УДК 519.876.5: 004.032.26

ПРОБЛЕМИ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ З РАДІАЛЬНО-БАЗИСНИМИ ФУНКЦІЯМИ ТА МОЖЛИВІ НАПРЯМКИ ЇХ РОЗВ'ЯЗАННЯ

Савка Н.Я., Спільчук В.М., Співак І.Я.
Тернопільського національного економічного університету,
nadya_savka@ukr.net, *v_spil@hotmail.com*, *miya_1@ukr.net*

У статті проведено дослідження основних характеристик штучних нейронних мереж з радіально-базисними функціями. Розглянуто основні проблеми їх структурної та параметричної ідентифікації, а також запропоновано можливі шляхи їх розв'язання.
Ключові слова: штучні нейронні мережі з радіально-базисними функціями, структурна ідентифікація, параметрична ідентифікація, інтервальний аналіз даних.

The paper analyzed the main characteristics of artificial neural networks with radial basis functions. The main problem of their structural and parametric identification, and proposed possible ways of solving them.
Key words: artificial neural networks with radial basis functions, structure identification, parameter identification, interval analysis.

В статье проведено исследование основных характеристик искусственных нейронных сетей с радиально-базисными функциями. Рассмотрены основные проблемы их структурной и параметрической идентификации, а также предложены возможные пути их решения. В статье проведено исследование основных характеристик искусственных нейронных сетей с радиально-базисными функциями.
Ключевые слова: искусственные нейронные сетей с радиально-базисными функциями, структурная идентификация, параметрическая идентификация, интервальный анализ данных.

Вступ

Нейромережеві технології відіграють важливу роль у вилученні даних та інтелектуальній обробці даних. Вони можуть бути застосовані до таких проблеми, як ідентифікація нелінійних систем, прогнозування часових рядів, фільтрація, адаптивне управління, розпізнавання образів, технічна діагностика і т.д.

У проаналізованих працях вітчизняних та зарубіжних науковців, зокрема таких, як Горбань А.Н, Дунин-Барковський В.Л., Кирдин А.Н., Круглов В.В., Борисов В.В., Яблоков І.В., Галушкин А.И., Головко В.А., чітко наведені основні властивості, переваги та недоліки штучних нейронних мереж [1, 2, 3, 4, 5]. Проте у даних працях значна увага приділяється існуючим штучним нейронним мережам персептронного типу.

Штучні нейронні мережі широко використовуються для моделювання складних нелінійних систем та прогнозування динаміки. Існуючі штучні нейронні мережі персептронного типу, навчання яких базується на алгоритмі зворотнього поширення похибки, відзначаються суттєвими недоліками, зокрема:

- неможливість навчання на неоднорідній вибірці даних;
- складність ідентифікації структури мережі;
- практичною відсутністю можливості моделювання систем із глибокою нестабільністю.
- відсутністю властивості продуктивності прогнозу.

Останнім часом широко застосування набувають штучні нейронні мережі з радіально-базисними функціями (ШНМ з РБФ). Дослідженню важливих характеристик ШНМ з РБФ значна увага приділялася у працях відомих науковців Nelles O, Бодянського Е.В, Руденка О.Г., Литвиненка В.І., Фефелова А.О, Дідика О.О., Є. Горшкова, В. Колодяжного, І. Плісс [6, 7, 8, 9, 10].

Аналіз літературних джерел, в першу чергу зарубіжних, показав, що штучні нейронні мережі з радіально-базисними функціями є адаптивною настроєною архітектурою і дозволяють будувати моделі динаміки нестаціонарних об’єктів.

Штучні нейронні мережі з радіально-базисними функціями володіють достатніми прогностичними властивостями, що дає можливість моделювати системи із глибокою нестабільністю та прогнозувати випадкові процеси і саме правильна структурно-параметрична ідентифікація ШНМ з РБФ дозволить одержати якісний прогнозний результат.

Мета дослідження

У вказаних проаналізованих роботах основна увага приділяється параметричній ідентифікації штучних нейронних мереж даного типу за умов достатньої вибірки даних, що забезпечує високі апроксимаційні характеристики ШНМ з РБФ.

В той же час багатьма авторами відзначена достатньо висока складність структурної ідентифікації ШНМ з РБФ та врахування при цьому статистичних характеристик похибок експериментальних даних. Особливо актуальною ця проблема є за умов обмежених за амплітудою похибок та обмежених вибірок даних, тому метою даної праці є грунтовний аналіз особливостей функціонування та ідентифікації ШНМ з РБВ для забезпечення їх високих прогностичних властивостей, а також виявлення впливу структури штучної нейронної мережі даного типу на її прогностичні властивості.

