

## ПРОГНОЗУВАННЯ РІВНЯ ЕКОНОМІЧНОЇ ЗАХИЩЕНОСТІ ПІДПРИЄМСТВА

*Стаття присвячена вирішенню актуальної проблеми підвищення точності прогнозування захищеності підприємства. Розроблено модель прогнозування економічної захищеності промислового підприємства, яка заснована на застосуванні нейромережових технологій, що дозволяє збільшити точність прогнозування, розпізнавати структуру даних і гнучко реагувати на зміну умов функціонування і розвитку підприємства.*

*Ключові слова: прогнозування; нейронні мережі; моделювання; точність прогнозу; економічна захищеність підприємства.*

*Ткач В.А., Клопов И.А. Прогнозирование уровня экономической защищенности предприятия*

*Статья посвящена решению актуальной проблемы повышения точности прогнозирования защищенности предприятия. Разработана модель прогнозирования экономической защищенности промышленного предприятия, которая основана на применении нейросетевых технологий, что позволяет увеличить точность прогнозирования, распознавать структуру данных и гибко реагировать на смену условий функционирования и развития предприятия.*

*Ключевые слова: прогнозирование; нейронные сети; моделирование; точность прогноза; экономическая безопасность; предприятие.*

*Tkach V.A., Klopotov I.A. Predicting the level of economic security of the enterprise*

*The article is devoted to solving the urgent problem of increasing the accuracy of predicting the security of the enterprise. The model of forecasting economic security of industrial enterprise based on the application of neural network technology is developed. This allows to increase the prediction accuracy, to identify the data structure and to respond flexibly to changing conditions in the operation and development of the enterprise.*

*Key words: prognostication; neuron of network; design; exactness of prognosis; economic.*

Прогнозування економічної захищеності підприємства є актуальною задачею, яка може бути вирішена методами економіко-математичного моделювання, оскільки саме ці методи дають змогу проаналізувати та оцінити вплив факторів і загроз на складові економічної захищеності підприємства та на її рівень в цілому. Оцінка та керування економічною захищеністю є дуже важливим процесом для всіх підприємств економіки України в умовах економічного розвитку та євроінтеграції.

Вдосконалити модель прогнозування рівня економічної безпеки та захищеності промислового підприємства. Прогнозування економічної захищеності підприємства складає основну початкову інформацію для ухвалення управлінських рішень в процесі планування режимів функціонування підприємства [8].

Якість прогнозу багато в чому залежить від вибраної математичної моделі. Основним недоліком існуючих методів є необхідність побудови моделі навантаження і постійне уточнення готової моделі. Іншим недоліком цих методів є неточне встановлення співвідношення між вхідними і вихідними змінними, оскільки залежності між ними може

бути нелінійною.

Для вирішення завдання прогнозування використовуються три взаємодоповнюючі класи методів прогнозування: екстраполяції, експертних оцінок, моделювання. В останні десятиліття були запропоновані моделі на основі штучних нейронних мереж та апарату нечіткої логіки [3, 5, 11]. Особливу увагу привертають публікації Н.Б. Агєєва [1, 2], де автор окреслює можливості нейромережових методів для прогнозування газоспоживання. П.В. Комазов [4], узагальнюючи власний досвід практичного застосування нейромережових технологій прогнозування, пропонує робити змістовні висновки щодо управління економічними об'єктами, застосовуючи кілька різних методів побудови нейронних мереж та алгоритми їх навчання, що підвищує точність отриманих результатів.

Перевага нейронних мереж перед традиційними статистичними моделями при однаковій точності прогнозування обумовлена можливістю використання більшої кількості різноманітних вхідних змінних, у тому числі і лінгвістичних. При цьому функція залежності вихідних параметрів моделі від вхідних змінних, що характеризують режими економічної захищеності підприємства і

## ЕКОНОМІКА ПРІДПРИЯТІЙ

різних чинників, що впливають на її величину, може бути якою завгодно складною, тобто має здатність відновлювати нелінійні функціональні залежності. При використанні нейронної мережі для прогнозування економічної захищеності підприємства немає необхідності побудови моделі об'єкту. Нейронна мережа має хорошу працездатність в умовах неповних даних, можливе використання малих навчальних вибірок, що забезпечу-

ють отримання статистично достовірних результатів на відміну від класичних методів [1].

Систему прогнозування економічної захищеності підприємства, основу на нейромережових технологіях, достатньо легко адаптувати під конкретну галузь і підприємство шляхом введення декількох додаткових блоків в нейронну мережу (рис. 1).

