

## **Використання апарату нейронних мереж для прогнозування динаміки просторової структури ринку**

*В статті розглядається процес прогнозування з використанням апарату нейронних мереж. Розглянуто можливість використання апарату нейронних мереж для прогнозування динаміки просторової структури ринку. Практична значущість полягає в тому що на основі отриманих за допомогою побудованої нейронної мережі прогнозів ефектів часткових змін в оборотах суб'єктів господарювання можна визначити перспективи розвитку просторової структури ринку.*

**Ключові слова:** *нейронні мережі, технологія нейромережевого моделювання, прогнозування, ринок, просторова структура ринку.*

*The article considered the process use of neuron networks for prognostication. Possibility of the use of neuron networks for prognostication of dynamics of spatial structure of market have considered. Practical meaningfulness consists in that on the basis of the prognosis of partial effects changes in circulation of the subject of economic got by use of neuron networks it is possible to define the prospects of development of spatial structure of market.*

**Keywords:** *neural network, neural network technology modeling, forecasting, market, spatial structure of the market.*

**Вступ.** Разом з традиційними методами сьогодні бурхливо розвивається теорія штучних нейронних мереж, яка добре зарекомендувала себе в області управління, саме там, де є необхідним застосування людського інтелекту, як частинний випадок – при розв'язанні задач прогнозування.

Прогнозування ефектів часткових змін в оборотах суб'єктів господарювання на ринку можливе за допомогою використання класичних методів прогнозування часових рядів, таких, наприклад, як Брауна, Хольта, Бокса-Дженкінса та ін. Поряд з цим можливе використання апарату нейронних мереж, який позбавлений багатьох недоліків класичних методів.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** Питаннями використання нейромережевих технологій в економіці займалися такі вітчизняні вчені як: І.О. Калініна, М. І. Ігнатишин, Т.В. Абударович, І. О. Кравець, В.І. Приймак, Д. Скорупка, О. Г. Хмельов та інш.. Переважна більшість досліджень стосуються використання апарату нейронних мереж у фінансовій сфері. Питання використання нейромережевих технологій для прогнозування тенденції розвитку просторової структури ринку є маловивченим і потребує доопрацювання.

**Постановка завдання.** Виходячи із викладеного вище, мета даної статті – розглянути процес прогнозування з використанням апарату нейронних мереж, та можливість застосування апарату нейронних мереж для прогнозування динаміки просторової структури ринку.

**Викладення основного матеріалу.** В останні роки швидко розвивається нова прикладна область штучного інтелекту, яка спеціалізується на використанні для вирішення інтелектуальних задач штучних нейронних мережах. Основні задачі які вирішуються за допомогою штучних нейронних мережах є:

- задачі апроксимації;
- прогнозування;
- класифікація та розпізнавання образів;
- кластеризація;
- ідентифікація та оцінювання;
- асоціативне керування.

Із наведеного переліку прогнозування є одним із найбільш необхідних, але при цьому й одним із найскладніших завдань інтелектуального аналізу даних.

Проблеми прогнозування пов'язані з недостатньою якістю й кількістю вхідних даних, змінами середовища, у якому протікає процес, впливом суб'єктивних факторів. Прогноз завжди здійснюється з деякою похибкою, що залежить від використовуваної моделі прогнозу й повноти вхідних даних. Задачі прогнозування в останній час набули особливої актуальності у сфері економіки з огляду на нестабільність її – і не тільки в нашій державі, а й у всьому світі. [3]

Стохастичність процесів розвитку просторової структури ринку вимагають більш ефективних засобів прогнозування, ніж ті, що використовуються традиційно.

Недоліками «класичних» методів прогнозування є:

- відсутність у моделі уявлень щодо структури й системи зв'язків реального об'єкта, що вносить суб'єктивізм у вибір як самої моделі, так і її структури;
- труднощі побудови моделей за умови, що дані зберігаються в різних часових рядах та (або) мають тимчасові зрушення стосовно один одного;
- недостатня точність прогнозу;
- значна чутливість отриманих результатів до недостатньої інформації та (або) її зашумленість;
- потреба у високій кваліфікації математиків-програмістів;
- залежність результату прогнозу від кваліфікації аналітика в конкретній предметній області. [3]

У даній ситуації ідеальним рішенням є застосування для прогнозування часових рядів математичних моделей, заснованих на використанні апарату нейронних мереж, що включає в себе розвинену методологію структурного моделювання й методів навчання, основаних на добре розвинутій теорії нелінійного програмування.

Можна назвати багато переваг нейронних мереж над іншими алгоритмами, а саме перевага його полягає у тому, що це саморегульовані моделі, й у разі появи нових даних прогнози оновлюються із мінімальною затримкою. Також, перевагою нейронних мереж є їх адаптація до нових даних

із здатністю до самонавчання. При використанні нейронних мереж легко досліджувати залежність прогнозованої величини від незалежних змінних.