Аналіз особливостей функціонування та ідентифікації ШНМ з РБФ

Штучні нейронні мережі з радіально-базисними функціями (Radial Basis Function Neural Network - RBFN) відомі як мережі з локально налаштованими блоками обробки, тобто це мережі, в яких вихідний сигнал „локальний” чи „налаштований” на деяку вузьку обмежену область вхідного простору [6, 7]. Вони володіють універсальними можливостями наближення. Штучні нейромережі з радіально-базисними функціями складаються з двох шарів обробки інформації, на відміну від багатошарових персептронів, включають тільки лінійні синаптичні ваги вихідного шару для забезпечення бажаної продуктивності для нелінійного введення-виведення інформації.

Математичну основу штучної нейронної мережі з радіально - базисними функціями становить метод потенціальних функцій, що дозволяє подати деяку функцію *y(x)* у вигляді суперпозицій потенціальних або базисних функцій $f_i(x)$. Радіально-базисна функція кожного нейрона характеризується своїми параметрами: центром c_i та шириною чи коефіцієнтом згладжування (параметром впливу) $\sigma_i > 0$, які уточнюються в процесі навчання.

$$y(x) = \sum_{i-1}^{N} a_i f_i(x) = a^T f(x), \quad (1)$$

де $a_i(t) = (a_1, a_2, ..., a_N)^T$ - вектор параметрів, які необхідно визначити; $f(x) = \left(f_1(x), f_2(x), ..., f_N(x)\right)^T$ - вектор базисних функцій.

У ШНМ з РБФ як базисні вибираються деякі функції відстані між векторами

$$f_i(x) = f\left(\|x - c_i\|\right). \quad (2)$$

Вектори c_i називають центрами базисних функцій. Функції вибираються невід'ємними й зростаючими при зменшенні $\|x - c_i\|$. Як міра близькості векторів x і c_i вибирається, зазвичай, евклідова метрика $\|x - c_i\| = \left(\sum_{j=1}^{N} (x_j - c_{ij})^2\right)^{1/2}$.

Велику роль для ШНМ з РБФ відіграють нейрони прихованого рівня. Модель нейрона прихованого рівня зображена на рисунку 1 [6, 8]. Обробку інформації, що надходить на них умовно можна поділити на два етапи. На першому етапі обчислюється відстань між поданим вхідним вектором $x = \left[x_1, x_2, ..., x_p\right]^T$ і вектором центрів $c_i = \left[c_{i1}, c_{i2}, ..., c_{ip}\right]^T$ з урахуванням обраної метрики і норми матриці R^{-1}. Це так званий радіальний механізм побудови. На другому етапі дана відстань x перетворюється нелінійною функцією активації *f(x)*. Функція активації має локальний характер і максимум при x=0. Як функцію активації *f(x)* найчастіше обирають функцію Гаусса $f(x) = \exp\left\{-\dfrac{(x-c)^2}{2\sigma^2}\right\}$, проте також можуть бути застосовані мультиквадратична функція, зворотна мультиквадратична функція, сплайн-функція, функція Коші. Відстань x_i обчислюється за допомогою центру c_i та норми матриці R^{-1}, які є параметрами прихованого шару i-го радіально-базисного нейрона:

$$x_i \|x - c_i\| R^{-1} = \sqrt{(x - c_i)^T R^{-1} (x - c_i)}\,. \quad (3)$$

Норма матриці R^{-1} визначає розміщення осей у просторі. У загальному вигляді матриця R^{-1} може бути подана у такий спосіб:

$$R^{-1} = \begin{bmatrix} r_{11}, r_{12}, ..., r_{1p} \\ r_{21}, r_{22}, ..., r_{2p} \\ .... \\ r_{p1}, r_{p2}, ..., r_{pp} \end{bmatrix}. \quad (4)$$

Вагову матрицю R_1 також називають зворотною коваріаційною матрицею. Елементи цієї матриці дорівнюють:

$$r_{ij} = \sigma_{ij}^{-2}, \text{ де } i, j = \overline{1, p}. \quad (5)$$

Тут $\sigma_{ij}^{-2} = \sigma_{ji}^{-2}$ деякі керовані параметри.

Досить часто матриця R^{-1} вибирається діагональною, при цьому вона містить зворотне відхилення для кожної вхідної розмірності, тобто $r_{ij} = 0$ для $i \neq j$, і більше того, приймається, що $r_{ii} = \sigma_{ii}^{-2} = \sigma^{-2} = const$. У цьому випадку, наприклад, для функції Гаусса *f(x)* σ є стандартне відхилення.

