

Володимир МАРТИНЮК
Микола ДИВАК
Надія САВКА

МОДЕЛЮВАННЯ ІНДИКАТОРІВ ЕКОНОМІЧНОЇ БЕЗПЕКИ ДЕРЖАВИ ЗАСОБАМИ ШТУЧНОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ З РАДІАЛЬНО-БАЗИСНИМИ ФУНКЦІЯМИ

Акцентовано увагу на можливостях використання штучних нейронних мереж з радіально-базисними функціями для моделювання розвитку і взаємозв'язків між різними економічними явищами і процесами. На основі низки експериментів обґрунтовано оптимальну структуру штучної нейронної мережі з радіально-базисними функціями, що дозволило моделювати значення індикаторів економічної безпеки держави.

В сучасних умовах постійної зміни світових тенденцій економічного розвитку та щоденної появи внутрішніх і зовнішніх загроз стабільному економічному зростанню України, важливим завданням для науки і практики є не лише оцінка поточного стану національної економіки, який може бути комплексно охарактеризований за допомогою індикаторів економічної безпеки (ЕКБ) держави, а й передбачення їх значень на найближче майбутнє. Таке передбачення не можливе без урахування впливу різноманітних чинників як на окремі складові, так і на загальний рівень ЕКБ держави. Напрацювання відповідної методологічної бази дозволить з певною ймовірністю передбачати значення окремих індикаторів ЕКБ, а отже, і реалізувати відповідні управлінські рішення для мінімізації негативних наслідків впливу окремих економічних загроз.

Серед вітчизняних та зарубіжних науковців, дослідження яких присвячені проблемам оцінки ЕКБ держави, варто відмітити праці Н. Воропая, О. Власюка, В. Гейця, Я. Жаліла, В. Мунтіяна, С. Пирожкова,

А. Сухорукова, І. Недіна, А. Татаркіна. Однак в цих дослідженнях основна увага приділяється методичним підходам щодо оцінки фактичних значень індикаторів ЕКБ держави, а не їх моделюванню та прогнозуванню. Незважаючи на наявність великої кількості публікацій щодо методів моделювання економічних показників та індикаторів, в умовах економічної нестабільності, необ'єктивності та "зашумленості" статистичних даних виникає проблема вибору адекватних структур моделей економічних індикаторів.

Метою статті є наукове обґрунтування структури моделей індикаторів ЕКБ держави у вигляді штучних нейронних мереж з радіально-базисними функціями, а також підтвердження адекватності таких моделей на конкретних прикладах.

У нашому дослідженні проведена оцінка існуючих взаємозв'язків та взаємовпливів між показниками, що характеризують ефективність функціонування митної системи держави та індикаторами ЕКБ України. В його основі закладено припущення про те, що митна система несе в собі по-

тужний мультиплікативний потенціал, що здійснює безпосередній вплив на індикатори ЕКБ практично по всіх її складових. Оскільки індикатори ЕКБ є, насамперед, критеріальними показниками, які дозволяють робити висновки про стан та тенденції економічного розвитку всіх складових економічної системи держави, то отримані результати дають змогу зробити висновки про вплив окремих елементів та митної системи загалом на економічне зростання та суспільний добробут країни.

Вплив митної системи на складові ЕКБ розглядається з урахуванням того фактора, що основним джерелом формування програмно-цільових пріоритетів щодо удосконалення митної системи держави є максимізація бюджетних надходжень та вигод від міжнародної торгівлі. Звідси можна припускати, що основними чинниками, які впливають на ефективність управління митною системою, є нормативно-правове забезпечення (комплексний характер, адаптація до вимог СОТ), інформаційне та фінансове забезпечення її функціонування. У свою чергу, існує тісний взаємозв'язок між окремими етапами управління митною системою, що може здійснювати як позитивний, так і негативний синергетичний вплив на індикатори ЕКБ. Зокрема, не викликає сумніву існування тісного взаємозв'язку між плануванням та прогнозуванням обсягів надходжень митних платежів до бюджету, митним регулюванням та механізмом митного контролю.

Для прикладу, збільшення обсягів зовнішньоторговельних операцій обов'язково покращить показники виробничої та зовнішньоекономічної безпеки і через збільшення відрахувань до бюджету – індикатори фінансової безпеки. Міжнародний обмін передовими технологіями сприятиме покращенню показників інноваційної безпеки (рис. 1).

