

Мартинюк В.П., Дивак М.П., Савка Н.Я.

Тернопільський національний економічний університет

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 ряду 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 та 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, але і передбачення їх значень на найближче майбутнє. Таке передбачення не можливе без врахування 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 реалізовувати відповідні управлінські рішення для мінімізації негативних наслідків впливу окремих економічних загроз.

Серед вітчизняних та зарубіжних науковців, дослідження яких присвячені проблемам оцінки ЕКБ держави, слід відмітити праці Воропая Н.І., Власюка О.С., Гейця В.М., Жаліла Я.А., Мунтіяна В.І., Пирожкова С.І., Сухорукова А.І., Недіна І.В., Татаркіна А.І. Однак, в даних 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.

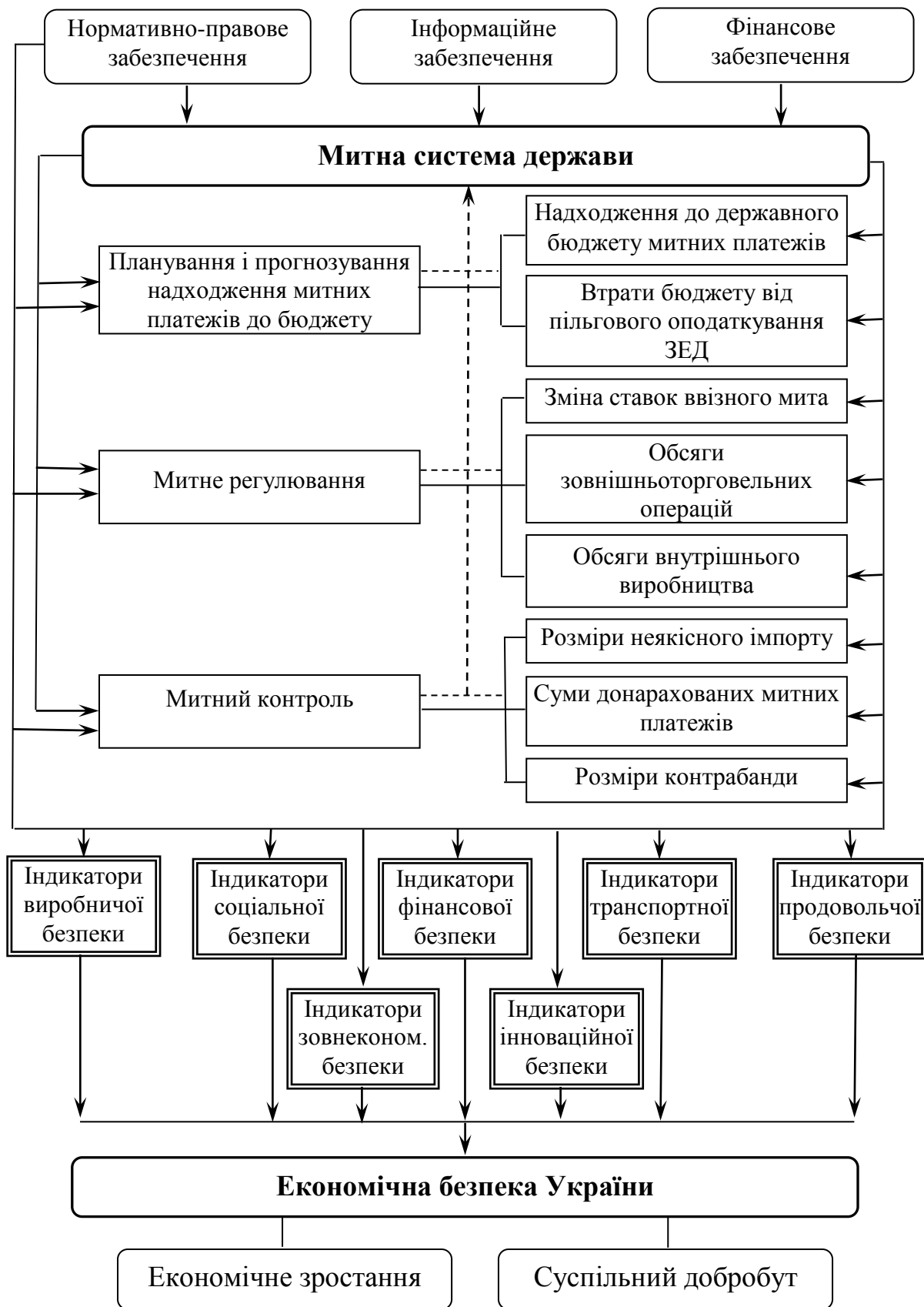
Метою статті є наукове обґрунтування структури моделей індикаторів ЕКБ держави у вигляді штучних нейронних мереж з радіально-базисними функціями, а також підтвердження адекватності таких моделей на конкретних прикладах.