Однак, використання нейронних мереж для рішення завдань прогнозування ефектів часткових змін в оборотах суб'єктів господарювання недостатньо розвинене – і в теоретичному, і в практичному аспектах. Так, наприклад, досі немає однозначної думки щодо використання тих чи інших алгоритмів навчання нейронних мереж, що, безумовно, є дуже важливим питанням з огляду на те, що вибір правильного алгоритму навчання фактично і визначає точність прогнозування.

Розглянемо повний процес прогнозування з використання нейронної мережі для прогнозування ефектів часткових змін в оборотах суб'єктів господарювання [5], що передбачає попередній аналіз даних, їх трансформацію, навчання мережі та аналіз отриманих результатів.

Таким чином, часовий ряд повинен бути попередньо трансформований перш ніж, можна буде його прогнозувати за допомогою нейронної мережі. Початковим етапом такої обробки є аналіз часових рядів оборотів суб'єктів господарювання на ринку та динаміки оборотів.

Варто звернути увагу на те, що при зборі результатів досліджень потрібно враховувати:

- доступність даних;
- відновлення пропущених даних;
- очищення даних.

Велику за обсягом інформацію часто важко або неможливо одержати. Історичні дані значно змінюються після опублікування. При відновленні пропущених спостережень можуть бути використані два підходи. Сутність першого полягає в тому, щоб виключити рядок або стовпець матриці даних, де є пропущені значення. Альтернативою такому підходу є припущення про те, що пропущені дані в середньому мають характер, аналогічний наявним, і можуть бути відновлені як, наприклад, середні значення із сусідніх елементів. Очищення даних передбачає усунення небажаних шумових ефектів для одержання якісних результатів спостережень. Зашумлені дані можуть значно спотворювати процедури оцінки. Крім того, при очищенні даних необхідно порівнювати вхідні значення з передбачуваним діапазоном змін результатів спостережень, для того щоб відділити вихідні дані за межі діапазону викидів. [4]

На підставі оцінки часових рядів [1, 6, 7] можна стверджувати про наявність певних тенденцій в оборотах суб'єкта господарювання та в динаміці оборотів. Для окремих продуктів (і) і для окремих ринків (j) необхідно визначити аналітичні вирази таких тенденцій. Зокрема, у випадку лінійних тенденцій отримуємо:

$$y_{ij}^{(k)} = a_{ij} + b_{ij}x^{(k)},$$

де  $y_{ij}$  – значення оборотів і їх динаміки;

$x$  – незалежна змінна, що приймає значення від 0 до  $k$  для оборотів і від 1 до  $k$  для динаміки,

тобто  $x^{(k)} = k$ .

Коефіцієнти  $a_{ij}$  і  $b_{ij}$  визначаються за допомогою співвідношень:

$$b_{ij} = \frac{\sum_k \left( x^{(k)} - \bar{x} \right) \left( y_{ij}^k - \bar{y}_{ij} \right)}{\sum_k \left( x^{(k)} - \bar{x} \right)^2},$$

$$a_{ij} = \frac{1}{n} \left( \sum y_{ij}^k - b_{ij} \sum_k x^{(k)} \right),$$

де  $\bar{x}$ ,  $\bar{y}_{ij}$  – середні величини;

$k$  – номер періоду,

$n$  – число періодів.

Прогнозування з використанням нейронної мережі [5, 2] здійснюється за допомогою модулів Neural Networks прикладних програм Statistica, Matlab, Mathematica.

У модулях Neural Networks використовуються логістичні перехідні функції. Це означає, що значення даних перед поданням повинні бути адаптовані до масштабів мережі. Такі трансформації виконуються автоматично. Додатково застосовують нормалізацію на основі середнього значення і стандартного відхилення. Остаточно формула визначається перетворенням значення дійсних даних на значення масштабних даних має наступний вигляд:

$$X_S = \alpha + \beta \left( \frac{X_R - \mu}{\sigma} + \gamma \right),$$

де  $X_S$  – масштабна величина;

$X_R$  – реальна величина;

$\mu$  – середня величина ряду;

$\sigma$  – стандартне відхилення ряду.

Розширення мережі відповідає формулі

$$X_R = \mu + \sigma \left( \frac{X_S - \alpha}{\beta} - \gamma \right).$$

Важливим етапом процесу прогнозування вибір архітектури мережі.

Число нейронів у вхідному шарі обумовлюється аналізом. В свою чергу число нейронів в вихідному шарі визначається заздалегідь прийнятими

умовами прогнозування. При цьому визначається також число прихованих шарів і число нейронів в окремих шарах. На рис. 1 наведено різні типи мереж, що використовують для симуляції.

