовані на їх основі методи торгівлі виявляються досить негнучкими та нестійкими, тоді як абсолютно новий погляд пропонує теорія *динамічних систем*, або теорія хаосу. З її допомогою в явищах, що раніше вважалися випадковими, вдається знайти впорядковану деяку структуру. Основне припущення тут полягає в тому, що поведінка системи є результатом безліч нелінійних взаємодій, унаслідок чого навіть невелика зміна початкових даних може призвести до абсолютно іншої подальшої поведінки системи. Завдяки досягненням цієї теорії, у деяких ситуаціях вдається знайти «додаткові» доходи, які не можна було б побачити, в діючій гіпотези ефективного ринку (Efficient Market Hypothesis).

У цій статті пропонується метод багатосарових нейросистем, реалізованих алгоритмом удосконалення зворотного поширення помилки (MBPN, Multilayer BackPropagation Network). Цей алго-

ритм напoширеніший і найневразливіший з математичної точки зору. Застосування нейронних моделей у фінансовій області дають можливість вирішення проблем ефективності ринку, керування кредитними ризиками, передбачень ситуацій на фондовому ринку, ефективності змін умов торгів на фондовій біржі, прогнозування динамік біржових курсів і т. д. Сенс нейросистем у фінансовій області полягає не в тому, щоб витіснити традиційні методи, а в можливості вирішення задач із застосуванням нейронних методів і порівняти їх ефективність з ефективністю інших методів. Нейросистеми ідеально пристосовані для виявлення нелінійної залежності при відсутності апріорних знань в основній моделі.

Нейросистеми можна використовувати скрізь, де зазвичай застосовуються лінійні методи (можливо, з попереднім перетворенням) і оцінювання за допомогою стандартних статистичних методів. Области застосування нейросистем різноманітні — це розпізнавання і аналіз текстів, мов; розпізнавання та обробка оптичних, звукових, цифрових і аналогових сигналів; синтез і ідентифікація електронних систем, семантичний пошук; самовдосконалюючі навчальні і експертні системи, системи підтримки прийняття рішень, системи безпеки; прогноз курсів акцій та показників біржового ринку; прогнозування діяльності фірм на основі ретроспективної інформації, визначення об'ємів продаж на майбутні періоди.

Інтелектуальні системи на основі штучних нейросистем (ШНС) дозволяють вирішувати практичні задачі:

- **Класифікації (розпізнавання) образів.** Відомо безліч додатків здатних розпізнавати букви, символи, визначати мови, класифікувати сигнали і т. д.

- **Кластеризації/категоризації.** Алгоритм кластеризації, заснований на подібності образів, поміщає схожі образи в один кластер. Відомі випадки застосування кластеризації для набуття знань, стиснення даних і дослідження властивостей даних.

- **Апроксимації функцій.** Апроксимація функцій застосовується при вирішенні чисельних інженерних і наукових задач моделювання.

- **Оптимізації.** Численні проблеми в математиці, статистиці, техніці, науці, медицині і економіці вирішуються саме алгоритмами оптимізації.

- **Передбачення/прогнозування.** Передбачення/прогнозування відіграє важливе значення при прийнятті рішень у галузях економіки та бізнесу, науки та техніки.

Прогнозування (екстраполяція) — це передбачення майбутніх подій при прийнятті рішень у торгових операціях, де кінцева ефективність будь-якого рішення залежить від послідовності подій, що виникають після прийняття деякого рішення. Можливість передбачати некеровані аспекти цих подій перед прийняттям рішень дозволяє виконати найоптимальніший вибір.

Метою прогнозування є зменшення ризику при прийнятті рішень. Прогноз зазвичай виходить помилковим, але помилка залежить від системи прогнозування, якою від здійснюється. Надаючи прогнозу більше ресурсів, можна збільшити точність прогнозу і зменшити збитки, пов'язані з невизначеністю при прийнятті рішень. Перерахуємо системи планування і управління фінансової діяльності, в яких застосовано моделі прогнозування, з реалізацією функцій прогнозу:

1. **Прогнозування тимчасових рядів на основі нейрометодів обробки** (прогнозування крос-курсу валют; прогнозування котировок і попиту акцій для біржових спекуляцій (не для довгострокових вкладів); прогнозування залишків коштів на рахунках банків).

2. **Страхова діяльність банків** (оцінка ризику страхування інвестицій на основі аналізу надійності проекту; оцінка ризику страхування вкладів).

3. **Прогнозування банкрутств на основі нейросистеми розпізнавання** (аналіз надійності фірми на випадок банкрутства за допомогою нейросистеми розпізнавання і винесення результату в дискретному вигляді; аналіз величини вірогідності банкрутства на основі багатокритеріальної оцінки з побудовою нелінійної моделі).

4. **Прогнозування економічної ефективності фінансово-економічних і інноваційних проектів** (прогноз на основі аналізу реалізованих проектів; прогноз на основі пропонованого проекту економічної ситуації).

5. **Прогноз результатів позик** (визначення можливостей кредитування підприємств; надання кредитів і позик без застав).