Постановка економічної задачі. У даному дослідженні проведена оцінка існуючих взаємозв'язків та взаємовпливів між показниками, що характеризують ефективність функціонування митної системи держави та індикаторами ЕКБ України. В основі такого дослідження закладено припущення про те, що митна система несе в собі потужний мультиплікативний потенціал, що здійснює безпосередній вплив на індикатори ЕКБ практично по всіх її складових. Оскільки індикатори ЕКБ є перш за все критеріальними показниками, які дозволяють робити висновки про стан та тенденції економічного розвитку всіх складових економічної системи держави, то отримані результати дослідження дозволять зробити висновки про вплив окремих елементів та митної системи в цілому на економічне зростання та суспільний добробут країни.

Вплив митної системи на складові ЕКБ розглядається з врахуванням того фактору, що основним джерелом формування програмно-цільових пріоритетів по вдосконаленню митної системи держави є максимізація бюджетних надходжень та вигод від міжнародної торгівлі. Звідси, можна припускати, що основними чинниками, що впливають на ефективність управління митною системою є нормативно-правове забезпечення (комплексний характер, адаптація до вимог СОТ), інформаційне та фінансове забезпечення функціонування даної системи. 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).



Примітка.

→ Прямий вплив - - - - -> Зворотній вплив ————— Взаємозв'язок

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

Як видно з рисунку, модель впливу митної системи на індикатори ЕКБ держави є складною, нелінійною, а вихідні дані, що будуть використовуватися в процесі моделювання – не точними і часто випадковими. Враховуючи нестационарність процесів, що визначають вплив митної системи на ЕКБ держави, вибір структури моделі взаємозв'язку є надзвичайно складним завданням.

Обґрунтування вибору структури моделі. Найчастіше для моделювання економічних явищ і процесів використовують регресійні моделі. Проте, за умов нестационарності 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 і зокрема, регресійного аналізу не дає можливості отримати наукові результати, які б відображали об'єктивну економічну дійсність. До того ж, такі пакети прикладних програм як Statistica, MS Excel, що можуть бути використанні 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. У той же час, ціллю моделювання індикаторів ЕКБ, в залежності 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 (Карти Кохонена, мережі 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, даний вид ШНМ виступає не тільки

потужним засобом апроксимації нелінійних функцій багатьох змінних, але і дозволяє досить вдало прогнозувати досліджувані процеси. Такі мережі мають досить 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 заданими центром активаційної функції. Значення цієї функції 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, С. 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, а 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  це багатовимірна функція, яка залежить від відстані між вхідним вектором x та власним центром c та параметра 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 синоптичні ваги w_i . Для вирішення більш складних задач до уваги беруться всі три множини параметрів $c_i \in R^n$, $\sigma_i, w_i \in R^1, i=0,1,2,\dots,h$.

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;
- можливість моделювання систем із глибокою нестабільністю;
- можливість побудови моделей динаміки нестационарних об'єктів;
- володіють прогностичними властивостями;
- здатні моделювати та прогнозувати випадкові процеси.