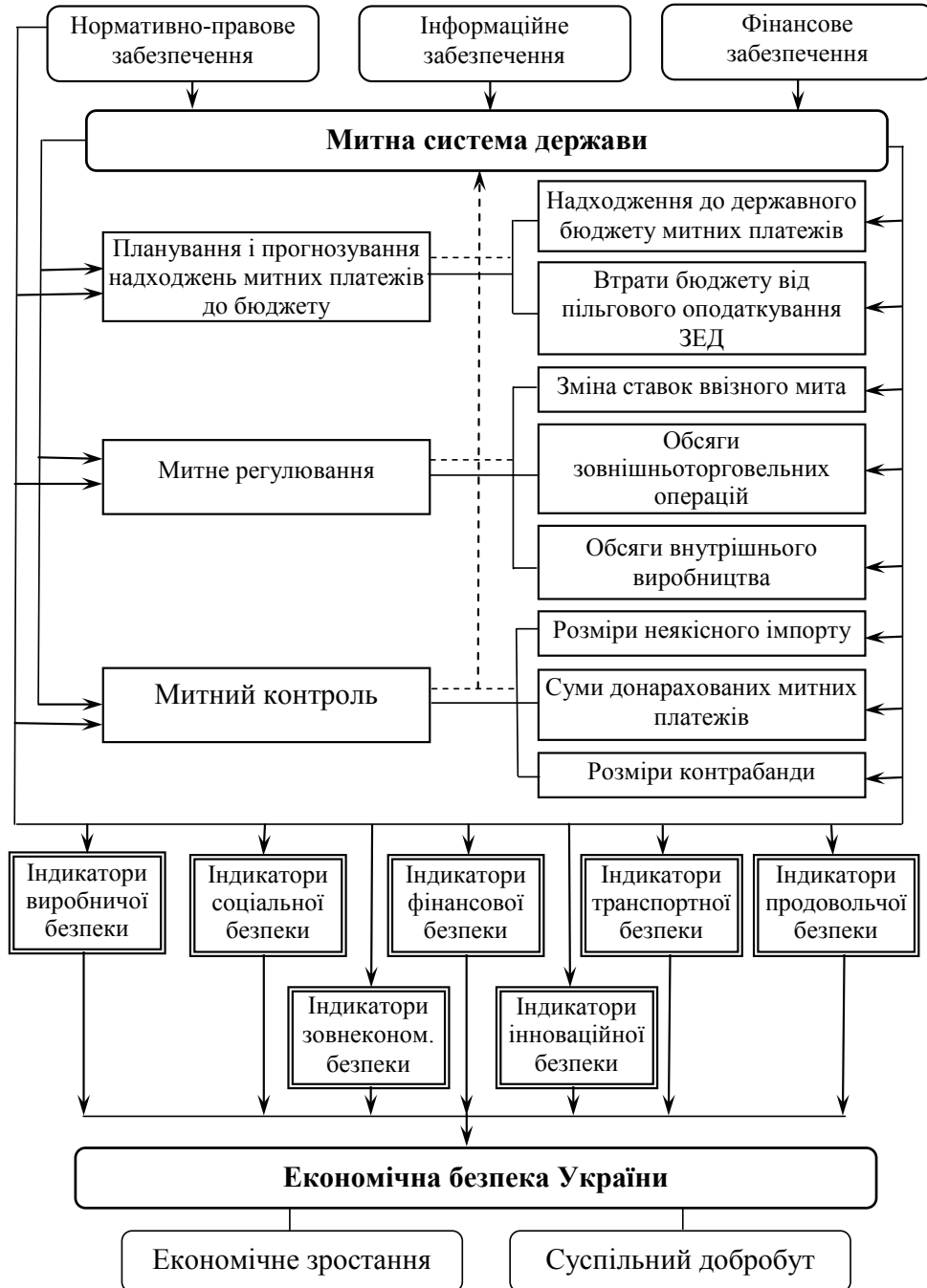
Як видно з рис. 1, модель впливу митної системи на індикатори ЕКБ держави є склад-

ною, нелінійною, а вихідні дані, що будуть використовуватися в процесі моделювання – не точними і часто випадковими. Враховуючи нестаціонарність процесів, що визначають вплив митної системи на ЕКБ держави, вибір структури моделі взаємозв'язку є надзвичайно складним завданням.

Найчастіше для моделювання економічних явищ і процесів використовують регресійні моделі. Проте за умов нестаціонарності процесів, нелінійності взаємозв'язків між показниками, що характеризують митну систему та індикаторами ЕКБ держави, а також в умовах відсутності об'єктивних статистичних даних використання стохастичного підходу, зокрема регресійного аналізу, не дає можливості отримати наукові результати, які відображали б об'єктивну економічну дійсність. До того ж, такі пакети прикладних програм як Statistica, MS Excel, що можуть бути використані для моделювання, вимагають дослідження статистичних характеристик як індикаторів ЕКБ і показників ефективності функціонування митної системи, так і чинників впливу на них, що, за умов обмежених статистичних даних, є практично неможливим.

Останнім часом для моделювання економічних систем почали широко застосовувати штучні нейронні мережі (ШНМ). Зокрема, для цих цілей переважно використовують ШНМ перцептронного типу, які забезпечують хороші апроксимаційні можливості моделі. Водночас метою моделювання індикаторів ЕКБ, залежно від показників ефективності функціонування митної системи держави, є не просте відтворення взаємозв'язків, а прогнозування значень цих індикаторів за умови певного реформування митної системи. Такі вимоги до моделювання роблять неможливим використання ШНМ перцептронного типу.