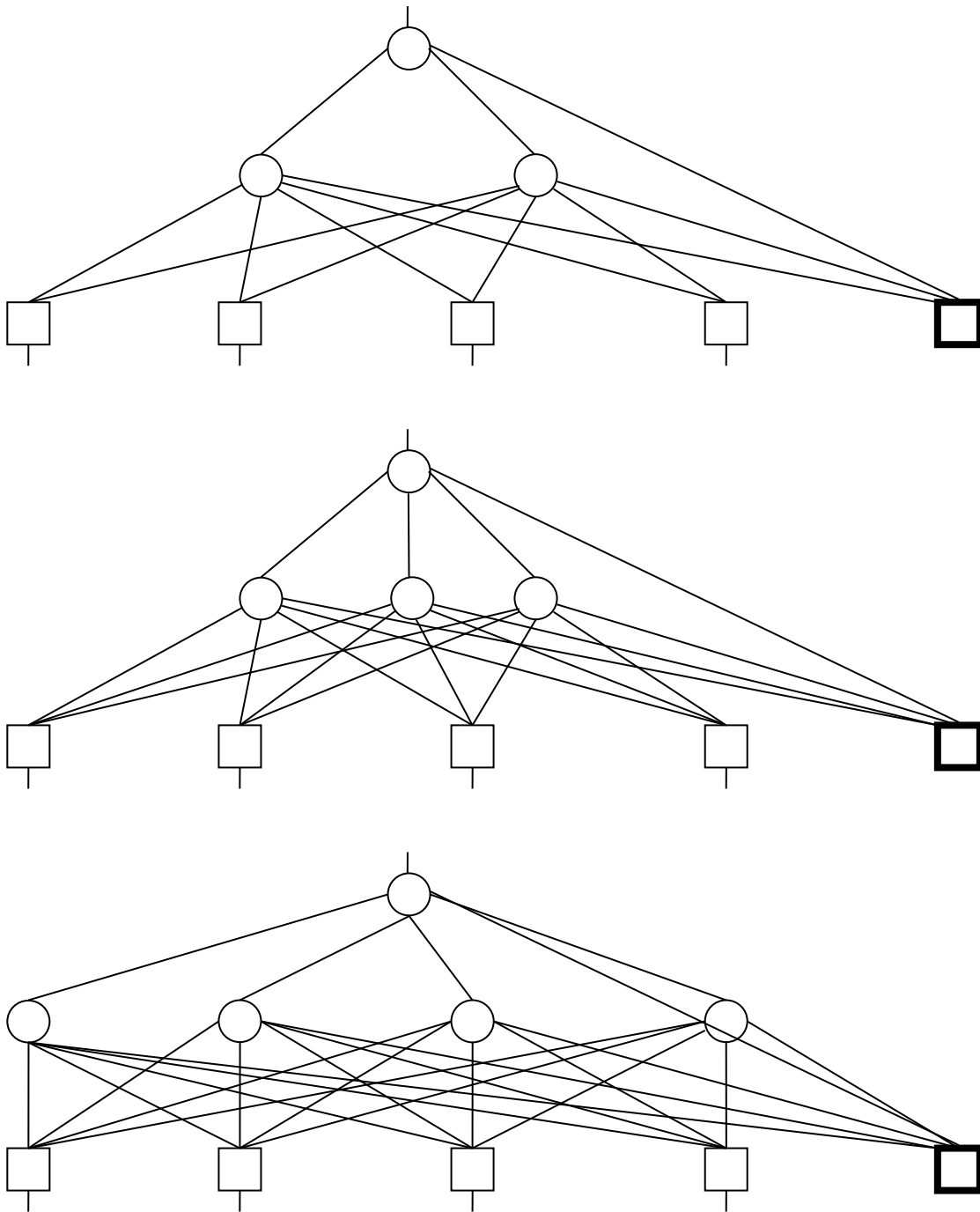


Рис. 1. Структури мереж, що використовують для симуляції

Перевагою використання нейронних мереж є здатність до навчання, а тому розглянемо основні параметри навчання мережі.

Параметрами навчання мережі є наступні:

- коефіцієнт навчання;
- коефіцієнт динаміки;

- максимальне значення навантаження (межа початкового коефіцієнта навантаження);
- розмір навчального (число моделей, які презентуватимуться мережі, після чого наступить зміна навантажень мережі) циклу;
- змішування моделей (або в ході навчання моделі навчання будуть подаватись в випадковій послідовності).

Умови закінчення процесу навчання:

- помилка навчання перевищить значення встановленого числового порогу;
- число етапів навчання досягне встановленого порогового значення;
- встановлений відсоток навчальних моделей знаходиться в межах навчання;
- помилка тестування перевищить значення встановленого числового порогу.