Величина сигналу *j*-го нейрона вихідного шару y_j залежить від того, наскільки близький запропонований вхідний сигнал *x* до запам'ятованого цим нейроном центру c_j. Значення y_j визначається як зважена сума функцій (1), тобто

$$y_j = \sum_{i=1}^{p} f_i(x) w_{ij}. \quad (6)$$

Звичайно, вихідними сигналами мережі є нормалізовані значення $\hat{y}_i$, обчислені за формулою

$$\hat{y}_i = \frac{y_j}{\sum_{i=1}^{p} f_i(x)} \quad (7)$$

Таким чином ШНМ з РБФ є нейромережевою реалізацією конкретної апроксимованої функції, при якій кожному поданому образу відповідає свій нейрон прихованого шару.

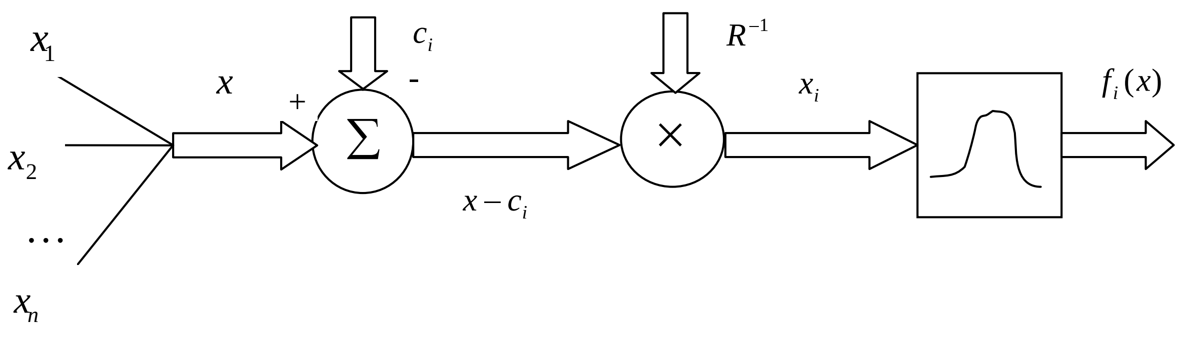

Рис. 1. Нейрон прихованого шару штучної нейтронної мережі з радіально-базисним функціями.

Визначення вагових коефіцієнтів нейронів вихідного шару здійснюється шляхом розв'язування системи лінійних алгебричних рівнянь

$$y^* = Fw, \tag{8}$$

де $y^* = (y_1^*, y_2^*, ..., y_N^*)^T$ - вектор заданих значень апроксимованої функції в опорних точках $c_1, c_2, ..., c_N$; $F = \left\{f_{ij} = f\left(\left\|x_i - c_j\right\|\right)\right\}$ - базисні функції; $w = (w_1, w_2, ..., w_N)^T$ - вектор вагових параметрів мережі.

Розв'язок системи рівнянь (8) має вигляд

$$w = F^+ y^*, \tag{9}$$

яке у випадку квадратної $(N \times N)$ матриці F приймає відому форму оцінки методу найменших квадратів (МНК):

$$w = \left[F^T F\right]^{-1} F^T y^*. \tag{10}$$

У формульному вигляді ШНМ з РБФ можна записати:

$$\hat{y} = \sum_{i=0}^{N} w_i F_i\left(\left\|x - c_i\right\| R^{-1}\right), \tag{11}$$

де w_i ваги вихідного шару.

До параметрів прихованого шару відносяться:

c_i - вектор центрів, який визначає позицію *i*-ої базисної функції;

R^{-1} - нормована матриця, яка визначає ширину зміщення *i*-ої базисної функції.

Загальна кількість параметрів ШНМ з РБФ залежить від її гнучкості. Кількість вихідних ваг становить $N+1$, кількість координат центру становить N_p та кількість параметрів в R^{-1} дорівнює:

- N - для однакових стандартних відхилень для кожної вхідної розмірності, тобто R^{-1} є діагональною із однаковими значеннями;
- N_p - для різних стандартних відхилень для кожної вхідної розмірності, тобто R^{-1} є діагональною;
- $N(p+1)p/2$ - у загальному випадку із поворотами, тобто R^{-1} є симетричною.

В загальних типових випадках потрібна величезна кількість параметрів, тому R^{-1} обирається діагональ, а потім загальна кількість параметрів РБФ-мережі стає $2N_p + N + 1$, де N– кількість нейронів прихованого рівня, а p – кількість входів. Оскільки входи задаються із деякими відхиленнями, то кількість нейронів прихованого рівня дозволяє користувачеві контролювати складність мережі, тобто контролювати кількість параметрів мережі.

Так як і ШНМ персептронного типу, штучні нейромережі із РБФ є універсальними апроксиматорами. Всупереч ШНМ персептронного типу, наявність єдиного прихованого шару є особливою властивістю і однією із переваг ШНМ з РБФ. Узагальнена структура ШНМ з РБФ зображена на рисунку 2 [9].