Саме наявність цих переваг зумовила вибір даного 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;

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

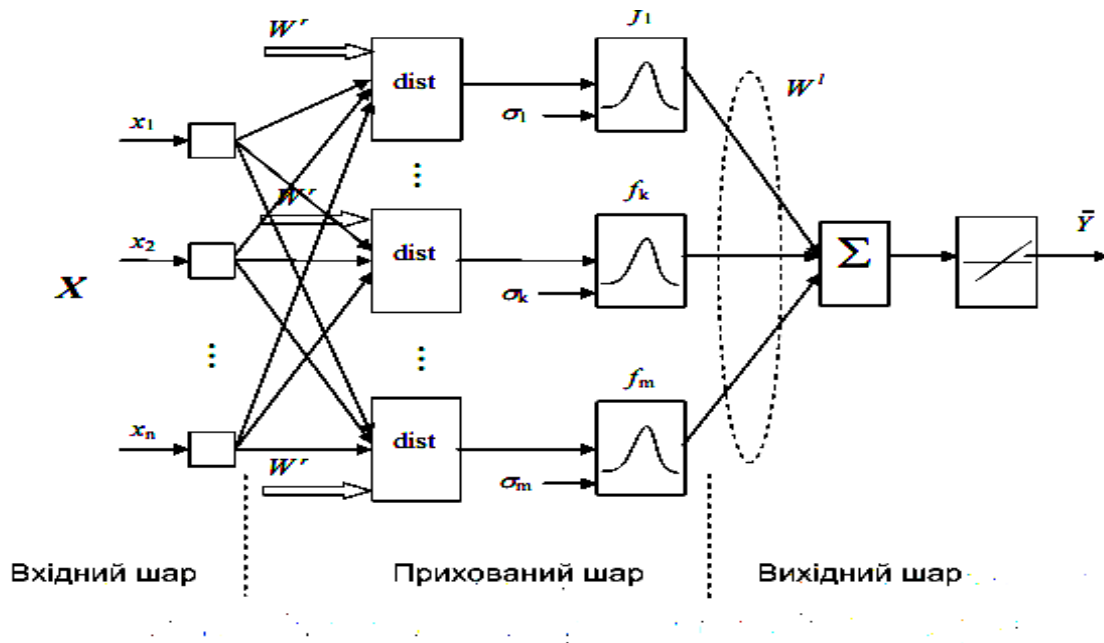


Рис. 2. Узагальнена архітектура штучної нейронної мережі з радіально-базисними функціями [1]

Поведінка ШНМ з РБФ багато в чому залежить від кількості та положення радіальних базисних функцій прихованого шару. Дійсно, 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 буде визначатися у такий спосіб:

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

де $w_{ik}^l \in W^l$, $i = \overline{1, p}$ – 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 нелійними 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.

Моделі індикаторів ЕКБ держави. 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, було відібрано вісім показників за 2003–2009 роки, 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, заведено справ про порушення митних правил, заведено справ про контрабанду. Результативними показниками виступили вісімнадцять індикаторів ЕКБ Тернопільської області за 2003–2009 роки, які комплексно характеризують економічний стан регіону по виробничій, соціальній, фінансовій,

продовольчій, транспортній, енергетичній, зовнішньоекономічній безпеці, 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 Відрои-Хоффа [3], та багатокроковий алгоритм навчання. При навчанні нейромережі за однокроковим алгоритмом структура мережі формується таким чином, що кількість нейронів прихованого (радіально-базисного) шару рівна 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 даного алгоритму навчання нейромережі, неможливо одержати адекватних простих моделей 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 добавляються 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 (у 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.