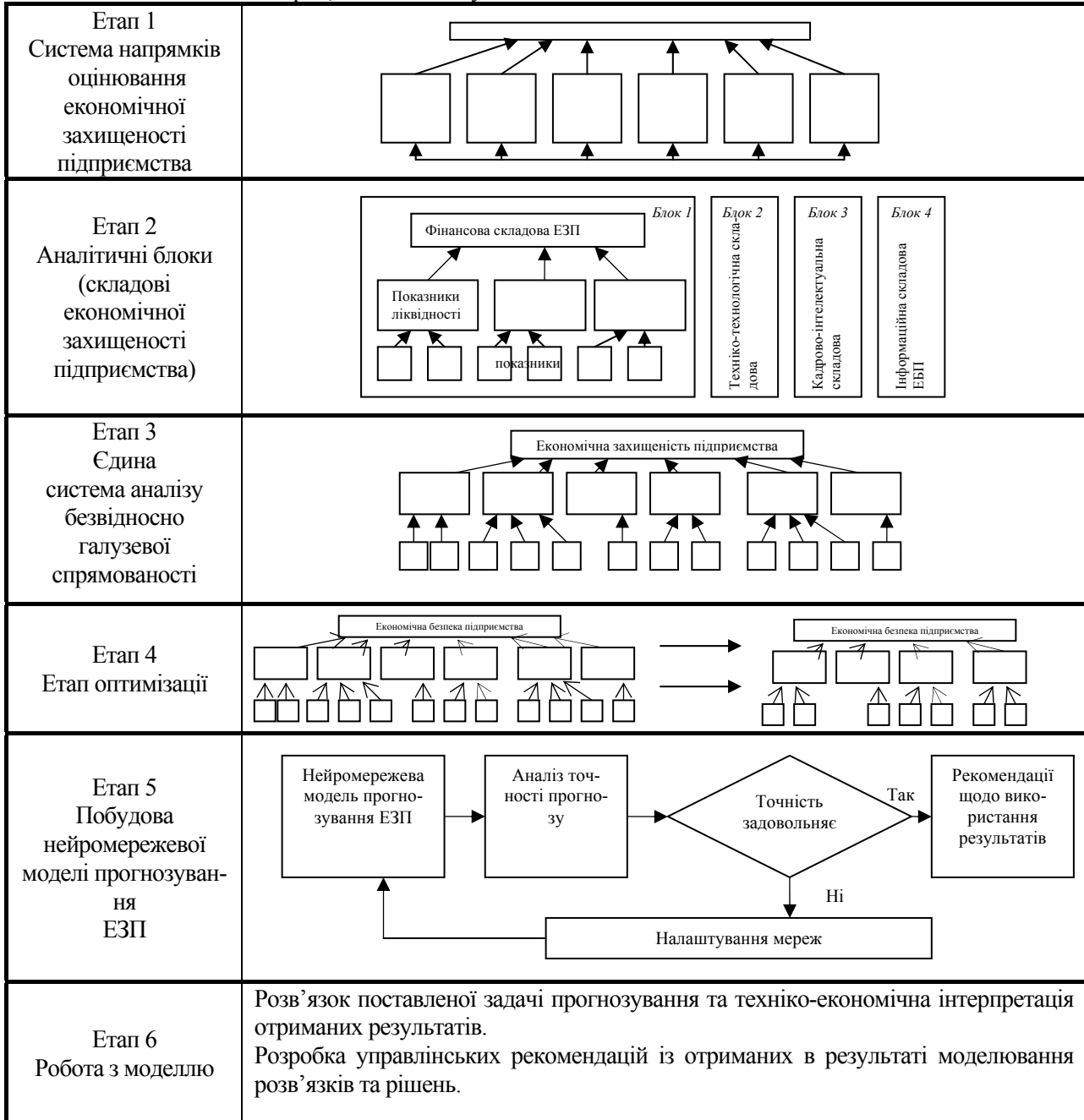


Рис. 1. Етапи прогнозування економічної захищеності підприємства

На першому етапі прогнозування ЕЗП проводиться аналіз економічної захищеності у вигляді системи декількох напрямків: фінансового, техніко-технологічного, кадрово-інтелектуального, інформаційного.

На другому етапі кожний з напрямків представляється у вигляді аналітичних блоків, усередині яких визначаються показники і чинники, відстежуються взаємозв'язки і характер впливу показників на економічну захищеність

підприємства безпосередньо або опосередковано, через вплив на інший блок.

На третьому етапі окремі блоки об'єднуються в єдину систему аналізу. Фактично, на даному етапі виходить система, що базується на традиційній методиці оцінки економічної захищеності підприємства, яка застосовується для оцінки поточного стану і вироблення рекомендацій на майбутнє, безвідносно галузевої спрямованості.

На четвертому етапі одержана система аналізу адаптується до галузевої спрямованості підприємства та оптимізується для використання неймережевого підходу по двох напрямках:

1) Адаптація системи аналізу під конкретне підприємство конкретної галузі, що виражається в появі нових чинників, що впли-

вають на певні показники, які зв'язані в один або декілька додаткових блоків.

2) Пошук всіх показників, що впливають на економічну захищеність підприємства приводить до накладення погрішностей прогнозу показників один на одного і, як наслідок, знижується цінність дослідження. Пропонується формувати інтегральний показник, за участю найбільш значущих показників кожного блоку, тобто провести зменшення розмірності вхідних змінних. Таким чином, відбувається «згортка» системи аналізу до декількох визначальних показників, чинників, що впливають на них і інтегрального показника на вході неймережі.

Укрупнена схема 5 етапу прогнозування економічної захищеності підприємства представлена на рис. 2.