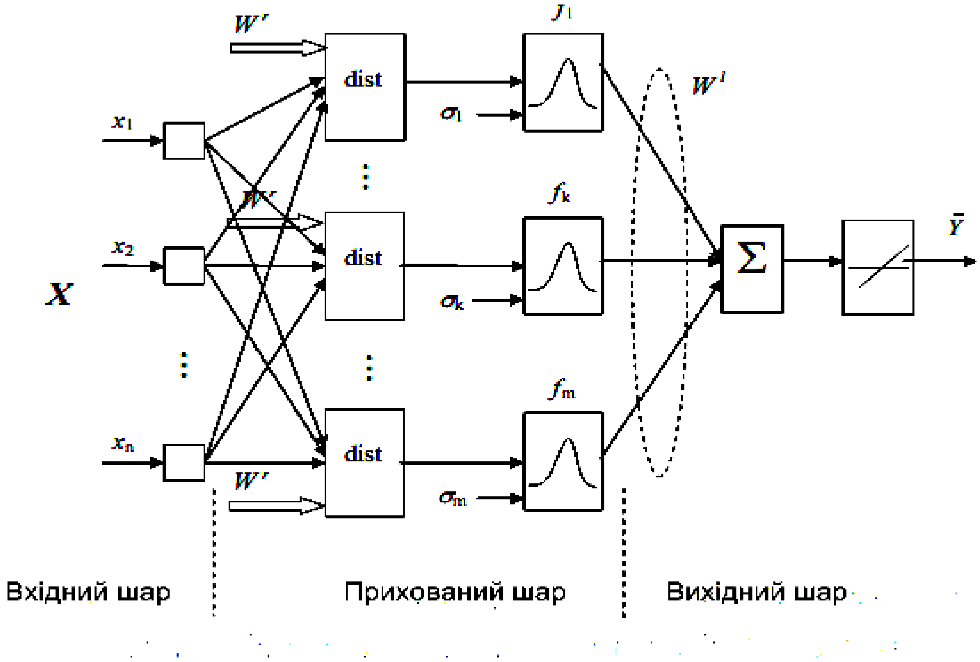

Рис. 2. Узагальнена архітектура штучної нейронної мережі з радіально-базисними функціями.

ШНМ з РБФ складається з трьох типів параметрів [6, 7, 8]:

- ваги вихідного шару, які є лінійними параметрами і визначають висоту базисної функції та значення зміщення, що позначені на рис. 2 ваговою матрицею W^l;

- центри – нелінійні параметри прихованого шару мережі, які визначають позицію базисної функції, що позначені на рис. 2 ваговою матрицею W^r;

- стандартні відхилення (радіуси базисних функцій) – нелінійні параметри прихованого шару мережі, які визначають ширину (і можливі зміни) базисних функцій, що позначені на рис.2 $\sigma_1,...,\sigma_m$.

Дані параметри повинні бути визначені або оптимізовані протягом навчання ШНМ з РБФ.

Для навчання ШНМ з РБФ використовується ряд підходів, у яких, як правило, намагаються використовувати лінійні ваги вихідного шару і геометричну інтерпретацію параметрів прихованого шару. Таким чином, в більшості підходів щодо навчання ШНМ з РБФ перш за все визначаються параметри прихованого шару, а потім оцінюються ваги вихідного шару за методом найменших квадратів.

Крім того, метод найменших квадратів або будь-який інший метод вибору підмножини із множини даних може бути використаний для формування структури мережі та оптимізації параметрів. Для параметрів прихованого шару може бути використаний нелінійний метод оптимізації.

Навчання штучної нейронної мережі з радіально - базисними функціями полягає в наступному:

- визначають центри c_i;

- вибирають параметри σ_i;

- обчислюють елементи матриці ваг *W*.

Безсумнівно, що важливе значення для структури штучної нейромережі радіального типу має кількість нейронів прихованого шару. Принципово може бути реалізована мережа із варіювальною кількістю цих нейронів, кількість яких зменшується, якщо досягнута після навчання мережі похибка апроксимації не перевищує допустиму.

Центри c_i визначають точки, через які має проходити апроксимована функція. Оскільки велика навчальна вибірка призводить до збільшення часу навчання у ШНМ з РБФ широко застосовується кластеризація образів, при якій подібні вектори поєднуються у кластери, що подаються пізніше у процесі навчання одним вектором. На сьогодні існує чимала ряд ефективних алгоритмів кластеризації. Використання кластеризації відображається на формулах (6), (7) у такий спосіб:

$$\hat{y}_i = \frac{\sum_{i=1}^{p} m_i f_i(x) w_{ij}}{\sum_{i=1}^{p} m_i f_i(x)}, \tag{12}$$

де m_i - кількість вхідних векторів у *i*-му кластері.