Концептуальна модель таких задач, заснована на асимптотичному зниженні збитків при використанні результатів прогнозування, таким чином, додаткові витрати на прогнозування можуть не призводити до зниження втрат. Зазвичай, прийняте рішення визначається результатами прогнозу (при цьому передбачається, що прогноз правильний) з урахуванням можливої помилки прогнозування. Це пов'язано з тим, що неможливо середньостатистичну помилку прогнозування зменшити нижче певного рівня, неза-

лежно від складності застосованого методу прогнозування, так як прогнозування не зможе повністю ліквідувати ризик при прийнятті рішень, тому необхідно чітко визначати неточність формування прогнозу.

Отже, кожна система прогнозування повинна забезпечувати процес визначення помилок і критеріїв, що значно зменшує ризик об'єктивного процесу прийняття рішень. Необхідно відзначити, що прогнозування це не кінцева мета системи прогнозування — це підсистема в системі менеджменту, яка взаємодіє з іншими компонентами системи, відіграючи важливу роль в отриманні результатів.

Доречно сформулювати основні етапи моделювання в системах прогнозування. На початковому етапі для підтримки результатів прогнозування при прийнятті рішень, необхідно визначити більшість характеристик прогнозованої системи: форму, яку повинен прийняти прогноз; тимчасові елементи, що включені в систему; точність прогнозу. При визначенні прогнозу задаються змінні, які аналізуються і передбачаються, з врахуванням рівня деталізації. На рівень деталізації впливає безліч чинників: доступність і точність даних та оцінення аналізу. В ситуаціях, коли набір змінних нечіткий, можна скористатись різними альтернативами і вибрати один з оптимальних варіантів, який дасть найкращий результат. Так здійснюється вибір при розробці систем прогнозування, що засновані на аналізі даних та прийнятті рішень.

Другим важливим етапом при створенні системи прогнозування є визначення наступних трьох параметрів: періоду прогнозування (основної одиниці часу, за який виконується прогноз), простору прогнозування (кількості майбутніх періодів, які покриває прогноз) і інтервалу прогнозування (частоти, з якою здійснюється новий прогноз).

Вибір періоду і простору прогнозування зазвичай диктується умовами прийняття рішень в області, заданої прогнозом. Для того щоб прогнозування мало сенс, простір прогнозування не повинен бути меншим за час, що необхідний при реалізації прийнятого рішення на основі прогнозу. Оскільки при збільшенні простору прогнозування точність прогнозу знижується, то покращити процес прийняття рішення можна зменшивши час, що відведено на реалізацію рішення, завдяки чому зменшуються і помилки прогнозування в просторі. Інтервал прогнозування в системах визначається операційним режимом обробки даних, що забезпечує інформацію певної прогнозованої змінної.

Третім аспектом прогнозування є інтервал передбачення — аналіз процесу прогнозування, завдяки якому проводиться оцінювання очікуваного значення змінної при врахуванні варіації помилки прогнозу на заданому інтервалі, з імовірністю майбутніх значень змінної. Точність прогнозу впливає на систему прогнозування, де важливою характеристикою в системі управління є здатність визначати оптимальність роботи невизначеності. В деяких випадках не суттєво прогнозування конкретних значень змінної при передбаченні значних змін її поведінки.

Враховуючи надані аспекти, можна зробити висновок, що кожна система прогнозування повинна виконувати дві основні функції: генерації прогнозу і керування прогнозом. *Генерація прогнозу* включає отримання даних при уточненні моделі прогнозування, проведення прогнозу з урахуванням думок експертів і передачі результатів прогнозу користувачу. *Керування прогнозом* включає спостереження за процесом прогнозування при визначенні неконтрольованих умов і пошуку можливостей покращення продуктивності прогнозу. Будь-яка система прогнозування спирається на формалізоване уявлення про існуючий зв'язок між причинами та наслідком. Багато процесів формуються під впливом великої кількості факторів, що взаємодіють у різних (і нерідко невідомих) напрямках. Статистичний аналіз цих процесів містить дослідження взаємозв'язків факторів як у статичному стані, так і в часі; інформацією для вивчення взаємозв'язків служать часові ряди показників, що характеризують розвиток об'єктів. Поширеним підходом до вирішення задач прогнозування є екстраполяція чинних у цей час зв'язків і закономірностей на майбутній час. Побудовані відповідно до цього принципу моделі прогнозування відрізняються одна від одної лише гіпотезами конкретних видів збережених зв'язків. Чим більше загальних припущень закладено у форму моделі, і більше застосовано процедур процесів прогнозу, тим ширше можливостей у дослідженнях певної реалізації.

Таким чином, вибір і основа математичної моделі є центральним моментом прогнозування. На практиці нерідко виявляється, що внаслідок тих чи тих причин застосувати математичну модель, яка б адекватно відображала властивості досліджуваного об'єкта, надзвичайно складно, і тоді ефективним виявляється використання ШНС для вирішення завдань економічного, фінансового прогнозування.