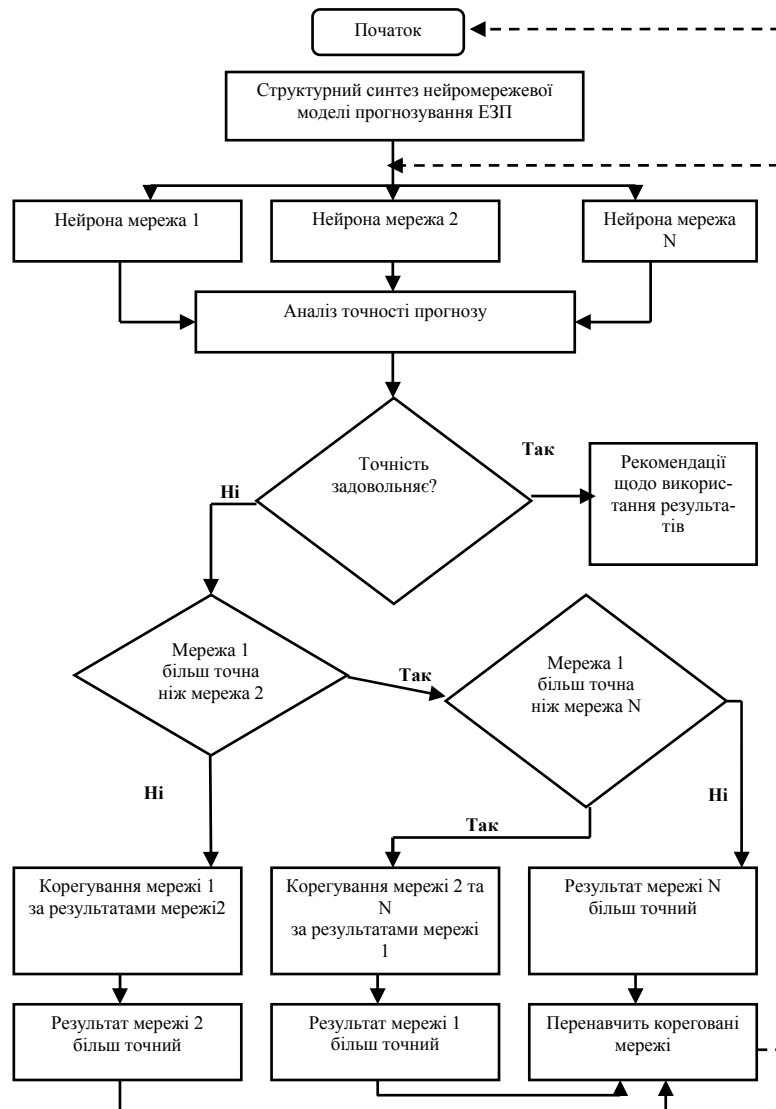


Рис. 2. Етап ініціалізації нейронної мережі

Мета зменшення розмірності вхідних даних полягає в такому перетворенні вхідних

даних, щоб та ж інформація була записана за допомогою меншого числа змінних [12]. Слід

підкреслити, що один з основних недоліків традиційного факторного аналізу полягає в тому, що це перетворення є лінійним і може уловлювати тільки лінійні напрями максимальної варіації. Тому доцільно скористатись іншим підходом до рішення цієї проблеми: нелінійний варіант методу головних компонент [7] та метод генетичного алгоритму.

Відбір інформативних змінних в традиційній регресії і таксономії здійснюють шляхом «зважування» ознак з використанням різних статистичних критеріїв. Трудність проблеми формування найбільш інформативної підмножини ознак обумовлена тим, що після відкидання однієї ознаки співвідношення значимостей решти аналізованих змінних в загальному випадку змінюється. Прямий шлях рішення цієї задачі полягає в повному переборі всіх поєднань змінних, що вимагає гігантського об'єму обчислень. Тому для цих цілей використовують різні секвенціальні (послідовні) процедури, що не завжди приводять до результату достатньо близького до оптимального. Автоматизований підхід до вибору значущих входних змінних може бути реалізований з використанням генетичного алгоритму [12 с. 376].

На етапі побудови нейромережевої моделі прогнозування ЕЗП проводиться:

- формування бази альтернативних моделей нейронних мереж;
- формування архітектури нейронної мережі та проведення ініціалізації (структурний та параметричний синтез);
- навчання нейронної мережі;
- числових експеримент та оцінка рівня настроювання нейронних мереж шляхом перевірки моделі на точність виконання поставленої задачі прогнозування;
- налаштування та вибір конфігурації нейронної мережі, яка дозволить найбільш успішно розв'язати поставлену задачу прогнозування.

На етапі формування (структурного синтезу) нейромережевої моделі прогнозування економічної захищеності підприємства проводиться вибір архітектури мережі і структури зв'язків між нейронами (рис. 3).

Для прогнозування економічної захищеності підприємства найбільш прийнятними є наступні топології нейронних мереж: лінійна мережа, мережа багатошарового перцептрона, мережа радіальної базисної функції і узагальнено-регресійна мережа.

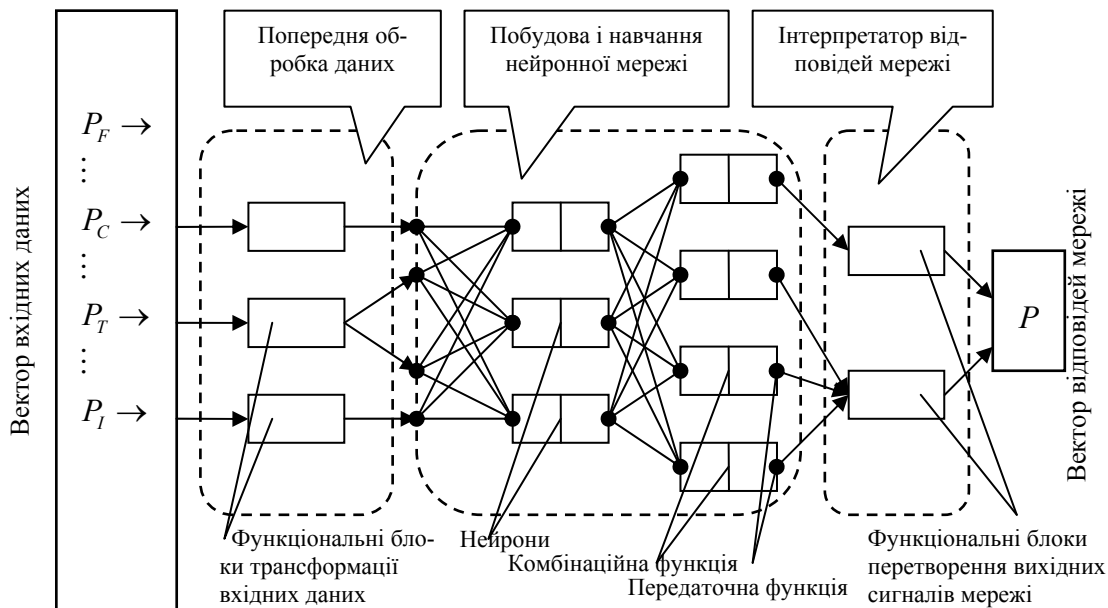


Рис. 3. Структура нейромережевої моделі прогнозування економічної захищеності підприємства