Серед значної кількості видів нейронних мереж (Курти Кохонена, мережі



Примітка. —> Прямий вплив - -> Зворотний вплив — Взаємозв'язок

Рис. 1. Контур впливу митної системи держави на складові ЕКБ

Карпентера і Гроссберга, Хопфілда) особливим класом, з позиції моделювання розвитку різних економічних явищ і процесів, а також впливу на них різноманітних чинників, є ШНМ з радіально-базисними функціями (Radial Basis Function Neural Network – RBFN, RBF-мережі, РБФ-мережі). Як показують результати проведених досліджень, цей вид ШНМ є не тільки потужним засобом апроксимації нелінійних функцій багатьох змінних, а й дає змогу досить вдало прогнозувати досліджувані процеси. Такі мережі мають просту архітектуру і високу швидкість навчання.

РБФ-мережі 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 [4].

Радіально-базисна функція передачі – цей тип функцій приймає як аргумент відстань між вхідним вектором і деяким наперед заданим центром активаційної функції. Значення її тим вище, чим ближче до центру вхідний вектор [5]. Як радіально-базисну можна, наприклад, використовувати функцію Гауса:

$$y = \exp\left(-\frac{(S-R)^2}{2\sigma^2}\right),$$

де $S = \|X - C\|$ – відстань між центром C і вектором вхідних сигналів X . Скалярний параметр σ визначає швидкість спадання функції при віддаленні вектора від центру і називається шириною вікна, параметр R визначає зсув активаційної функції по осі абсцис. В якості відстані між векторами можуть бути використані різні метрики [2, 349], зазвичай використовується евклідова відстань:

$$S = \sqrt{\sum_{j=1}^N (x_j - c_j)^2},$$

де x_j – j -та компонента вектора, поданого на вхід нейрона,

c_j – j -та компонента вектора, що визначає положення центру передавальної функції.

РБФ-мережа складається із вхідного, єдиного прихованого (радіально-базисного) і лінійного (вихідного) шарів. Вхідний шар складається із сенсорів (синаптичних контактів), що з'єднують мережу із зовнішнім середовищем. Нейрони прихованого шару діють за принципом центрування на елементах навчальної вибірки. В якості центрів виступає вагова матриця. Навколо кожного центру існує область, названа радіусом. Радіус (чутливість мережі) коректується за допомогою вектора коефіцієнтів згладжування $(\sigma_1, \dots, \sigma_m)$. Функція перетворення (функція Гауса $f(x) = e^{-\frac{(x-c)^2}{2\sigma^2}}$), що набуває значень в інтервалі від 0 до 1, визначає вихід прихованого шару. Вихідний шар містить звичайні лінійні або сигмоїдні нейрони. У спосіб настроювання ваг визначають вихід мережі.

Властивості такої штучної нейромережі повністю визначаються радіально-базисними функціями, що використовуються в нейронах прихованого шару і формують деякий базис для вхідних векторів-образів x . Радіально-базисна функція $\varphi(x) = \Phi(\|x - c\|, \sigma) = \Phi(r, \sigma)$ – це багатовимірна функція, яка залежить від відстані між вхідним вектором x та власним центром c , і параметру ширини (масштабу) σ [3]. Таким чином, кожен нейрон прихованого шару визначає відстань між вхідним вектором та своїм центром і виконує над ним деяке нелінійне перетворення $\Phi(r; \sigma)$.

У більшості випадків, пов'язаних із практичними задачами, центри вузлів c_i та параметри ширини σ_i фіксовані, а налаштовуються лише синаптичні ваги w_i . Для вирішення більш складних задач до уваги бе-

руться всі три множини параметрів $c_i \in R^n$, σ_p , $w_i \in R^l$, $i = 0, 1, 2, \dots, h$.

До основних переваг використання ШНМ з РБФ порівняно з іншими ШНМ можна віднести [1]:

- в ШНМ з РБФ присутній лише один прихований шар, що спрощує структуру мережі;
- характеризуються високою швидкістю навчання;
- здатні навчатися на неоднорідній вибірці даних;
- можуть моделювати системи з глибокою нестабільністю;
- здатні будувати моделі динаміки нестационарних об'єктів;
- володіють прогностичними властивостями;
- здатні моделювати та прогнозувати випадкові процеси.

Саме наявність таких переваг зумовила вибір цього типу ШНМ для дослідження впливу змін у митній системі на індикатори ЕКБ держави.

Узагальнена структура ШНМ з РБФ зображена на рис. 2, де введено такі позначення:

$X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ – вектор входів мережі;

(W^r) – вагова матриця, яка виступає у якості центрів;

$(dist)$ – блок, у якому відбувається обчислення евклідової відстані між вхідним вектором (X) і відповідним центром c_i ;

$(\sigma_1, \dots, \sigma_m)$ – коефіцієнти згладжування (параметри впливу, параметр ширини вікна РБФ), за допомогою яких коректується радіус (чутливість) мережі;

$f_i(x)$ – базисна функція;

(W^l) – вагова матриця звичайних лінійних або сигмоїдних нейронів вихідного шару, що визначає вихід мережі;

$\bar{Y} = (y_1, y_2, \dots, y_j)$ – вихід мережі.