Розглянемо та проаналізуємо детальніше задачі фінансового прогнозування та опишемо їх нейросистемні моделі: основні складові, структуру, конструктивні елементи, логіку і принципи

їх організації, самоорганізації, етапи їх можливої поведінки та ефективності.

Основу кожної нейросистеми складають відносно прості (у більшості випадків — однотипні) елементи (комірки), що імітують роботу нейронів мозку. Під нейроном розуміють штучний нейрон, який характеризується своїм поточним станом, по аналогії з нервовими клітинами головного мозку, може збуджуватись або загальмовуватись. З біологічної точки зору, нейрон (нервова клітина) складається з ядра — соми (soma), і двох типів зовнішніх деревовидних розгалужень: аксона (axon) і дендритів (dendrites). Тіло клітини містить ядро (nucleus), в якій присутня інформація про властивості нейрона, і плазму, яка проводить необхідні для нейрона матеріали. Нейрон отримує сигнали (імпульси) від інших нейронів через дендрити (приймачі) і передає сигнали, згенеровані тілом клітини, вздовж аксона (передавача), який розгалужується на волокна (strands). На закінченнях волокон знаходяться синапси (synapses).

Певні складні комбінації цих вхідних сигналів, з врахуванням рівня чутливості, викликають збудження нейрона. Після цього клітина через аксон передає сигнал іншим клітинам, що також містить свою систему зв'язків. Під час передавання сигналу змінюється вірогідність збудження наступного нейрона: якщо вона збільшується, то такий синаптичний зв'язок називається *збудливим*, якщо зменшується — *гальмуючий*.

Штучні нейрони називаються *нейронними клітинами*, *вузлами*, або *модулями* і моделюють структуру й функції біологічних нейронів. Архітектура і особливості штучних нейросистем, утворених нейронами, залежать від конкретних завдань, які мають бути вирішені за допомогою певних нейромоделей. Структуру штучного нейрона зображено на рис. 2.

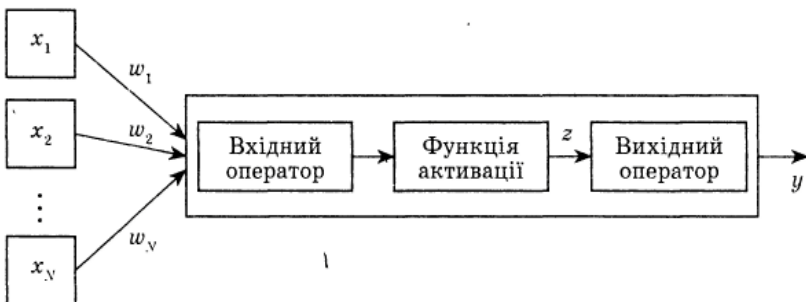


Рис. 2. Структура штучного нейрона

Вхідними сигналами штучного нейрона $x_i (i = \overline{1, N})$ є вихідні сигнали інших нейронів, кожен з яких взято зі своєю вагою $w_i (i = \overline{1, N})$, аналогічно синаптичній силі. Вхідний оператор $f_{\text{вх}}$ перетворює зважені входи й подає їх на оператор активації f_a . Вихідна функція нейрона у являється перетвореним вихідним оператором $f_{\text{вих}}$ виходу оператора активації. Таким чином, нелінійний оператор перетворення вектора вхідних функцій x у вихідну функцію у можна записати у вигляді: $y = f_{\text{вих}}(f_a(f_{\text{вх}}(x, w)))$.

Вхідний оператор (вхідна функція) нейрона задає вид перетворення зважених входів. Відмінність гальмуючих входів від збуджувальних вказано векторами відповідних ваг. Зазвичай використовуються такі вхідні функції:

- сума зважених входів $f(x, w) = \sum_{i=1}^N w_i x_i$.

Отримана сума порівнюється з пороговою величиною (або bias) W_0 , внаслідок чого вступає в дію нелінійна функція активації f_a , яка охарактеризовується як «вирішальна функція»). Коефіцієнти W_i у ваговій сумі зазвичай називають синаптичними коефіцієнтами або вагами. Вагову суму називають потенціалом нейрона i .

- максимальне значення зважених входів $f(x, w) = \max_i (w_i x_i)$;
- добуток зважених входів $f(x, w) = \prod_{i=1}^N w_i x_i$;
- мінімальне значення зважених входів $f(x, w) = \min_i (w_i x_i)$.