Лінійна модель (рис 4. а) по суті нічим не відрізняється від звичайної лінійної регресії, але на мові нейронних мереж представляється мережею без проміжних шарів, яка у вихідному шарі містить тільки лінійні елементи (тобто елементи з лінійною функцією активації). Навчити лінійну мережу можна за

допомогою стандартного алгоритму лінійної оптимізації.

Найбільш часто використовується архітектура мережі багатошарового перцептрону (рис. 4. б). Кожен елемент мережі будує зважену суму своїх входів з поправкою у вигляді доданку і потім пропускає цю величи-

ну активації через передавальну функцію, і таким чином виходить вихідне значення цього елемента. Елементи організовані в пошарову топологію з прямою передачею сигналу. Таку мережу можна легко інтерпретувати як модель «вихід-вхід», в якій ваги і порогові значення

(зсуви) є вільними параметрами моделі. Така мережа може моделювати функцію практично будь-якого ступеня складності, причому число шарів і число елементів в кожному шарі визначають складність функції [11].

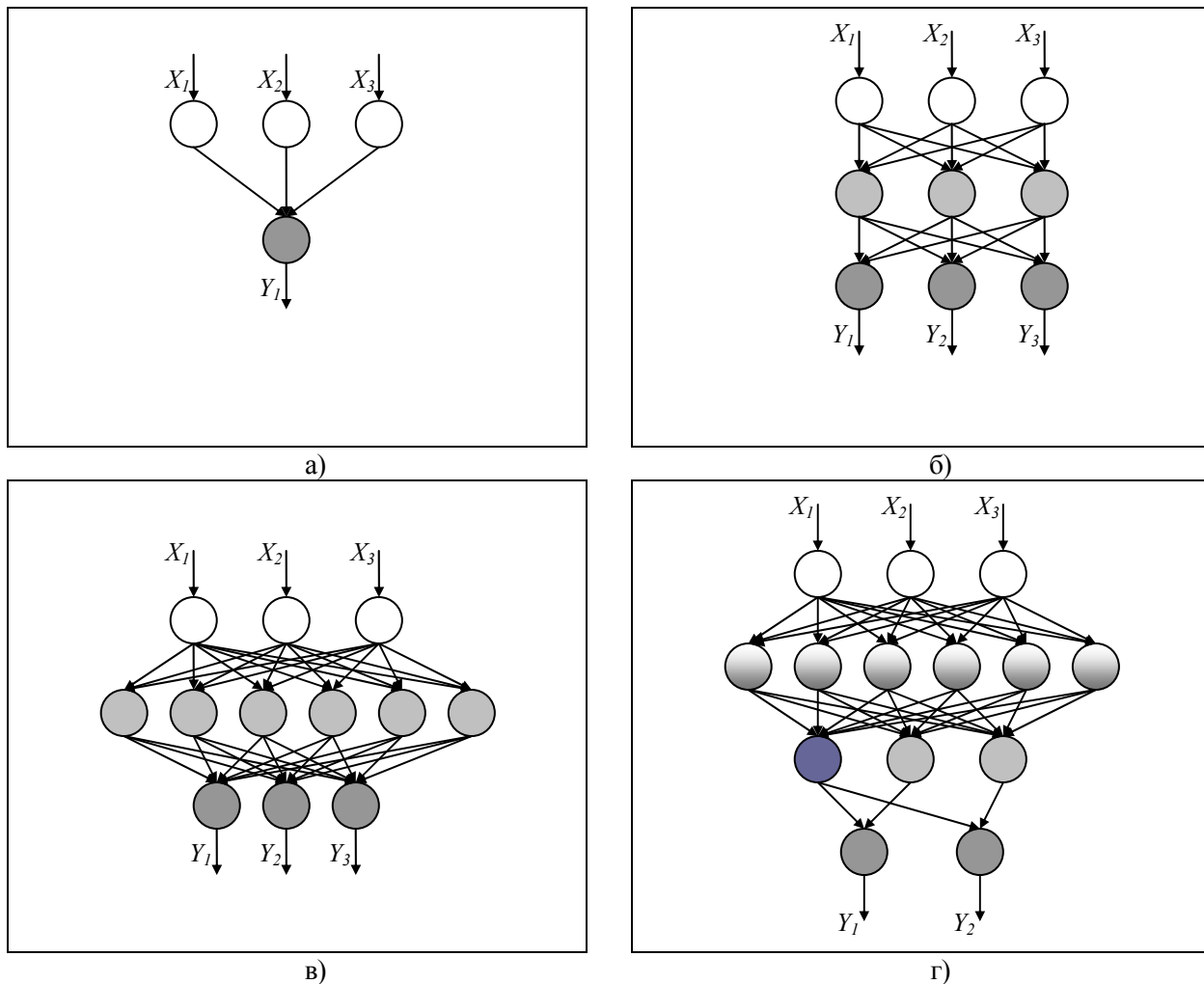


Рис. 4. Топології нейронних мереж

Мережа, побудована на радіальних базисних функціях (RBF) (рис. 4. в), має проміжний шар з радіальних елементів, кожний з яких відтворює гауссову поверхню відгуку. Оскільки ці функції нелінійні, то для моделювання будь-якої довільної функції відгуку немає необхідності використовувати більше одного проміжного шару – досить лише узяти оптимальне число радіальних елементів. RBF-мережі мають як ряд переваг (компактність, швидке навчання), так і недоліків. Наприклад, з «груповим» представленням простору моделі пов'язано невміння мереж RBF екстраполювати свої висновки за область відомих даних: при віддаленні від навчальної множини значення функції відгуку швидко падає до нуля.