Поведінка ШНМ з РБФ багато в чому залежить від кількості та положення радіальних базисних функцій прихованого шару. Справді, для будь-якого дійсного n -мірного вхідного вектора $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, де $x \in X \subset R_n$ вихід мережі визначатиметься у такий спосіб:

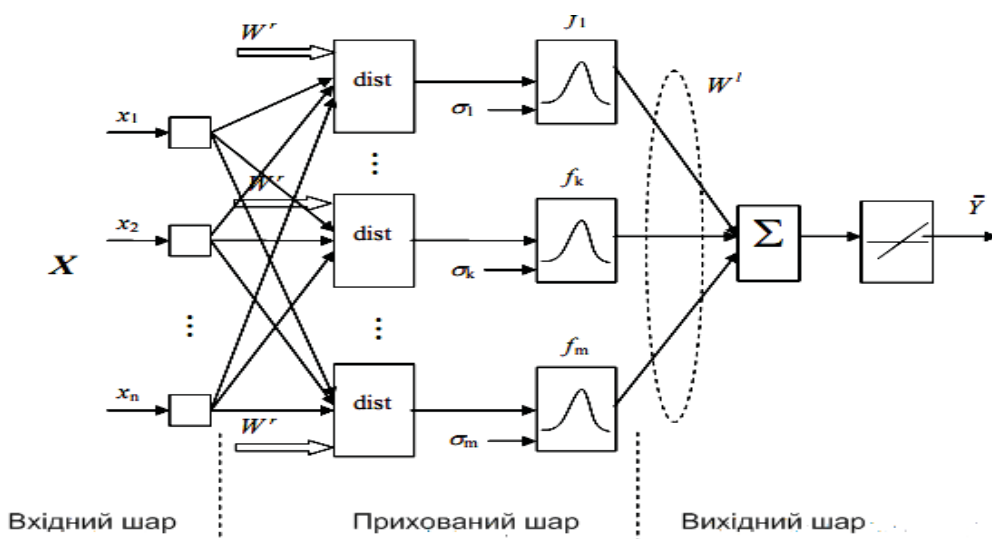


Рис. 2. Узагальнена архітектура штучної нейронної мережі з радіально-базисними функціями [1]

$$y_i = \sum_{k=1}^m w_{ik}^l f_k \left(\text{dist} \left(x, w_k^r \right), \sigma_k \right),$$

де $w_k^l \in W^l$, $i = \overline{1, p}$ – ваги лінійного шару,

$w_k^r \in W^r$ – центри радіально-базисних функцій.

Штучну нейромережу з РБФ характеризують три типи параметрів [1; 4]:

- лінійні вагові параметри вихідного шару w_{ij} (входять в опис мережі лінійно);
- центри c_i – нелінійні (входять в опис нейромережі нелінійно) параметри прихованого шару;
- відхилення (радіуси базисних функцій) σ_{ij} – нелінійні параметри прихованого шару.

Отже, як бачимо, перевагою використання таких ШНМ для моделювання індикаторів ЕКБ держави є суттєве спрощення структури моделі, оскільки використовуються радіальні базисні функції, а задача навчання передбачає визначення вагових коефіцієнтів, синоптичних зв'язків вихідного шару мережі. При цьому нейронна мережа має один прихований шар з нелінійними функціями активації, параметри яких настроюються. Цим самим забезпечується, з одного боку, простота структури моделі, а з іншого – достатні апроксимаційні та прогностичні властивості, при незначних “зашумлених” вибірках даних. Саме тому, для моделювання значень індикаторів ЕКБ держави та прогнозування впливу на них показників ефективності функціонування митної системи, вибрано ШНМ з РБФ.

З метою кращого абстрагування від впливу багатьох екзогенних та ендогенних чинників, при дослідженні впливу змін у митній системі на індикатори ЕКБ, дослідження були проведені на мезорівні. В якості чинників впливу (вхідних даних), на основі офіційної звітної інформації, відібрано вісім показників за 2003–2009 рр., що характеризують ефективність роботи Тернопільської митниці. Серед них: розміри перерахування

митних платежів до держбюджету, кількість оформлених вантажів, кількість оформлених вантажно-митних декларацій, кількість оформлених транспортних засобів, кількість оформлених попередніх декларацій, кількість оформлених попередніх повідомлень, кількість заведених справ про порушення митних правил, справ про контрабанду. Результативними показниками стали вісімнадцять індикаторів ЕКБ Тернопільської області за 2003–2009 рр., які комплексно характеризують економічний стан регіону щодо виробничої, соціальної, фінансової, продовольчої, транспортної, енергетичної, зовнішньоекономічної безпеки, згрупованих на основі джерел [6; 7].