Функція активації (*activation function*) f_a описує правило переходу нейрона, що перебуває в момент часу k у стані $z(k)$, у новий стан $z(k + 1)$ при надходженні вхідних сигналів x : $z(k + 1) = f_a(z(k), f_{\text{вх}}(x, w))$. Простими активаційними функціями є:

- лінійна $f(z) = Kz$, $K = \text{const}$;

- лінійна біполярна з насиченням $f(z) = \begin{cases} 1 & \text{при } z > \alpha_2; \\ Kz & \text{при } -\alpha_1 \leq z \leq \alpha_2; \\ -1 & \text{при } z < \alpha_1; \end{cases}$

- лінійна уніполярна з насиченням $f(z) = \begin{cases} 1 & \text{при } z \geq \frac{1}{2\alpha}; \\ \alpha z + 0,5 & \text{при } |z| < \frac{1}{2\alpha}; \\ 0 & \text{при } z \leq -\frac{1}{2\alpha}. \end{cases}$

Незважаючи на те, що лінійні функції є найпростішими, їхнє застосування обмежене, в основному, простими ШНС, які не мають у своєму складі прихованих шарів, у яких існує лінійна залежність між вхідними й вихідними змінними, але мають обме-

жені можливості. В багатошарових лінійних системах після вхідного оператора на оператор активації надходить сукупність зважених вхідних сигналів, записаних у матричному вигляді $W_1 \cdot x$, де використання лінійної активаційної функції призводить до того, що на виході наступного шару з'являється сигнал $W_2(W_1 x) = (W_2 W_1)x$. Це означає, що двошарова лінійна система еквівалентна одношаровій з ваговою матрицею добутку двох вагових матриць першого та другого шарів. Звідси випливає, що будь-яка багатошарова модель може бути замінена еквівалентною одношаровою. Хоча використання лінійних активаційних функцій не є зайвим у багатошарових ШНС, для розширення їх можливостей застосовують нелінійні функції активації:

- уніполярна гранична функція вигляду $f(z) = \begin{cases} 1 & \text{при } z \geq \alpha; \\ 0 & \text{при } z < \alpha. \end{cases}$
- біполярна порогова функція $f(z) = \begin{cases} 1 & \text{при } z \geq \alpha; \\ -1 & \text{при } z < \alpha. \end{cases}$

Такі функції активації застосовуються в основному в класичних ШНС. При побудові нових структур часто доводиться працювати як з самою активаційною функцією, так і з першою її похідною. У цих випадках необхідним є використання активаційної монотонної диференційованої і обмеженої функції. Це так звані *логістичні*, або *сигмоїдальні (S-подібні)*, функції. Функція f_a називається *сигмоїдальною*, якщо вона є монотонно зростаючою, диференційованою і задовольняє наступну умову

$\lim_{\lambda \rightarrow -\infty} f(\lambda) = k_1, \quad \lim_{\lambda \rightarrow \infty} f(\lambda) = k_2, \quad k_1 < k_2.$ До таких функцій належать:

- логістична (уніполярна) $f_{\log}(z) = \frac{1}{1 + e^{-az}}$;
- гіперболічного тангенса (біполярна) $f_{\text{th}}(z) = \tanh(az) = \frac{e^{az} - e^{-az}}{e^{az} + e^{-az}}$;

Слід зазначити, що перевага функції $f_{\text{th}}(z)$ перед $f_{\log}(z)$ полягає в її симетричності відносно початку координат (у деяких випадках це істотно полегшує обчислення).

- синусоїдальна з насиченням (біполярна) $f_{\sin}(z) = \begin{cases} 1 & \text{при } z \geq \alpha; \\ \sin z & \text{при } |z| < \alpha; \\ -1 & \text{при } z \leq -\alpha, \end{cases}$
- модульована сигмоїда $f(x, y) = \frac{1}{1 + e^{-x-y-\theta}} - \frac{1}{1 + e^{x-y-\theta}}.$

Сигмоїдальну функцію можна вважати нелінійно-підсилювальною характеристикою штучного нейрона, центральна об-

ласть якої, з урахуванням великого коефіцієнту підсилення, вирішує проблему обробки слабких сигналів; а області із згасаючим посиленням на позитивному й негативному виході служать для обробки значних збуджень. Таким чином, нейрон функціонує з більшим підсиленням у широкому спектрі рівнів вхідного сигналу. Зазначимо, що вибір конкретного виду активаційної функції специфічний для кожного виду ШНС і залежить від конкретно розв'язуваної задачі.

Вихідний оператор служить для представлення стану нейрона в бажаній області значень. Під вихідним оператором нейрона розуміють функцію після оператора активації, однак під час аналізу й синтезу ШНС, що містять різні активаційні функції, які мають різні області значень й області визначення, виникає необхідність використання вихідного оператора $f_{\text{вих}}$.

Залежно від способу перетворення сигналу і характеру функції активації виникають різні види нейронних структур. Ми розглядатимемо тільки детерміновані нейрони (у протилежність нейронам вірогідності, стан яких у момент t є випадковою функцією потенціалу і стану у момент $t-1$). Далі, ми розрізнятимемо статичні нейрони, в яких сигнал передається без затримки, і динамічні, де враховується можливість «синапсів з затримкою». Моделі штучних нейронів залежать від конкретних застосувань, тому синтез моделі в кожному окремому випадку є нетривіальним завданням.