У найпростішому випадку алгоритм кластеризації *k* – середнього направляє кожен образ у кластер, що має найближчий до даного образу центр. Якщо кількість центрів заздалегідь задана чи визначена, алгоритм, обробляючи на кожному такті вхідний вектор мережі, формує в просторі входів мережі центри кластерів. Із збільшенням кількості тактів ці центри збігаються до центрів даних. Кандидатами у центри є всі виходи прихованого шару, однак у результаті роботи алгоритму буде сформована підмножина найбільш істотних виходів.

Параметр σ_i визначає розкид щодо центру c_i і визначається експериментально.

Використовуючи метод *k* - найближчих сусідів, визначають *k* сусідів центру c_i й, усереднюючи, обчислюють середнє значення $\hat{c}_i$. Величина відхилення c_i від $\hat{c}_i$ слугує підставою для вибору параметра σ_i.

Досить часто на практиці, при розв'язуванні задач виправдовує себе вибір

$$\sigma = \frac{d}{\sqrt{2p}},$$

де $d = \max(c_i - c_k)$ - максимальна відстань між обраними центрами, p – кількість нейронів прихованого шару.

Варіюючи, параметри c_i і σ_i намагаються перекрити весь простір вхідних даних не залишаючи порожнин. Щоб перекрити весь діапазон значень входів застосовують так званий параметр впливу σ_i або параметр ширини вікна. Значення параметру повинно бути велике, щоб перекрити активні області базисних функцій. Це забезпечує необхідну гладкість апроксимуючих кривих і передує виникнення ситуації перенавчання мережі. Однак значення параметру впливу не повинно бути настільки великим, щоб радіально-базисна функція об’являла одинакові за значенням всі значення входу.

Якщо параметр впливу вибрати меншим, ніж інтервал, з яким задані входи, які навчаються, то вхідні значення в даному випадку не перекриваються, збільшується кількість нейронів прихованого шару мережі, не забезпечується необхідної гладкості апроксимуючої функції. Якщо параметр впливу обрати значно великим, то в цьому випадку всі функції активації перекриваються і кожен базисний нейрон видає значення близьке до 1 для всіх значень входів. Це призводить до того, що мережа не реагує на вхідні значення, збільшується кількість нейронів прихованого шару, точність апроксимації неприпустимо низька. Мережа намагатиметься будуватися, але виникнуть труднощі із обчисленнями.

Очевидно, що структура ШНМ з РБФ дуже чутлива до вибору ширини базисних функцій. У поведінці інтерполяції можна спостерігати «провали», якщо стандартні відхилення занадто малі та «підйоми», якщо стандартні відхилення дуже великі. Точність екстраполяції прямує до нуля тим повільніше, чим ширші базисні функції [6]. Отже, параметр впливу слід вибирати більшим, ніж крок розбиття інтервалу задання навчальної вибірки, але меншим, ніж розмір самого інтервалу.

Самі вагові коефіцієнти нейронів вихідного шару визначаються із співвідношень (9), (10).

Якщо якість апроксимації є незадовільною, то вибір параметрів c_i та σ, а також визначення ваг w повторюють доти, поки одержаний розв’язок не виявиться задовільним.

Із проведеного аналізу можна зробити висновок, що усі методи навчання ШНМ з РБФ, не враховують характеристики похибок експериментальних даних. В окремих роботах, зокрема у праці Бодянського Є.О., розглядається робасний підхід до ідентифікації ШНМ з РБФ в межах заданої похибки даних [10]. Проте у вказаній статті даються загрублені еліпсоїдні оцінки вагових коефіцієнтів, що ускладнює визначення структури ШНМ з РБФ. Крім того, як відомо [11], реалізація методу еліпсоїдних оцінок характеризується високою обчислювальною складністю.

Одним із напрямків вирішення даної проблеми є створення алгоритму структурної ідентифікації ШНМ з РБФ на основі інтервального підходу. Застосування даного алгоритму зменшить обчислювальну складність, а також приведе до спрощення структури ШНМ з РБФ та підвищить її прогностичні властивості.

Особливості програмних середовищ побудови моделей для параметричної та структурної ідентифікації ШНМ з РБФ

Для моделювання ШНМ з РБФ використано вбудований інструментарій Neural Networks Toolbox пакету прикладних програм Matlab 7.1, оскільки він досить гнучкий, забезпечений широким набором програм і функцій для проектування та дослідження штучних нейронних мереж даного типу. Крім того даний пакет забезпечений GUI – інтерфейсом, що дозволяє виконати дослідження штучної нейронної мережі радіального типу навіть недосвідченому користувачу. Для створення моделі ШНМ з РБФ із нульовою похибкою навчання в середовищі Matlab застосовується функція newrbe, а моделі із оптимальною кількістю нейронів прихованого рівня – newrb.