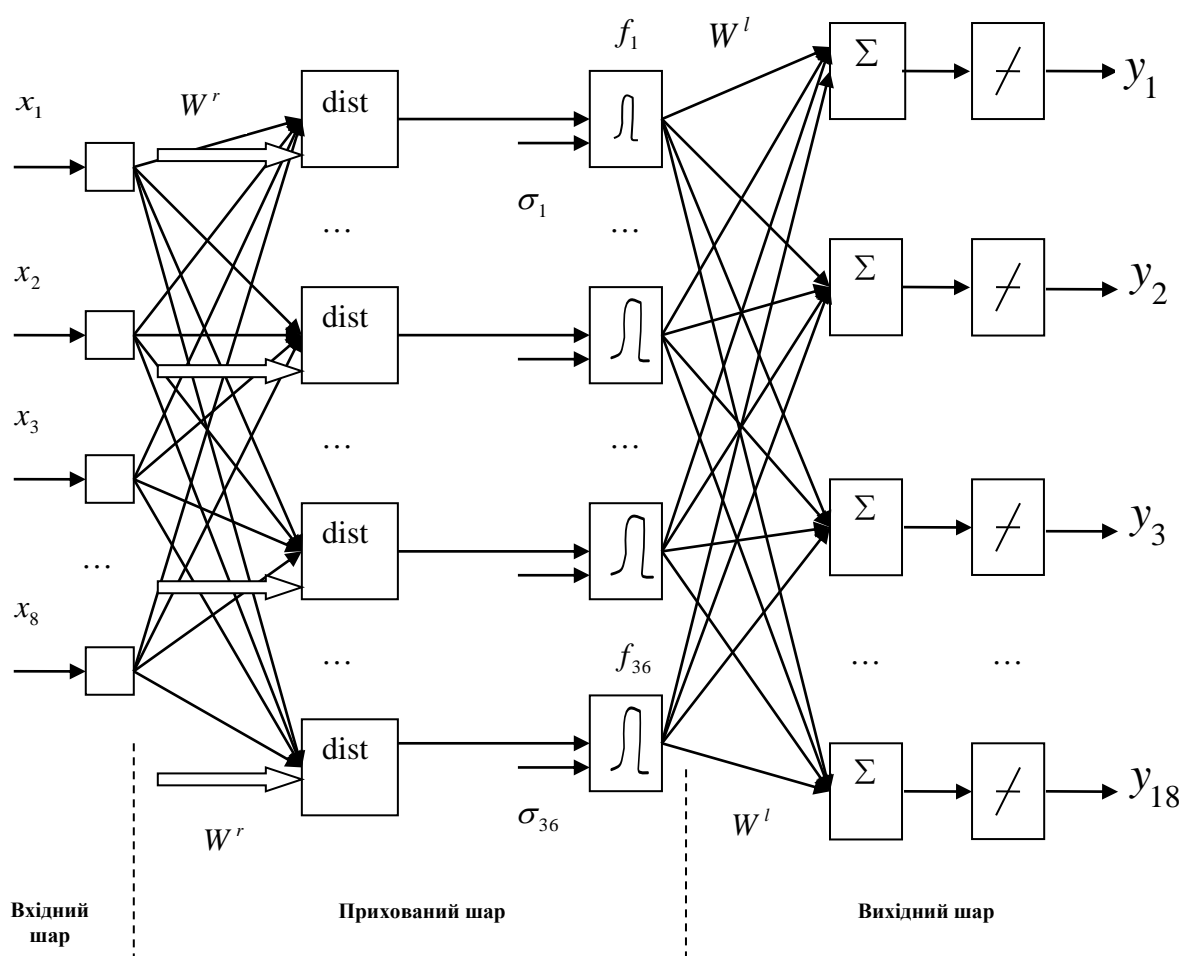


Рис. 3 Початкова структура ШНМ з РБФ (середньоквадратична похибка навчання дорівнює нулю)

Як видно з рисунку, структура ШНМ з РБФ 8:36:18 формується тоді, коли ми задаємо 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 пере ускладнена.

При середньоквадратичній похибці навчання мережі 10% – кількість нейронів прихованого рівня буде дорівнювати 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.