На основі відомих моделей нейросистем (моделі Маккаллоха—Піттса, моделі Фукушіми, моделі Адаліні, моделі Гопфілда та Больцмана, Гроссберга) наведемо узагальнену модель штучного нейрона, яка реалізована в більшості задач прогнозування. Узагальнена модель нейрона застосовуються для виконання більш складних комплексних математичних операцій. Загальна модель подана у вигляді системи нелінійних диференціальних рівнянь:

$$T_i \frac{du_i}{dt} = \varphi_i(J_i(u_j), w_{j1}, w_{j2}f_2(u_2), \dots, w_{jN}f_N(u_N));$$

$$T_{ji} \frac{dw_{ji}}{dt} = g_i(w_{ji}, u_i, u_j),$$

де φ_i — нелінійне перетворення на вході нейрона; J_i — функція, що описує внутрішню динаміку j -го нейрона; g_i — передавальна функція, що визначає динаміку зміни синаптичних ваг.

Усі динамічні моделі штучних нейронів подано в неперервному часі. Динамічна поведінка таких нейронів описується системою диференціальних рівнянь, але під час моделювання ШНС використовується дискретне значення кожного нейрона, що має

$$\text{вигляд: } x_j(k+1) = f\left(\sum_{i=1}^N w_{ji} x_i(k) + \theta_j\right).$$

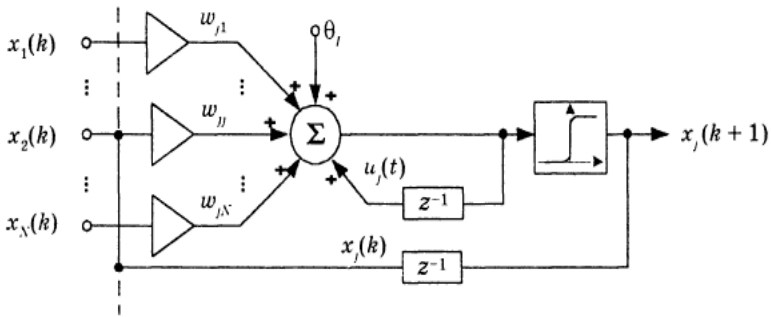


Рис. 3. Дискретно-часова модель нейрона

На рис. 3 зображено дискретно-часову модель штучного нейрона, описану виразами:

$$u_j(k+1) = u_j(k) + \left(\sum_{i=1}^N w_{ji} x_i(k) + \theta_j\right),$$

$$x_j(k+1) = f(u_j(k+1)) \quad j = \overline{1, N},$$

де $k = 0, 1, 2, \dots$ — індекс поточного дискретного часу.

Вхідні сигнали x_i врівноважені ваговими коефіцієнтами з'єднань w_i підсумовуються, проходять через передавальну функцію, генерують результат і виводяться. Модифіковані входи передаються до суматора, який, переважно підсумовує добуток отриманих значень, виконує арифметичні та логічні операції (максимальне, мінімальне, середнє арифметичне, OR, AND і т. п.), визначаючи різні вихідні значення. Іноді функція підсумку ускладнюється додаванням функції активації, дозволяючи їй діяти в часі.

У цій моделі інтегратор замінюється суматором, охопленим елементом запізнення — диградатором. Дискретно-часова модель нейрона отримана з аналогової моделі шляхом конвертування диференціальних рівнянь у відповідні рівняння різниці. В будь-якому з цих випадків, вихідна функція суматора проходить

через передавальну функцію на вихід (0 або 1, -1 або 1) за допомогою певного алгоритму. Хоча можливості нейронів обмежені, системи, побудовані з їхньою допомогою, мають практично необмежені можливості.

Усі штучні нейросистеми моделюються на основі базового штучного нейрона, з великої кількості пов'язаних окремих нейронів. Існуючі на даний час, нейросистеми є групуванням штучних нейронів, у вигляді сполучених між собою шарів. Хоча існують системи, які містять лише один шар, або навіть один елемент, більшість реалізацій використовують системи, що містять як мінімум три типи шарів — вхідний, прихований і вихідний. Шар вхідних нейронів одержує дані вхідної інформації, вихідний шар пересилає інформацію безпосередньо в зовнішнє середовище, до повторного процесу. Між цими двома шарами можуть бути кілька прихованих шарів, що містять багато різноманітно пов'язаних нейронів. Входи і виходи кожного з прихованих нейронів сполучені з іншими нейронами.

З'єднані між собою нейрони утворюють пари (M, V) , де M — множина нейронів; V — множина зв'язків, структура системи задається у вигляді *графа*, де вершини є нейронами, а ребра являються зв'язками (з'єднаннями). Кожен нейрон має вхідні ланцюги, причому їхня кількість є довільною для кожного нейрона. Зв'язки між нейронами задаються у вигляді векторів і матриць. Ваги подано елементами матриці $W = [w_{ij}]$ розмірності $N \times M$, де N — кількість входів; M — кількість нейронів. Елемент w_{ij} відображає зв'язок між i -м та j -м нейронами, при цьому:

- $w_{ij} = 0$ — зв'язок між i -м та j -м нейронами відсутній;
- $w_{ij} < 0$ — гальмуючий напрям зв'язку;
- $w_{ij} > 0$ — прискорювальний (збуджувальний) напрям зв'язку.