Приклад застосування ШНМ з РБФ

Ілюстрацію для настроювання структури ШНМ радіального типу в залежності від параметра впливу проведено на прикладі вирішення задачі прогнозування індикаторів економічної безпеки держави, враховуючи чинники, що на них впливають.

В результаті виконання роботи було проведено декілька експериментів, основна мета яких – підбір параметрів та визначення структури ШНМ з РБФ таким чином, щоб одержати прогноз індикаторів економічної безпеки держави із мінімальною похибкою.

Враховуючи експериментальні дані, досліджувана ШНМ з РБФ має 8 нейронів вхідного рівня та 18 нейронів вихідного рівня. Під час дослідження виникла проблема із підбором оптимальної структури штучної нейронної мережі радіального типу для одержання якісного прогнозу. Структура мережі 8:36:18 (36 нейронів прихованого рівня) формується тоді, коли задана середньоквадратична похибка навчання дорівнює 0. Кількість нейронів прихованого рівня дорівнює кількості елементів навчальної вибірки, отже, дана структура мережі не є оптимальною для одержання прогнозу, оскільки для нашої задачі характерна велика кількість вхідних даних.

При заданні середньоквадратичної похибки навчання мережі 0.1 (10 %) – кількість нейронів прихованого рівня – 30; 0.2 (20 %) – 21; 0.3 (30 %) – 14; 0.4 (40%) – 6; 0.5 (50%) – 2 нейрони прихованого рівня відповідно. Хоч при похибці навчання мережі 0.4 та 0.5 структура ШНМ з РБФ оптимізується до 6 і

2 нейронів прихованого рівня відповідно, проте, як свідчать результати проведених експериментів, мережа не володіє прогностичними властивостями.

З огляду на вищесказане, для проведення досліджень та одержання результатів обрано оптимальну структуру штучної нейронної мережі з радіально-базисними функціями 8:14:18.

Велике значення для формування структури ШНМ з РБФ має коефіцієнт згладження (параметр впливу, параметр ширини вікон радіально-базисних функцій). Вибір коефіцієнта згладження є абсолютно емпіричним, і при неправильному заданні значення коефіцієнта формується структура ШНМ з РБФ, що не володіє прогностичними властивостями. В результаті проведених досліджень оптимальне значення параметра впливу (параметра ширини вікон РБФ) встановлено у розмірі 600000. Якщо значення параметра ширини вікна РБФ вибрати меншим або більшим, ніж оптимальне значення, то ускладнюється структура ШНМ з РБФ (кількість нейронів прихованого рівня збільшується до 17 і 24 відповідно) й погіршуються її прогностичні властивості.

Нище на рисунках можна прослідкувати, як себе веде ШНМ з РБФ, навчаючись та прогнозуючи індикатор зовнішньоекономічної безпеки держави - імпорт, якщо коефіцієнт згладження обрано надто малого розміру (рис.4) та надто великого розміру (рис. 5).

Таким чином, наведений приклад показує можливість настроювання структури ШНМ з РБФ на основі задання параметра впливу (ширини вікон РБФ), що ілюструє переваги ШНМ з РБФ порівняно із штучними нейронними мережами персептронного типу.

В той же час на рис.4 і 5 видно, що загальним недоліком методів ідентифікації ШНМ радіального типу є те, що критерій узагальнення між експериментальними даними та екстрапольованими на основі штучної нейронної мережі з РБФ базується на мінімізації середньоквадратичної похибки, що призводить до переускладнення структури мережі.

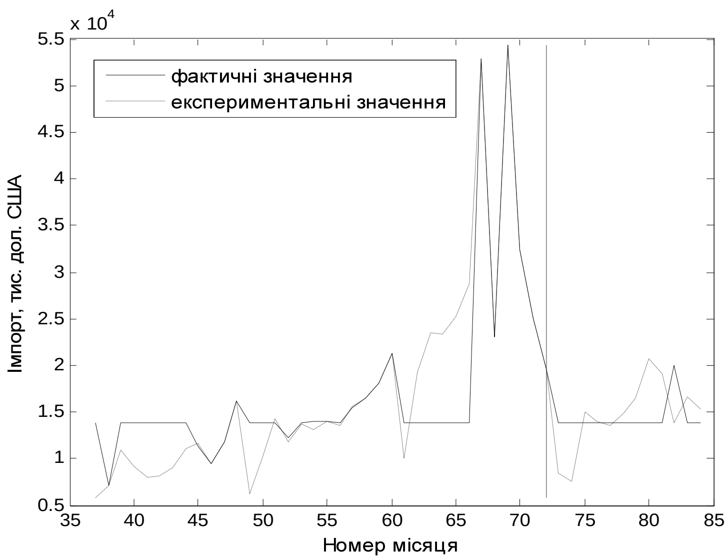

Рис. 4. Прогнозування імпорту на основі структури ШНМ з РБВ із надто малим параметром впливу.