Для навчання мережі та формування її структури було використано середовище MATLAB, оскільки воно дозволяє швидко опрацьовувати великі обсяги статистичних даних, а його інструменти надають велику кількість можливостей для аналізу даних, які покривають майже всі області математики, в тому числі і ШНМ.

Для навчання ШНМ з РБФ використовується найчастіше однокроковий алгоритм навчання Відроу-Хоффа [3] та багатокроковий алгоритм навчання. При навчанні нейромережі за однокроковим алгоритмом структура мережі формується таким чином, що кількість нейронів прихованого (радіально-базисного) шару дорівнює числу елементів навчальної вибірки, а похибка навчання при цьому дорівнює нулю [3]. Суттєвим недоліком однокрокового алгоритму навчання є те, що він формує мережу із кількістю нейронів радіально-базисного рівня, яка дорівнює кількості елементів навчальної вибірки. За допомогою цього алгоритму навчання нейромережі неможливо отримати адекватні прості моделі у випадках роботи з великими об'ємами навчальної вибірки. Тому в своєму дослідженні ми використали багатокроковий алгоритм навчання.

Багатокроковий алгоритм навчання мереж формує модель ШНМ з РБФ з оптимальною кількістю нейронів прихованого рівня. Створюється дворівнева мережа. Перший рівень складається з радіально-базисних нейронів і обчислює свої зважені входи за допомогою функції евклідової відстані dist , а також свої питомі входи. Другий рівень складається з простих лінійних нейронів ($y = f(x) = x$) та обчислює свій зважений вхід та свої питомі входи за допомогою відповідних функцій.

На початку роботи алгоритму радіально-базисний рівень не містить нейронів. Нейрони додаються до прихованого шару до тих пір, поки сума квадратів середньоквадратичних похибок мережі не стане меншою за задане значення, або не буде використано

максимальної кількості нейронів. На наступному етапі розраховується прогноз мережі:

- знаходиться вхідний вектор (y нашому випадку – це реалізація входів у той чи інший місяць) з найбільшим значенням середньоквадратичної похибки;
- додається радіально-базисний нейрон з вагами, що дорівнюють цьому вектору;
- ваги простого лінійного рівня реорганізуються в такий спосіб, щоб мінімізувати середньоквадратичну похибку.

На рис. 3 наведена початкова структура ШНМ з РБФ, де $x_1 - x_8$ – показники, що характеризують ефективність функціонування митної системи, а $y_1 - y_{18}$ – індикатори ЕКБ регіону.

Як видно з рис. 3, структура ШНМ з РБФ 8:36:18 формується тоді, коли ми задаємо

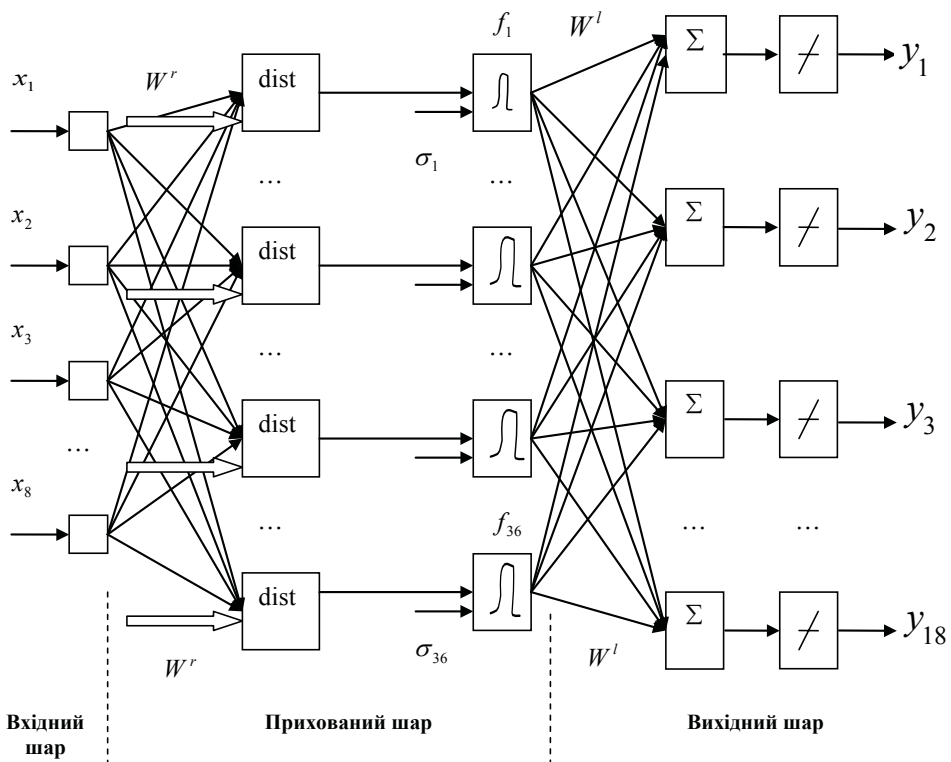


Рис. 3 Початкова структура ШНМ з РБФ (середньоквадратична похибка навчання дорівнює нулю)