Напрямок зв'язку від одного нейрона до іншого є важливим аспектом нейросистеми. У більшості систем кожен нейрон прихованого шару одержує сигнали від усіх нейронів попереднього шару i , звичайно, від нейронів вхідного шару. Після виконання операцій над сигналами, нейрон передає свій вихід усім нейронам наступних шарів, забезпечуючи передачу сигналу вперед (feedforward) на вихід. При зворотному зв'язку, вихід нейронів шару направлено до нейронів попереднього шару. Вид з'єднання між нейронами має великий вплив на роботу системи в цілому. Постійно коригуючи параметри зв'язку, можна організувати як

збудливі, так і загальмовуючі системи. Залежно від напрямку зв'язків розрізняють такі топології ШНС:

- ШНС без зворотних зв'язків (прямого поширення, Feed for ward); першого порядку; другого порядку (з «*shortcut connections*»);

- ШНС із зворотніми зв'язками (зворотнього поширення, рекурентні, Feedback); з прямими зворотними зв'язками (*direct feedback*); з непрямыми зворотними зв'язками (*indirect feedback*); з латеральними зв'язками (*lateral feedback*); повнозв'язні.

Характерною властивістю ШНС є її здатність до вдосконалення, що полягає у виробленні правильної реакції на подані їй вхідні функції. Найпоширеніший підхід вдосконалення, при якому структура системи задається апріорно, а система вдосконалюється шляхом налаштування матриці зв'язків (вагових коефіцієнтів) W . Від того, наскільки вдало побудована ця матриця, залежить ефективність роботи даної системи. У цьому випадку процес вдосконалення полягає у зміні, за певною процедурою, елементів матриці W при послідовному поданні деяких векторів вдосконалення.

Для процесу вдосконалення необхідно мати модель зовнішнього середовища, в якій функціонує нейросистема при вирішенні потрібної задачі. Необхідно визначити, як налаштовані вагомості зв'язків системи. Алгоритм вдосконалення означає процедуру, в якій використовуються правила для налаштування ваги. У зв'язку з цим структуру штучного нейрона можна подати у вигляді, як показано на рис. 5.

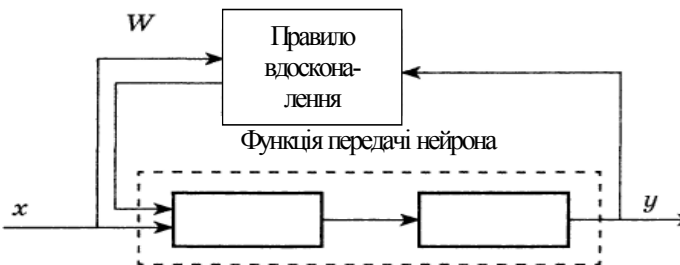


Рис. 5. Модель штучного нейрона

Розрізняють три види систем вдосконалення: «з організацією», «без організації» (самоорганізаційні) і комбіновані.

Системи з організацією містять набір правильних відповідей (виходів системи) для заданих вхідних даних, а ваги налаштовуються таким чином, щоб система виробляла відповіді, близькі до

відомих правильних відповідей. Для кожного вхідного вектора, в процесі вдосконалення, обчислюється вихідна функція, і порівнюється з відповідно необхідним, помилковим виходом, на основі якої корегуються ваги. Пари, що вдосконалюються, подаються послідовно і ваги уточнюються доти, поки помилка за такими параметрами не досягне необхідного рівня.

Натомість *системи без організації* не вимагають знань правильних відповідей для кожного набору початкової вибірки, у цьому випадку використовується внутрішня структура даних і кореляція між зразками в організаційній множині при розподілу їх по категоріях. Коли в системі подаються тільки вектори вхідних сигналів, і система сама, використовуючи певний алгоритм удосконалення, підстроювала б ваги так, щоб при подачі близьких вхідних векторів, вихідні — були однаковими. У цьому випадку в процесі вдосконалення виділяються статистичні властивості безлічі вхідних векторів, і відбувається об'єднання близьких (подібних) векторів у класи. Подача вектора з даного класу викликає її певну реакцію, яка до вдосконалення є непередбаченою, тому в процесі вдосконалення виходи системи мають трансформуватися в деяку форму.

У *комбінованих системах (системи вдосконалення з підкріпленням)* частина вагових значень визначається за принципом відомих відповідей, тоді як інша визначається за допомогою алгоритму самовдосконалення. Процес самовдосконалення може розглядатися як визначення архітектури системи і налаштування вагових зв'язки для ефективного виконання спеціалізованої задачі. Нейросистема налаштовує вагомі зв'язки під існуючу організаційну множину, на основі чого система корегує свої параметри, збільшуючи значення ваг зв'язків, що правильно реагують на вхідний сигнал, і зменшуючи значення інших ваг. Існує значна кількість алгоритмів вдосконалення, найбільш відомі з них: правило Гебба (корелятивне, співвідносне вдосконалення), дельта-правило, розширене дельта-правило, конкурентне вдосконалення, стохастичне вдосконалення, вдосконалення з підкріпленням, градієнтні методи вдосконалення.