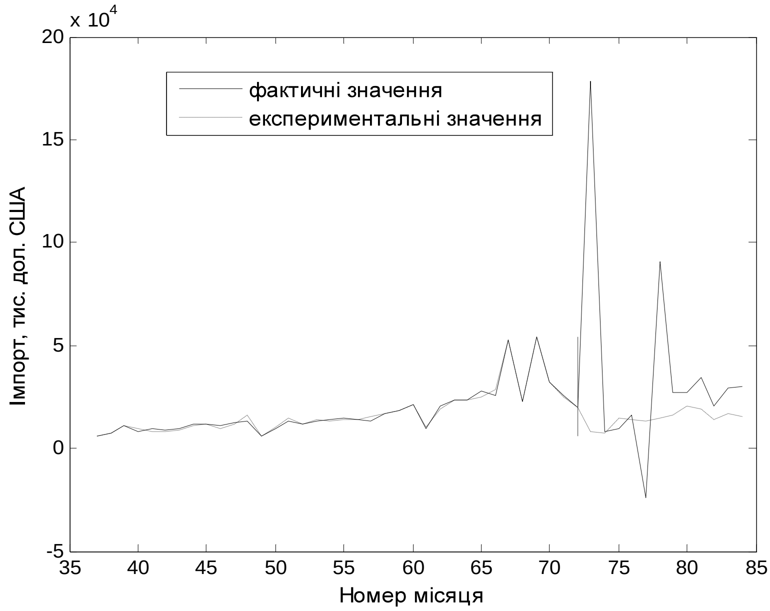

Рис. 5. Прогнозування імпорту на основі структури ШНМ з РБВ із надто великим параметром впливу.

Особливо таке переускладнення буде відчутним при малій вибірці даних, тому логічно перейти при ідентифікації ШНМ з РБФ від критерію мінімізації середньоквадратичного відхилення до критерію забезпечення заданої точності. При цьому для апроксимації складнозмінних процесів з малою амплітудою, припускаючи наявну дію неврахованих факторів, потрібно ставити умову вкладення цих швидкозмінних процесів в деякий коридор, що визначає максимальну амплітуду шумів при заданих вхідних змінних.

Найкращий прогноз імпорту – індикатора зовнішньоекономічної безпеки держави, який продукує описана вище оптимальна структура ШНМ з РБФ представлено на рисунку 6.

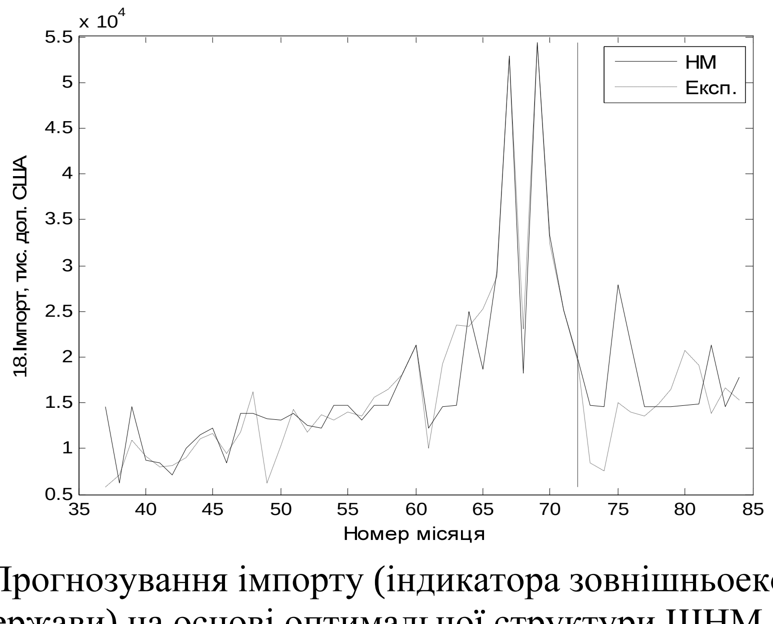

Рис. 6. Прогнозування імпорту (індикатора зовнішньоекономічної безпеки держави) на основі оптимальної структури ШНМ з РБФ

Узагальнення напрямків дослідження структурної та параметричної ідентифікації ШНМ з РБФ.