Існує можливість моніторингу як процесу навчання, так і процесу тестування. Моніторингу підлягає:

- число етапів, які минули від початку процесу навчання/тестування;
- число ітерацій (презентація моделі), які були виконані в межах поточного етапу;
- поточна помилка навчання/тестування.

Навчання мережі може бути неперервним – до моменту виконання умови затримки або покроковим – затримка після кожного етапу. Опції етапів дозволяють своєчасно контролювати процес навчання мережі. Файл тестування може бути автоматично утворений, як встановлена частина файлу навчання. У крайньому випадку (короткий часовий ряд) це може бути дублювання файлу навчання.

Ще одна перевага нейронних мереж полягає в тому, що експерт не залежить від вибору математичної моделі поведінки часового ряду. Побудова нейромережевої моделі відбувається адаптивно під час навчання, без участі експерта. При цьому нейронній мережі надаються приклади з бази даних і вона сама налагоджується під ці дані. [4]

Детальніше процес прогнозування кожного ряду складається з наступних кроків:

- створення проекту;
- поділ множини даних на множину для навчання і множину для тестування;
- вибір структури мережі а також параметрів навчання і тестування;
- навчання і тестування мережі;
- введення в дію процесу прогнозування.

Зазначені кроки виконується незалежно для кожного часового ряду. В цьому випадку прийнято, що всі ряди, що описують ту саму величину (наприклад, обороти, динаміку оборотів), можуть бути модельовані через мережу такої самої архітектури.

## Прогноз оператора

$$Q_{\tau,t}(Y_t) = \mathcal{f} \left( \sum_{i=1}^3 v_{i1}^{(2)} \mathcal{f} \left( \sum_{j=1}^4 v_{ji}^{(1)} x_j + v_{0i}^{(1)} \right) + v_{01}^{(2)} \right) + a + b\tau,$$

де  $\mathcal{f}$  - логістична функція активації,  
 $x_j$  -  $j$ -ий елемент вхідного вектора.

Встановлені в процесі навчання:

$v_{ji}^{(1)}$  - навантаження між нейронами вхідного шару і прихованого шару,

$v_{0i}^{(1)}$  - навантаження нейронів прихованого шару

$v_{i1}^{(2)}$  - навантаження між нейронами прихованого шару і нейронами шару

виходу,

$v_{01}^{(2)}$  - навантаження нейрона виходу

$a, b$  - параметри тенденції.

Для зменшення помилки, особливо зважаючи на невелику довжину часових рядів, прогнозування проводять для різних типів архітектури мережі. Остаточний результат визначають як усереднене значення. Процес навчання мережі визначають як закінчений при досягненні найменшої помилки тестування.

**Висновки.** Таким чином, у дослідженнях просторової структури ринку можна з успіхом застосовувати метод прогнозування, що використовує апарат нейронних мереж. Застосування нейронної мережі в прогнозуванні стало особливо привабливим в зв'язку із розширенням можливостей комп'ютерних програм. При цьому сам процес прогнозування простий і майже механічний, проте вимагає певного досвіду і навіть інтуїції, особливо що стосується навчання мережі. Дуже важливим є також вибір архітектури мережі.

Відзначимо також, що серйозною проблемою може бути доступність і достовірність даних, оскільки у випадку нейронної мережі для отримання адекватних результатів бажаною є наявність тривалих часових рядів.

## Література:

1. Бокс Дж. Анализ временных рядов. Прогноз и управление/ Дж. Бокс, Г. Дженкинс. – М.: Мир, 1974. – 526 с.
2. Боровиков В.П., Ивченко Г.И. Прогнозирование в системе STATISTICA в среде Windows. Основы теории и интенсивная практика на компьютере.– М.: Финансы и статистика, 2000. – С. 320.
3. Калініна І. О. Дослідження алгоритмів навчання нейронних мереж в задачах прогнозування/ І. О. Калініна // Наукові праці [Чорноморського державного університету імені Петра Могили]. Сер. : Комп'ютерні технології . - 2009. - Т. 117, Вип. 104. - С. 160-171.

4. Калініна І.О. Дослідження нейромережевих методів у задачах прогнозування/ І. О. Калініна // Наукові праці [Чорноморського державного університету імені Петра Могили]. Сер. : Комп'ютерні технології . - 2009. - Т. 106, Вип. 93. - С. 132-138
5. Кизим Н.Я. Нейронные сети: теория и практика применения/ Н.А. Кизим, Е.Н. Ястремская, В.Ф. Сенчуков: монография. – Х.: ИД «ИНЖЕК», 2006. – 240 с.
6. Кэнделл М. Временные ряды/ М. Кэнделл. – М.: Финансы и статистика, 1981. – 170 с.
7. Хеннан Э. Многомерные временные ряды/ Э. Хеннан. – М.: Мир, 1974. – 378 с.