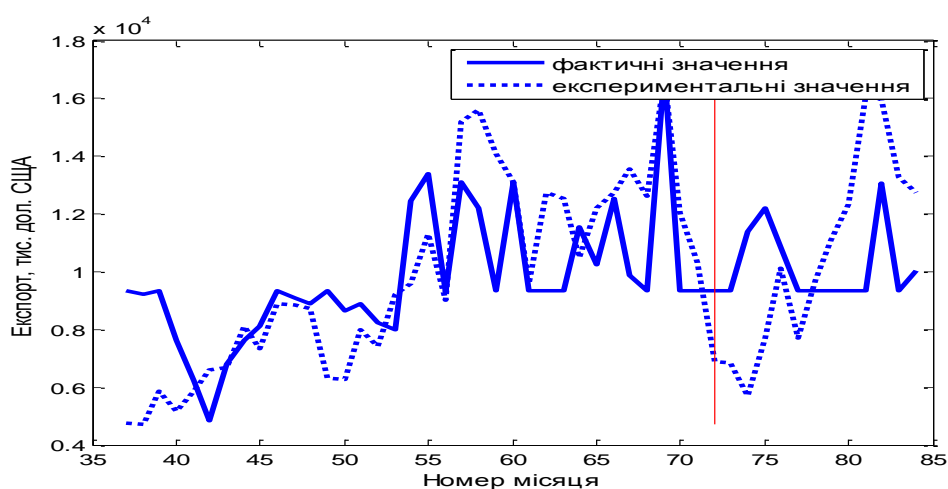


Рис. 4. Прогнозування обсягів експорту на основі структури ШНМ радіального типу із заданою похибкою навчання 0,4¹

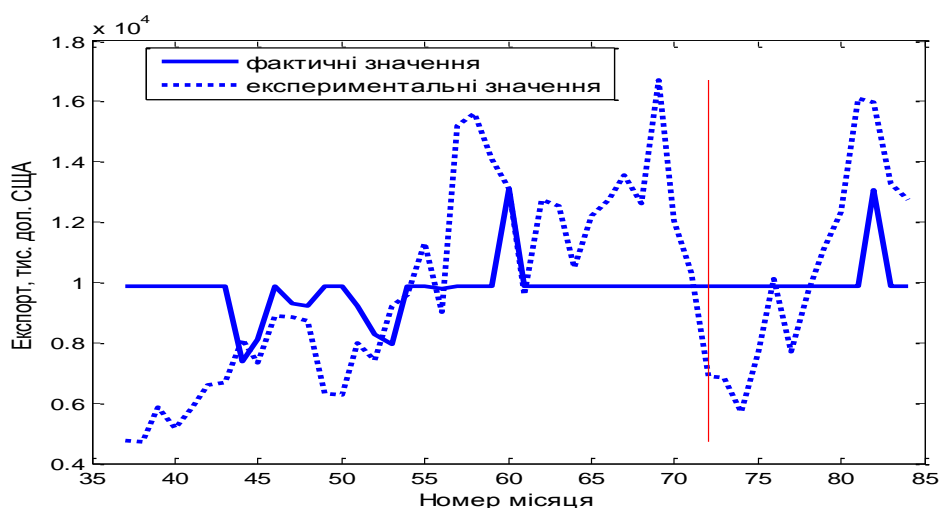


Рис. 5. Прогнозування обсягів експорту на основі структури ШНМ радіального типу із заданою похибкою навчання 0,5

¹ На даному 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 повинно бути велике, щоб перекрити активні області базисних функцій. Це забезпечує необхідну гладкість апроксимуючих кривих і передуює 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 при неправильному заданні його значення ускладнюється структура ШНМ з РБФ й погіршуються її прогностичні властивості. На рис. 6, 7, на прикладі індикатора "експорт", проілюстровано, як зміна параметра ширини вікон РБФ впливає на структуру ШНМ з РБФ та її прогностичні властивості.

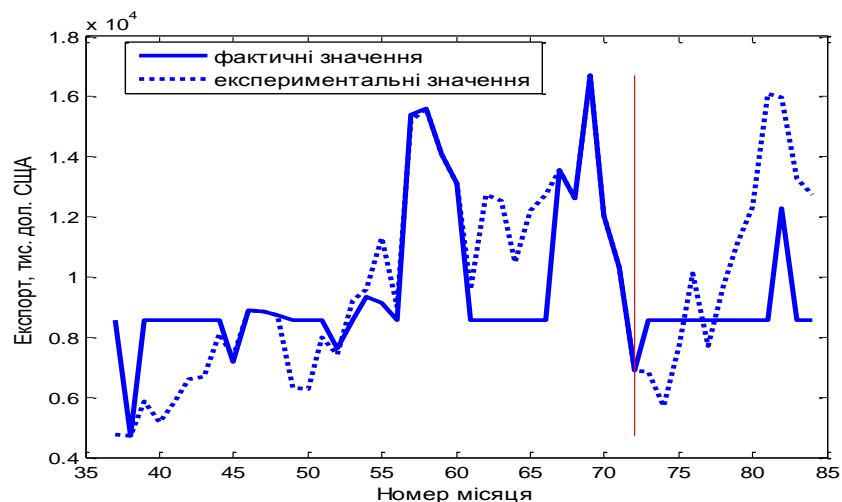


Рис. 6. Прогнозування обсягів експорту на основі структури ШНМ з РБФ із надто малим параметром впливу