Проведений грунтовний аналіз особливостей функціонування та структурно-параметричної ідентифікації ШНМ з РБФ, а також застосування цих методів для конкретного прикладу з метою настроювання структури ШНМ з РБФ показав, що :

- ШНМ з РБФ володіють адаптивними властивостями для настроювання власної структури за критерієм мінімізації середньоквадратичного відхилення між експериментальними та модельованими даними;

- прогностичні властивості ШНМ радіального типу можуть суттєво погіршуватися через переускладнення її структури (збільшення нейронів прихованого рівня);

- оптимальна кількість нейронів прихованого рівня може бути визначена через параметр ширини вікна РБФ;

- оптимальна кількість нейронів з точки зору мінімізації середньоквадратичної похибки може бути визначена через параметр впливу, що забезпечує високі апроксимаційні властивості ШНМ з РБФ. В той же час прогностичні властивості ШНМ радіального типу можуть непередбачено погіршуватися для структури з оптимальними апроксимаційними характеристиками. Цей факт уможливлює зробити висновок, що на прогностичні властивості ШНМ з РБФ суттєво впливає вихідний шум, приведений до вихідної характеристики.

Враховуючи проведений аналіз встановлено, що ідентифікація ШНМ з РБФ є важливим етапом при розв'язуванні задач прогнозування. Однак існують труднощі при визначенні оптимальної структури ШНМ радіального типу, яка б володіла прогностичними властивостями. Вказана задачу можна розв'язати шляхом розробки формального методу.

Оскільки досліджувальні величини є стохастичні, їм притаманні збурення або шуми, то, можливо, для зниження складності структурної ідентифікації ШНМ з РБФ доцільно використати згладжування вхідних даних, однак у працях не існує конкретного підходу щодо вирішення даної проблеми. Застосування інтервального підходу, який враховує особливості реального об'єкта, а також обмеження різного виду, забезпечить спрощення структури ШНМ радіального типу. Методи побудови моделей, в основі яких лежить інтервальний підхід, грунтуються на гіпотезах, які легко перевіряються на практиці і не вимагають великих вибірок даних для забезпечення адекватності моделей.

Із досліджень особливостей структурно-параметричної ідентифікації ШНМ з РБФ випливає, що для покращення якості результатів розглянутої задачі потрібно застосувати метод інтервального аналізу даних. Використання методу інтервального аналізу даних з врахуванням обмежених амплітуд похибок забезпечить гарантовані прогностичні властивості в межах похибок експериментальних даних.

В процесі аналізу встановлено, що існують подібні роботи, що базуються на еліпсоїдній оцінці, які призводять до ускладнення структури мережі, тому перспективними напрямами дослідження є використання теоретико-множинного підходу, який уможливлює будувати оцінки параметрів ШНМ з РБФ в умовах обмеженого за амплітудою шуму вихідних даних.

Література

1. Горбань А.Н., Дунин-Барковский В. Л., Кирдин А.Н. и др. Нейроинформатика. – Новосибирск: Наука. Сибирское предприятие РАН, 1998. – 296 с.

2. Круглов В.В., Борисов В.В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика. – 1-е. – М.: Горячая линия - Телеком, 2001. – 382 с.

3. http://www.nbuv.gov.ua (Яблоков І.В. Логістичні принципи прогнозування розподілу транспортних потоків на основі нейронних мереж // Збірник наукових праць МННЦ ІТіС. Випуск 14. – Київ, 2009. – С. 144-149)

4. Галушкин А.И. Теория нейронных сетей. Кн. 1:Учебное пособие для вузов. – М.:ИПРЖР, 2000. – 416 с.

5. Головко В.А. Нейроинтелект: теория и применение. Книга 2. Самоорганизация, отказоустойчивость и применение нейронных сетей: Брест. Изд. БПИ, 1999 – 228 с.

6. Nelles O. Nonlinear Systems Identification. – Berlin: Springer, 2001.–785 p.

7. Бодянский Е.В., Руденко О.Г. Искусственные нейронные сети: архитектуры, обучение, применения // Харьков: ТЕЛЕТЕХ, 2004. – 372 с.

8. Руденко О.Г., Бодянський Є.В. Штучні нейронні мережі:Навчальний посібник. – Харків: ТОВ "Компанія СМІТ", 2006. – 404 с.

9. http://www.nbuv.gov.ua (Литвиненко В.І., Фефелов А.О., Дідик О.О. Методологія синтезу колективу радіально-базисних мереж для розв'язання задач класифікації за допомогою алгоритму клонального відбору // Наукові праці. Том 106. – Випуск 93, 2009. - С. 114-126).

10. Bodyanskiy Y., Gorshkov Y., Kolodyazhniy V., Pliss I. Rough Sets-Based Recursive Learning Algorithm for Radial Basis Function Networks – Berlin: Springer-Verlag, 2005. – pages 59-65.

11. Дивак М. П. Допустиме оцінювання множини параметрів статичної системи в класі багатомірних еліпсоїдів. //Комп'ютинг.- 2002.-Том 1.- №1.- С.108- 114.