Апроксимація щільності вірогідності за допомогою ядерних функцій є методологічною

оснотою для імовірнісних (PNN) і узагальнено-регресійних (GRNN) нейронних мереж (рис. 4. г). У цих мережах в точку розташування кожного навчального спостереження поміщається гауссова ядерна функція. Остаточна вихідна оцінка мережі виходить як зважене середнє виходів за всіма навчальними спостереженнями, де величини ваг відображають відстань від цих спостережень до тієї точки, в якій проводиться оцінювання. Таким чином, ближчі точки вносять більший внесок в оцінку [11].

На етапі параметричного синтезу нейронної мережі виконується навчання нейронів мережі. Як правило, використовуються методи градієнтного спуску, зокрема алгоритм зворотного розповсюдження помилки і його модифікації. Даний етап найбільш

вимогливий до обчислювальних ресурсів і займає 50-90% часу рішення задачі [5, с. 185].

Процес навчання штучної нейронної мережі новому класу завдань включає наступні стадії:

– формулюється постановка завдання і виділяється набір ключових параметрів, що характеризують наочну область;

– вибирається парадигма нейронної мережі (модель, що включає вид вхідних даних, порогової функції, структури мережі і алгоритмів навчання), що найбільше відповідає для вирішення даного класу завдань;

– готується повний набір навчальних прикладів, організованих у вигляді наборів вхідних даних, що асоціюються з відомими вихідними значеннями (вихідні значення для навчання можуть бути неповні і частково суперечливі);

– вхідні дані по черзі пред'являються штучній нейронній мережі, а отримані вихідні значення порівнюються з еталоном, а потім проводиться підстроювання вагових коефіцієнтів міжнейронних з'єднань для мінімізації помилки між реальним і бажаним виходом мережі [9];

– навчання повторюється до тих пір, поки сумарна помилка у всій множині вхідних значень не досягне прийняттого рівня, або штучна нейронна мережа не прийде в стаціонарний стан [10].

1. Метод зворотного розповсюдження помилки. Основна ідея цього методу полягає в розповсюдженні сигналів помилки від виходів мережі до її входів, в напрямі, зворотному прямому розповсюдженню сигналів в звичайному режимі роботи [15, 16].

Із-за особливості обчислення поправок – обчислювати поправку для вузлів останнього рівня і виражати поправку для вузла нижчого рівня через поправки вищого – алгоритм називається алгоритмом зворотного розповсюдження помилки.

На вхід алгоритму, окрім вказаних

$$g(n) = g(n-1) + \varphi \cdot \frac{dM}{dg} + \psi \cdot g(n-1) \quad (1)$$

де  $g(n)$ ,  $g(n-1)$  – відповідно ваги зв'язків між нейронними на поточному та попередньому кроці навчання;

$\varphi$  – довжина кроку;

$M(g)$  – функція помилки;

$\psi$  – коефіцієнт інерції.

параметрів, потрібно також подавати в якому-небудь форматі структуру мережі. На практиці добрі результати показують мережі досить простої структури, що складаються з двох рівнів нейронів – прихованого рівня і нейронів-виходів; кожен вхід мережі сполучений зі всіма прихованими нейронами, а результат роботи кожного прихованого нейрона подається на вхід кожному з нейронів-виходів. У такому разі досить подавати на вхід кількість нейронів прихованого рівня.

Не дивлячись на численні успішні застосування зворотного розповсюдження, більше всього неприємностей приносить невизначено довгий процес навчання. При складних завданнях мережа може і взагалі не навчитися. Причини можуть бути наступні [6]:

– Параліч мережі. В процесі навчання мережі значення ваг можуть в результаті корекції стати дуже великими величинами. Процес навчання може практично завмерти.

– Локальні мінімуми. Зворотне розповсюдження використовує різновид градієнтного спуску – спуск вниз по поверхні помилки – безперервно підстроюючи ваги у напрямі до мінімуму. Мережа може потрапити в локальний мінімум, коли поряд є набагато глибший мінімум.

– Розмір кроку. Корекції ваг передбачаються нескінченно малими. Це нездійсненно на практиці, оскільки веде до нескінченного часу навчання.

2. Метод зв'язаних градієнтів. Це метод знаходження локального мінімуму функції на основі інформації про її значення і її градієнт [6]. Метод зв'язаних градієнтів є методом першого порядку, в той же час швидкість його збіжності квадратична. Цим він відрізняється від звичайних градієнтних методів.

3. Метод градієнтного спуску з урахуванням моментів. Ідея методу полягає в додаванні до величини корекції ваги значення пропорційної величині попередньої зміни цього ж вагового коефіцієнта [14, 17].

4. Метод Льовенберга-Маркара. Даний метод вважається найшвидшим і надійнішим алгоритмом навчання.

Проте його застосування пов'язане з певними обмеженнями [13]:

– Мережі з одним виходом. Метод Льовенберга-Маркара можна застосовувати тільки

для мереж з одним вихідним елементом.