Градієнтні методи найчастіше використовуються при контрольованому вдосконаленні, коли відома необхідна реакція нейронів y^* , більшість з яких засновано на мінімізації квадратичного функціонала, до них відноситься *алгоритм методу найменших квадратів (МНК)*. Відомий метод, що використовує обчислення градієнта, широко застосовується в процесі вдосконалення багаточарових ШНС — *метод зворотного поширення помилки (back-*

propagation). Коротко розглянемо систему ШНС, що використовується у фінансовому прогнозуванні, зокрема для прогнозування ринку акцій і курсу обміну валют.

Система прогнозування ринку акцій з використанням багатопшарової нейромоделі, зображена на рис. 6, складається з кількох нейросистемних модулів, кожен із яких використовується для вдосконалення співвідношень між різними технічними й економічними факторами, а також для видачі рішення про покупку або продажу акцій.

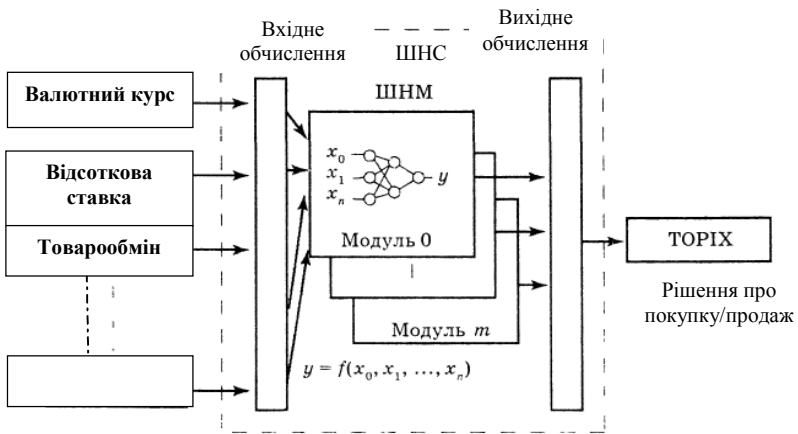


Рис. 6. Архітектура ШНС для прогнозування ринку акцій

Входами системи є технічні й економічні показники (індекс Доу—Джонса, іноземні курси обміну, швидкість інтересу й ін.), а виходом — рішення про покупку або продаж акцій, отримане узагальненням усіх прогнозів. Оскільки задачі прогнозування описуються нелінійними рівняннями, для налаштування параметрів системи використовують методи нелінійної оптимізації, на основі градієнтних методів. Наявність зворотних зв'язків призводить до того, що значення градієнта залежить від попередніх станів системи. У зв'язку з цим розрізняють два підходи до розв'язання задачі вдосконалення системи:

- *алгоритм зворотного поширення помилки*,
- *адаптивні алгоритми*, в основі яких лежать рекурентні процедури.

Обидва підходи використовують градієнтні схеми мінімізації, тобто є градієнтними методами першого порядку, що відрізняються від інших методів оптимізації.

няються кількістю використаної та збереженої в пам'яті інформації.

Перед початком вдосконалення даної системи прогнозування визначалися інтервали (припустимі помилки) для вихідних сигналів, з використанням алгоритму зворотного поширення. Кожен модуль має свою вибірку вдосконалення. **Алгоритм зворотного поширення помилки** запропоновано Д. Румельхартом, Г. Гінтоном і Р. Уільямсом, побудовано на основі динамічно-рекурсивних систем (ДРС) у вигляді багат шарової системи прямого поширення (БСПП), у якій на кожному такті роботи відбувається збільшення шарів на одиницю. Кожен шар БСПП складається з тієї ж кількості нейронів, що і зв'язки вихідної ДРС. Перший шар відповідає стану ДРС у момент часу $k = l$. Для вдосконалення системи застосовують алгоритм зворотного поширення помилки, що використовує в будь-який момент часу k ($k = 1, 2, \dots$) обчис-

лення градієнта: $\frac{\partial I(k)}{\partial w} = g(w, Z(k), X(k))$, де, w — шукані параметри системи; $Z(k)$ — матриця станів розмірності $n \times k$ (n — кількість станів, k — кількість попередніх тактів); $X(k)$ — матриця вхідних сигналів $N \times k$ (N — кількість входів).

З формули видно, що для реалізації алгоритму настроювання ваг, необхідне запам'ятовування великого обсягу інформації, що зростає із збільшенням кількості тактів k , у зв'язку з цим частіше застосовують модифікації алгоритму зворотного поширення, що полягають у розповсюдженні вихідної помилки не на всі шари, починаючи з вихідного, а на обмежену їх кількість.

У процесі організації, ваги настроювалися тільки тоді, коли вихідна помилка перевищувала припустиму. Ті ж дані, для яких вихідні помилки не перевищували припустимих, з множини значень виключались, прискорюючи тим самим (зменшенням кількості обчислень) процес вдосконалення. Результати ефективності роботи наданої системи прогнозування виявились вищими, ніж при звичайному прогнозуванні.