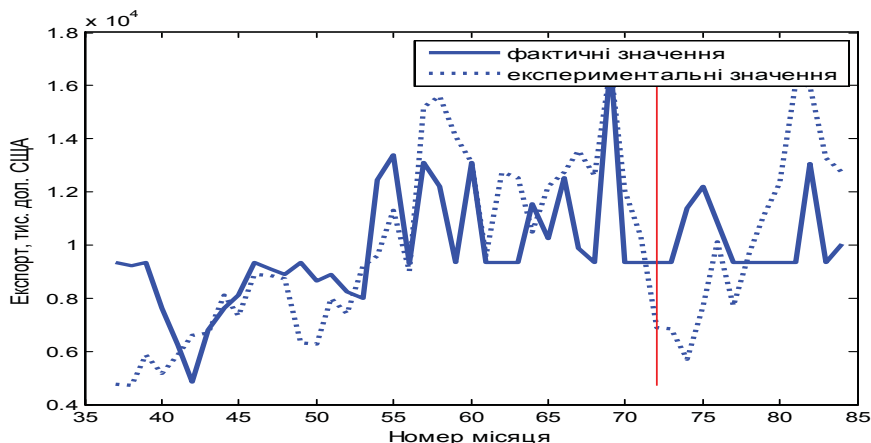


Рис. 4. Прогнозування обсягів експорту на основі структури ШНМ радіального типу із заданою похибкою навчання 0,4¹

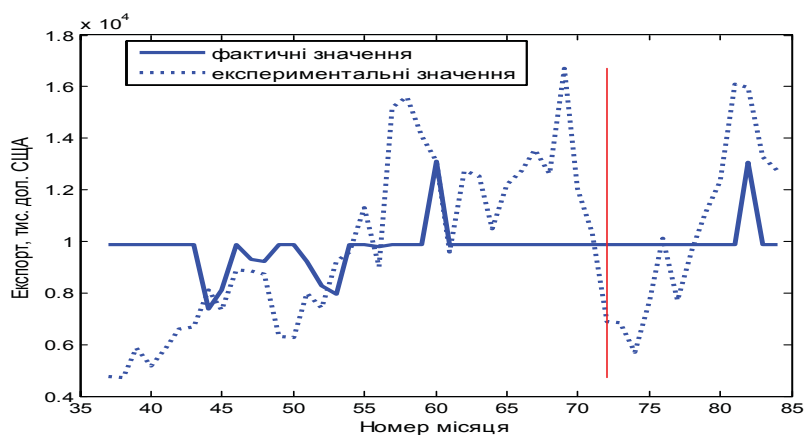


Рис. 5. Прогнозування обсягів експорту на основі структури ШНМ радіального типу із заданою похибкою навчання 0,5

середньоквадратичну похибку навчання, що дорівнює нулю. Кількість нейронів прихованого рівня при цьому дорівнює кількості елементів навчальної вибірки. Із проведених досліджень можна зробити висновок, що дана структура мережі переускладнена.

При середньоквадратичній похибці навчання мережі 10% – кількість нейронів прихованого рівня дорівнюватиме 30; при похибці 20% – 21 нейрон; при похибці 30% – 14 нейронів; при похибці 40% – 6 нейронів;

при похибці 50% – 2 нейрони прихованого рівня відповідно. Хоч при похибці навчання мережі 40% та 50% структура ШНМ з РБФ оптимізується до 6 і 2 нейронів прихованого рівня, проте, як свідчать результати проведених експериментів (рис. 4, 5), дана структура не забезпечує достатніх прогностичних властивостей.

¹ На цьому і всіх наступних рисунках під "експериментальними значеннями" позначено дані, на основі яких мережа навчалася, а під "фактичними значеннями" – результати, які показувала ШНМ після навчання.

На формування структури мережі впливає також коефіцієнт згладжування (параметр ширини вікна РБФ), який, зазвичай, обирають експериментально. Значення параметру має бути велике, щоб перекрити активні області базисних функцій. Це забезпечує необхідну гладкість апроксимуючих кривих і передує виникненню ситуації перенавчання мережі. Однак значення параметру впливу не повинно бути настільки

великим, щоб радіально-базисна функція показувала однакові за значенням всі значення входу.