– Невеликі мережі. Метод Льовенберга-Маркара вимагає пам'яті, пропорційної квадрату числа ваг в мережі. Фактично це обмеження не дозволяє використовувати метод для мереж великого розміру (близько тисячі і більш ваг).

– Середньоквадратична функція помилок. Метод Льовенберга-Маркара може бути застосований тільки для середньоквадратичної функції помилок. Якщо для мережі вказаний інший вид функції помилок, то цей вибір буде проігнорований при навчанні методом Льовенберга-Маркара. Тому цей метод звичайно підходить тільки для регресійних мереж.

Метод Льовенберга-Маркара припускає, що функція, яка моделюється нейронною мережею, є лінійною. У такому припущенні мінімум визначається за один крок обчислень. Потім знайдений мінімум перевіряється, і якщо помилка зменшилася, вагам привласнюються нові значення. Вся процедура послідовно повторюється [17].

Алгоритм Льовенберга-Маркара спеціально розроблений так, щоб мінімізувати середньоквадратичну функцію помилок за допомогою формули, яка (частково) припускає, що функція, яку моделює мережа, є лінійною. Поблизу точки мінімуму це припущення виконується з великою точністю, так що алгоритм може просуватися дуже швидко. Далеко від мінімуму це припущення може бути неправильним. Тому метод Льовенберга-Маркара знаходить компроміс між лінійною моделлю і градієнтним спуском [6]. Крок робиться тільки в тому випадку, якщо він зменшує помилку, і там, де це необхідно, для забезпечення просування використовується градієнтний спуск з достатньо малим кроком.

5. Швидке розповсюдження (метод градієнтного спуску з адаптивним навчанням). У методі швидкого розповсюдження проводиться пакетна обробка даних. Тоді як в методі зворотного розповсюдження ваги мережі коректуються після обробки кожного чергового спостереження, в методі швидкого розповсюдження обчислюється усереднений градієнт поверхні помилок по всій навчальній множині, і ваги коректуються один раз в кінці кожної епохи.

Метод швидкого розповсюдження діє на припущенні, що поверхня помилок є локально квадратичною. Якщо це так, то точка мінімуму на ній знаходиться всього через одну-дві епохи. У загальному випадку таке припущення невірне, але навіть якщо воно виконується

лише приблизно, алгоритм все одно дуже швидко сходиться до мінімуму.

У цьому припущенні алгоритм швидкого розповсюдження працює так:

– на першій епосі ваги коректуються за тим же правилом, що і в методі зворотного розповсюдження, виходячи з локального градієнта і коефіцієнта швидкості навчання;

– на подальших епохах алгоритм використовує припущення про квадратичність для швидшого просування до точки мінімуму.

Початкові формули методу швидкого розповсюдження мають ряд обчислювальних недоліків. По-перше, якщо поверхня помилок не є увігнутою, алгоритм може піти в помилковому напрямі. Далі, якщо вектор градієнта не міняється або міняється мало, крок алгоритму може виявитися дуже великим і навіть нескінченним. Нарешті, якщо по ходу зустрівся нульовий градієнт, зміна ваг взагалі припиниться [17].

Метод швидкого розповсюдження обробляє дані в пакетному режимі: градієнт помилки обчислюється як сума градієнтів помилок за всіма навчальними спостереженнями.

На першій епосі алгоритм швидкого розповсюдження коректує ваги так само, як і алгоритм зворотного розповсюдження. Потім зміни ваг обчислюються за формулою швидкого розповсюдження.

Якщо градієнт стає рівним нулю, то приріст (дельта) ваги також робиться рівним нулю і, по приведеній вище формулі, так нулем і залишається, навіть якщо градієнт потім зміниться. Звичайний спосіб боротьби з такою трудністю полягає в додаванні до обчислених вище змін ваг маленького коефіцієнта. Проте, це може привести до чисельної нестійкості. Якщо градієнт був нулем, а потім стає істотно відмінним від нуля, то коректування відповідної ваги знов робиться як для негативного градієнта [18].

Квазі-ньютонівський метод – це сучасний метод навчання багаточарових перцептронів. Він підходить для мереж невеликого розміру і ґрунтується на припущенні про те, що по квадратичній (тобто що має параболічну форму) поверхні помилок можна рухатися безпосередньо у напрямі мінімуму, обчислюючи крок за допомогою матриці Гессе (матриці других часткових похідних поверхні помилок) [14].

Слід зазначити, що навчені нейронні мережі зберігаються і використовуються в необхідний момент часу. Нижче описується

алгоритм роботи навченої нейронної мережі прогнозування економічної захищеності.

Крок 1. Визначається, до якого класу відносяться дані про економічну захищеність підприємства.

Крок 2. Формуються навчальні і контрольні елементи з цих значень для нейронних мереж.

Крок 3. Ініціалізуються нейронні мережі, проводиться процес навчання.

Крок 4. Аналізуються результати нейронних мереж.

Крок 5. При задовільній помилці прогнозування – перехід на крок 7.

Крок 6. Рекомендується перенавчити нейронні мережі.

Крок 7. Виконується налаштування відповідей однієї з нейронних мереж за результатами іншої. При цьому точніші результати приймаються як контрольна вибірка для коректованої мережі.

Крок 8. Видається значення економічної захищеності підприємства в прогнозованій період.

На шостому етапі проводиться робота з моделлю, яка припускає розгляд варіантів зміни чинників, що впливають на економічну захищеність для отримання якнайкращих значень інтегрального показника економічної захищеності підприємства, а значить в загальному випадку здійснюється підтримка управлінських рішень по забезпеченню стабільного економічного стану підприємства в майбутньому.