За допомогою нейросистем, заснованих на алгоритмі зворотного поширення помилки, успішного застосування у фінансовій сфері, отримали системи: прогнозу зміни курсу валют по відношенню до національної валюти; прогнозу ситуації на фондовому ринку; оцінки вартості нерухомості; управління кредитними ризиками.

В інших системах прогнозування ринку акцій застосовують **адаптивний алгоритм** удосконалення, запропонований і досліджений Р. Уільямсом та Д. Ціпсером, що використовує обчис-

лення градієнта в момент часу k на основі часток похідних станів нейронів, обчислених у момент часу $(k - 1)$, тобто:

$$\frac{\partial I(k)}{\partial \mathbf{w}} = \mathbf{g}(\mathbf{w}, \frac{\partial \mathbf{z}(k-1)}{\partial \mathbf{w}}, \mathbf{z}(k-1), \mathbf{x}(k)).$$

У цьому випадку обсяг необхідної пам'яті істотно зменшується та залежить тільки від кількості нейронів та кількості параметрів налаштування. Необхідно враховувати всі попередні стани системи, де відбувається облік інформації лише на одному (останньому) такті, тобто складові в $\mathbf{z}(k-1)$ і $\mathbf{x}(k)$ мають розмірності $n \times 1$ та $N \times 1$ відповідно. Під час використання даного алгоритму в реальному часі припускають: $\frac{\partial \mathbf{z}(k-1)}{\partial \mathbf{w}} \approx \frac{\partial \mathbf{z}(k-1)}{\partial \mathbf{w}(k-1)}$, що враховується в потактовій корекції ваг.

На такому методі створена модель прогнозування ринку акцій на основі системи ART, у якій для прогнозування тренду індексу TSE використано багатопарову ШНС прямого поширення, на вхід якої подавалися сигнали з виходу системи ART-1, що, при їх комбінації, дозволило значно підвищити точність прогнозу.

Алгоритм зворотного поширення помилки володіє рядом переваг: універсальністю неконтрольованих процедур, які регулюють вагові параметри системи, працюють, змінюючи вагу, оперують, явно або неявно, для підвищення якості уявлень вироблених прихованих елементів; ефективністю процедур удосконалення нейросистем; зручністю модифікації моделей, при надходженні нових даних; досконалістю процесу роботи з тимчасовими послідовностями, на невеликих інтервалах значень; побудовою уточнених, задовільних моделей, в умовах невизначеності дій, ситуації.

Проте, не дивлячись на вказані переваги, в моделях нейросистем, заснованих на методах вдосконалення «з організації», потрібно визначити певні недоліки: невисоку швидкість роботи (чим вище час, необхідний для вдосконалення, тим більших розмірів набуває система, а час, потрібний для обчислення похідних від поширення помилки по вагах на заданому інтервалі, прямопропорційно розмірам системи, оскільки об'єм обчислень пропорційний кількості ваг, отже, час вдосконалення збільшується значно швидше, ніж розміри самої системи); поширення інформації не повинно проходити по тих же зв'язках у зворотному напрямку, що надходять від кожного наступного шару до попереднього, а повинен імітувати шлях реальних нейронів.

У наведених алгоритмах вдосконалення нейросистем за допомогою процедури зворотного поширення помилки під час функціонування необхідна наявність експертів, заданих на попередніх етапах для кожного вхідного еталону вихідних значень. Тому для покращення якості систем прогнозування доречно застосування алгоритмів «без організації», головна мета яких полягає в самовдосконаленні (самоорганізації). Саме на таких принципах побудовані алгоритми самоорганізації Хебба та Кохонена. На рівні з алгоритмами самовдосконалення можливе застосування і більш функціональних та найскладніших на сьогоднішній день штучних нейросистем, побудованих на основі когнітрону та неокогнітрону, що дозволить максимально збільшити ефективність аналізу систем прогнозування.

Література

1. Барский А. Б. Нейронные сети: распознавание, управление, принятие решений. — М.: Финансы и статистика, 2004. — 340 с.
2. Петерс Э. Хаос и порядок на рынках капитала. Новый аналитический взгляд на циклы, цены и изменчивость рынка: Пер. с англ. — М.: Мир, 2000. — 320 с.
3. Медведев В. С., Потемкин В. Г. Нейронные сети. — М.: Диалог, МИФИ, 2002. — 136 с.
4. Субботін С. О. Подання й обробка знань в системах штучного інтелекту та підтїмка прийняття рішень: Навчальний посібник. — Запоріжжя, ЗНТУ, 2008. — 285 с.

Статтю подано до редакції 30.06.10 р.

УДК 338.984

Н. М. Зайцева, асистент,
Донбаський державний технічний університет

НЕЧІТКО-МНОЖИННА МОДЕЛЬ ОЦІНКИ ЕФЕКТИВНОСТІ УПРАВЛІННЯ ФІНАНСОВИМИ РЕСУРСАМИ ПРОМИСЛОВОГО ПІДПРИЄМСТВА

АНОТАЦІЯ. Статтю присвячено розробці моделі оцінки ефективності управління фінансовими ресурсами промислового підприємства в умовах невизначеності вихідної інформації із застосуванням апарату нечітких