Вибір коефіцієнта згладжування є абсолютно емпіричним, і якщо не правильно задані його значення, то ускладнюється структура ШНМ з РБФ й погіршуються її прогностичні властивості. На рис. 6–7, на прикладі індикатора “експорт”, проілюстровано, як зміна параметра ширини вікон

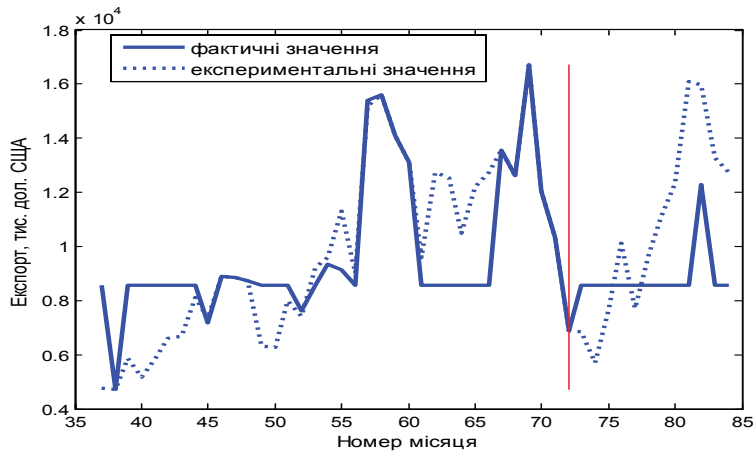


Рис. 6. Прогнозування обсягів експорту на основі структури ШНМ з РБФ із надто малим параметром впливу

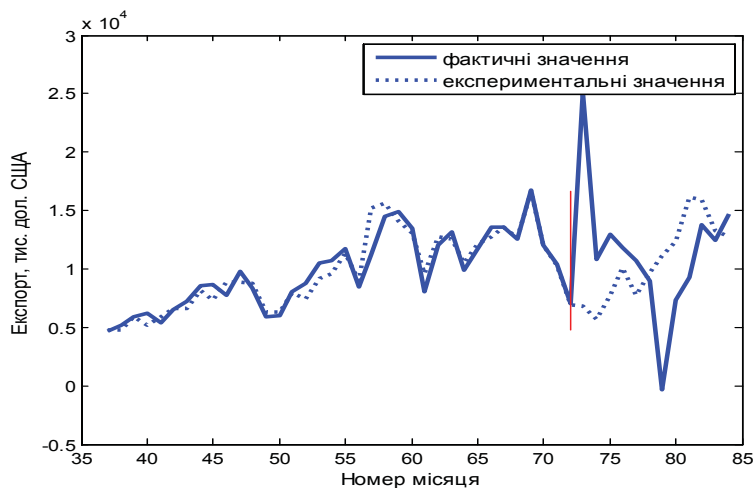


Рис. 7. Прогнозування обсягів експорту на основі структури ШНМ з РБФ із надто великим параметром впливу

РБФ впливає на структуру ШНМ з РБФ та її прогностичні властивості.

У результаті проведених досліджень оптимальне значення параметра впливу (параметра ширини вікон РБФ) встановлено у розмірі 600000, що дало можливість

спрогнозувати достатньо складну динаміку індикаторів ЕКБ, залежно від чинників, що характеризують митну систему. Приклад такої моделі наведено на рис. 8, а оптимальну структуру, на основі якої отримано прогноз, – на рис. 9.

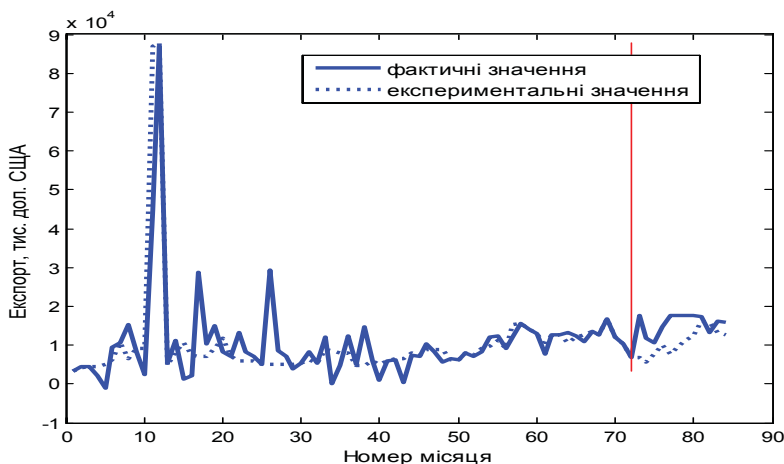


Рис. 8. Прогнозування значень індикатора ЕКБ “експорт”