Використання традиційних методів прогнозування для визначення економічної захищеності підприємства неможливе через недостовірність і неповноту наявної інформації в масивах даних про діяльність підприємства. За таких умов час на одержання прогнозів суттєво збільшується, а точність кількісних і якісних оцінок погіршується. Запропонована в статті модель прогнозування економічної безпеки та захищеності заснована на нейромережевих технологіях, що дає змогу збільшити точність прогнозування, розпізнавати структуру даних і гнучко реагувати на умови функціонування й розвитку підприємства.

**ЛІТЕРАТУРА**

1. Агеев Н.Б. Краткосрочное прогнозирование объема газопотребления с использованием искусственных нейронных сетей [Электронный ресурс] / Н.Б. Агеев // Нефтегазовое дело 2007. – Режим доступу: <http://www.ogbus.ru>

2. Агеев Н.Б. Об одном методе стохастического прогнозирования объема газопотребления / Н.Б. Агеев // Азербайджанское Нефтяное Хозяйст-

во. – 2004. – №4. – С. 51–54.

3. Гнусов Ю.В. Использование нейросетевых методов для прогнозирования временных рядов / Ю.В. Гнусов // «Искусственный интеллект». – 2002. – №4. – С. 686–691.

4. Комазов П.В. Нечеткое прогнозирование в системе управления экономическим объектом / П.В. Комазов // Вісник Східноукраїнського національного університету імені Володимира Даля. №8 (150). Частина 1. Луганськ, 2010. – С. 118–121.

5. Кришилов В.А. Представление исходных данных в задачах нейросетевого прогнозирования / В.А. Кришилов, К.В. Чумичкин, А.В. Кондратюк // Сб. научных трудов: В 2 частях / МИФИ. М., 2003. Ч.1. С. 184–191.

6. Марьина О.А. Методы обучения многослойного перцептрона. Попытки оптимизации задачи поиска глобального минимума функции энергии [Электронный ресурс] / О.А. Марьина, Д.А. Ладяев // Электроника и информационные технологии. – 2009. – №1. – Режим доступу : [http://jetmag.mrsu.ru/2009-1/pdf/Marjina\\_Ladjaev\\_Global\\_minimum.pdf](http://jetmag.mrsu.ru/2009-1/pdf/Marjina_Ladjaev_Global_minimum.pdf)

7. Моделирование экономической безопасности: держава, регион, предприятие [Монография] / Геєць В.М., Кизим М.О., Клебанова Т.С., Черняк О.І. – Х. : ВД «ІНЖЕК», 2006. – 240 с.

8. Плетникова І.Л. Проблеми прогнозування вірогідності банкрутства і визначення рівня економічної безпеки українських підприємств / І.Л. Плетникова // Вісник економіки транспорту і промисловості. – Х., 2004. – №5-6. – С. 85–90.

9. Руденко О.Г. Проекционные алгоритмы обучения искусственных нейронных сетей // Доп.НАН України. – 2003. – №7. – С.69–73.

10. Тарасенко Р.О. Метод аналізу і підвищення якості навчальних вибірок нейронних мереж для прогнозування часових рядів: автореф. дис. на здобуття наук. ступеня канд. техн. наук : спец. 05.13.06 «Автоматизовані системи управління та прогресивні інформаційні технології» / Р.О. Тарасенко. – Одеса, 2002. – 19 с.

11. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс / С. Хайкин, 2-е изд., испр.: – М.: ООО «ИД. Вильямс», 2006. – 1104 с.

12. Шитиков В.К. Количественная гидроэкология: методы системной идентификации. / В.К. Шитиков, Г.С. Розенберг, Т.Д. Зинченко. – Тольятти: ИЭВБ РАН, 2003. – 463 с.

13. Dubiel, J., Girard, J., Graff, Hallawell, A., Hildreth, B., Witty, R. The Price of Information Security. Gartner Research, // Strategic Analysis Report, June 2001. С. 2–15.

14. Fahlman, S.E. Faster-learning variations on back-propagation: an empirical study. In D. Touretzky, G.E. Hinton and T.J. Sejnowski (Eds.), Proceedings of the 1988 Connectionist Models Summer School, 38-51. San Mateo, CA: Morgan Kaufmann. 1988.

15. Fausett, L. Fundamentals of Neural Networks. New York: Prentice Hall. 1994.

16. Haykin, S. Neural Networks: A Comprehensive Foundation. New York: Macmillan College Publishing.



1994.

17. Patterson, D. *Artificial Neural Networks*. Singapore: Prentice Hall. 1996.

18. Shepherd, A. J. *Second-Order Methods for Neural Networks*. New York: Springer. 1997.

19. Чаговець Л. О. Застосування апарату нечіткої логіки для оцінки рівня економічної безпеки підприємства / Л. О. Чаговець. // Сучасні та перспективні методи і моделі управління в економіці : монографія : У 2 ч. / Під редакцією д-ра екон. наук, проф. А. О. Єпіфанова. – Суми : ДВНЗ «УАБС НБУ», 2008. – Ч. 1. – С. 177–186.

**REFERENCES**

Ageev, N.B. *Kratkosrochnoe prognozirovanie obema gazopotrebleniya s ispolzovaniem iskusstvennykh neyronnykh setey* [Short-term forecasting the volume of gas consumption by using artificial neural networks] / N.B. Ageev // *Neftegazovoe delo* 2007. – Rezhim dostupu: <http://www.ogbus.ru>

Ageev, N.B. *Ob odnom metode stokhasticheskogo prognozirovaniya obema gazopotrebleniya* [A method for stochastic forecasting the volume of gas consumption]. *Azerbaydzhanskoe Neftyanoe Khozyaystvo*, no. 4(2004): 51–54.