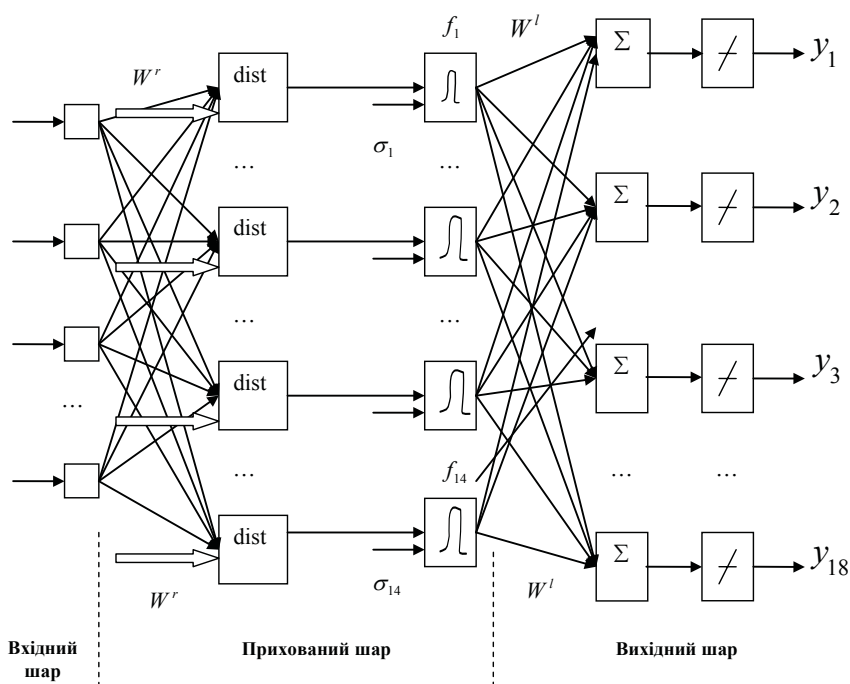


Рис. 9. Оптимальна структура ШНМ з РБФ

Як видно з результатів проведених досліджень, оптимальною структурою ШНМ з РБФ є: 8:14:18 (допустима середньоквадратична похибка навчання мережі 30%, параметр впливу 600000).

Для подальшої перевірки адекватності отриманої структури моделі було проведено два види обчислювальних експериментів:

1. На основі навчальної вибірки даних (показниках ефективності роботи Тернопільської митниці та індикаторах ЕКБ Тернопільської області) за 2003–2008 рр. було здійснено спробу, за допомогою ШНМ з РБФ спрогнозувати значення індикаторів ЕКБ Тернопільської області на 2009 р. (як приклад – див. рис. 8).

2. Спрогнозовано значення індикаторів ЕКБ Тернопільської області на 2009 р. за допомогою структури ШНМ з РБФ, яка навчалася на вибірці даних (чинниках впливу на показники ЕКБ та основних індикаторах ЕКБ Тернопільської області) 2006–2008 рр.

Отримані результати прогнозування значень індикаторів ЕКБ Тернопільської області були порівняні між собою з метою визначення, на основі якої кількості даних РБФ-мережа дає кращий прогноз. Отримані прогнозні значення індикаторів ЕКБ також було порівняно з їхніми фактичними значеннями, наведеними в офіційних статистичних джерелах.

Як показують результати проведених експериментів, особливої різниці в отриманих результатах прогнозування значень індикаторів ЕКБ на основі статистичної вибірки 2003–2008 рр. та 2006–2008 рр. немає. Як в першому варіанті, так і в другому нейронна мережа при навчанні добре описує фактичний тренд окремих індикаторів ЕКБ регіону. На основі отриманої структури мережі проводилося прогнозування індикаторів ЕКБ регіону і перевірка адекватності отриманих прогнозних значень, що дало змогу встановити деякі важливі впливи по-

казників ефективності функціонування митної системи на індикатори ЕКБ регіону.

Загалом же, отримані результати проведених експериментів дозволяють зробити висновок про те, що дана структура ШНМ з РБФ добре описує тенденцію зміни індикаторів ЕКБ регіону на майбутні періоди. Це, в свою чергу, дасть змогу у майбутніх дослідженнях точно встановити взаємозв'язок і взаємовплив між показниками ефективності функціонування митної системи та окремими індикаторами ЕКБ регіону.

Література

1. Бодянский Е. В., Руденко О. Г. *Искусственные нейронные сети: архитектуры, обучение, применения.* – Харьков: ТЕЛТЕХ, 2004. – 369 с.
2. Круглов В. В., Борисов В. В. *Искусственные нейронные сети. Теория и практика.* – М.: Горячая линия – Телеком, 2001. – 382 с.
3. Oliver Nelles. *Nonlinear System Identification: from Classical Approaches to Neural Networks and Fuzzy Models.* – Berlin: Springer, 2001 – 785 p.
4. Руденко О. Г., Бодянский Е. В. *Штучні нейронні мережі: Навчальний посібник.* – Харків: ТОВ “Компанія СМІТ”, 2006. – 404 с.
5. Ясницкий Л. Н. *Введение в искусственный интеллект.* – М.: Издательский центр “Академия”, 2008. – 176 с.
6. *Статистичний щорічник Тернопільської області за 2008 рік / За ред. В. Г. Кирича.* – Тернопіль: Головне управління статистики в Тернопільській області, 2009. – 476 с.
7. *Офіційний веб-сайт Головного управління статистики в Тернопільській області.* – Режим доступу: <http://www.ternstat.tim.net.ua>.