Chagovets L.O. *Zastosuvannya aparatu nechitkoї logiki dlya otsinki rivnya ekonomichnoi bezpeki pidpriemstva* [Using fuzzy logic to evaluate the level of economic security of enterprise]. *Suchasni ta perspektivni metodi i modeli upravlinnya v ekonomitsi : monografiya : U 2 ch. / Pid redaktsiyeu d-ra ekon. nauk, prof. A. O. Epifanova. – Sumi : DVNZ «UABS NBU», 2008. – Ch. 1. – S. 177–186.*

Dubiel, J., Girard, J., Graff, Hallawell, A., Hildreth, B., Witty, R. *The Price of Information Security*. Gartner Research, // *Strategic Analysis Report*, June 2001. С. 2–15.

Fahlman, S.E. *Faster-learning variations on back-propagation: an empirical study*. In D. Touretzky, G.E. Hinton and T.J. Sejnowski (Eds.), *Proceedings of the 1988 Connectionist Models Summer School*, 38-51. San Mateo, CA: Morgan Kaufmann. 1988.

Fausett, L. *Fundamentals of Neural Networks*. New York: Prentice Hall. 1994.

Gnusov, Yu.V. *Ispolzovanie neyrosetevykh metodov dlya prognozirovaniya vremennykh ryadov* [Using neural network methods for time series prediction]. *Iskusstvennyy intellect*, no. 4(2002): 686–691.

Haykin, S. *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*. New York: Macmillan College Publishing. 1994.

Khaykin, S. *Neyromnye seti* [Neural networks]: polnyy kurs / S. Khaykin, 2-e izd., ispr.: – M.: ООО «I.D. Vilyams», 2006.

Komazov, P.V. *Nechetkoe prognozirovanie v sisteme upravleniya ekonomicheskim obektom* [Fuzzy forecasting in economic object management system]. *Visnik Skhidnoukraiñskogo natsionalnogo universitetu imeni Volodimira Dalya*. №8 (2010): 118–121.

Krisilov, V.A. and Chumichkin, K.V., Kondratyuk, A.V. *Predstavlenie iskhodnykh dannykh v zadachakh neyrosetevogo prognozirovaniya* [Baseline data presentation in the problems of neural network prediction].

*Sb. nauchnykh trudov: V 2 chastyakh / MIFI. M., 2003. Ch.1. S. 184–191.*

Marina, O.A. *«Metody obucheniya mnogosloynnogo perseptrona»* [Methods of training of multilayer perceptron]. *Popytki optimizatsii zadachi poiska globalnogo minimuma funktsii energii* [Elektronniy resurs] / O.A. Mar'ina, D.A. Ladyaev // *Elektronika i informatsionnye tekhnologii*. – 2009. – №1. – Rezhim dostupu : [http://fetmag.mrsu.ru/2009-1/pdf/Marjina\\_Ladjaev\\_Global\\_minimum.pdf](http://fetmag.mrsu.ru/2009-1/pdf/Marjina_Ladjaev_Global_minimum.pdf)

«Modelyuvannya ekonomichnoi bezpeki: derzhava, region, pidpriemstvo» [Economic safety modeling: state, region, enterprise] / Geets V.M., Kizim M.O., Klebanova T.S., Chernyak O.I. – Kh. : VD «INZhEK», 2006.

Patterson, D. *Artificial Neural Networks*. Singapore: Prentice Hall. 1996.

Pletnikova, I.L. *«Problemi prognozuvannya virogidnosti bankrutstva i viznachennya rivnya ekonomichnoi bezpeki ukraiñskikh pidpriemstv»* [The problem of predicting the probability of bankruptcy and the determination of the level of economic security of Ukrainian enterprises]. *Visnik ekonomiki transportu i promislivosti*, no. 5-6 (2004): 85–90.

Rudenko, O.G. *«Proektsionnye algoritmy obucheniya iskusstvennykh neyronnykh setey»* [Projection learning algorithms of artificial neural networks]. *Dop.NAN Ukraїni*, no. 7 (2003): 69–73.

Shepherd, A. J. *Second-Order Methods for Neural Networks*. New York: Springer. 1997.

Shitikov, V.K. *Kolichestvennaya gid-roekologiya: metody sistemnoy identifikatsii* [Quantitative hydroecology: system identification methods] / V.K. Shitikov, G.S. Rozenberg, T.D. Zinchenko. – Tol'yatti: IEVB RAN, 2003.

Tarasenko, R.O. *Metod analizu i pidvishchennya yakosti navchalnikh vibirok neyronnikh merezh dlya prognozuvannya chasovikh ryadiv* [The method of analysis and improving the training samples of neural networks for forecasting the hourly series]: avtoref. dis. na zdobuttya nauk. stupenya kand. tekhn. nauk : spets. 05.13.06 «Avtomatizovani sistemi upravlinnya ta progresivni informatsiyni tekhnologii» / R.O. Tarasenko. – Odesa, 2002.

**Ткач Виктория Александровна,**

д.э.н., профессор,

**Клопов Иван Александрович,**

к.э.н., доцент,

Запорожская государственная инженерная академия,

E-mail: vitt78@rambler.ru

**Tkach Viktoriya Aleksandrovna,**

Doctor of economic sciences, Professor,

**Klopotov Ivan Aleksandrovich,**

Candidate of economic sciences, Associate

Professor,

Zaporizhzhya State Engineering Academy,

E-mail: vitt78@rambler.ru