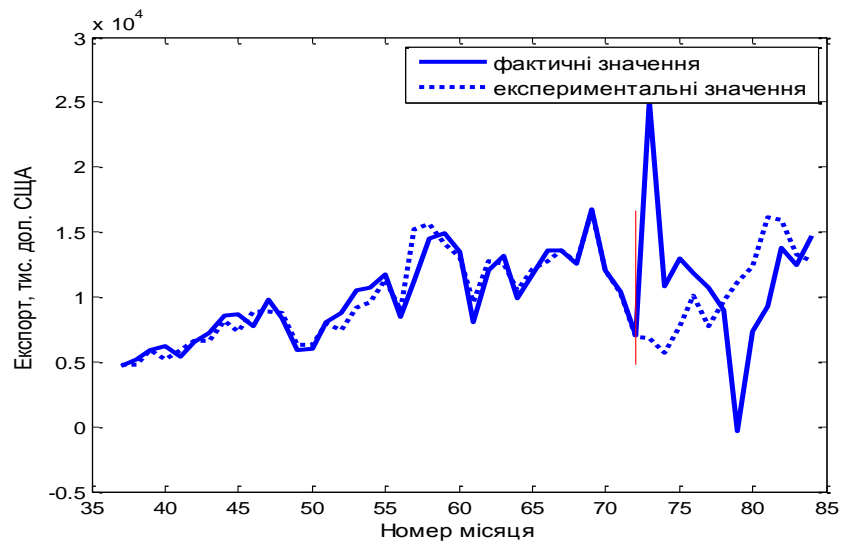


Рис. 7. Прогнозування обсягів експорту на основі структури ШНМ з РБФ із надто великим параметром впливу

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, в залежності від чинників, що характеризують митну систему. Приклад такої моделі наведено на рис. 8, а оптимальну структуру, на основі якої отримано прогноз – на рис. 9.

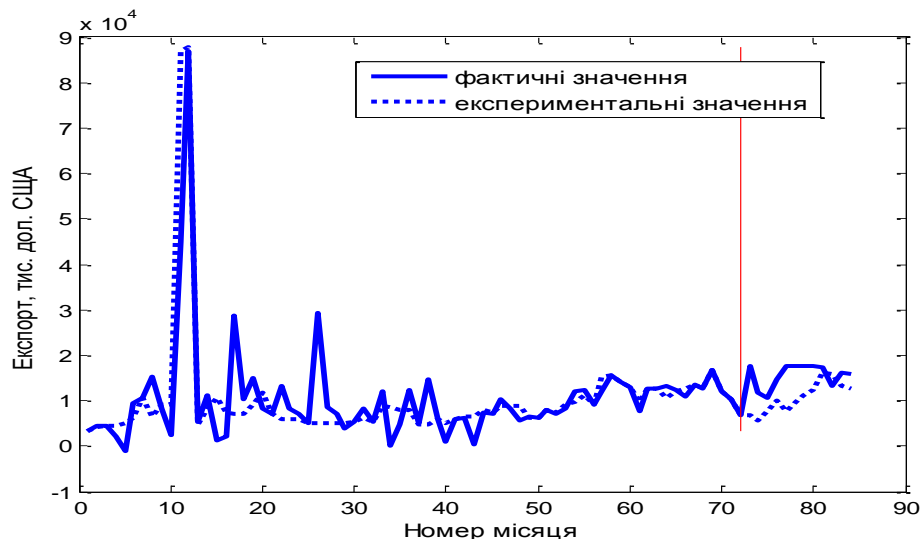


Рис. 8. Прогнозування значень індикатора ЕКБ "експорт"

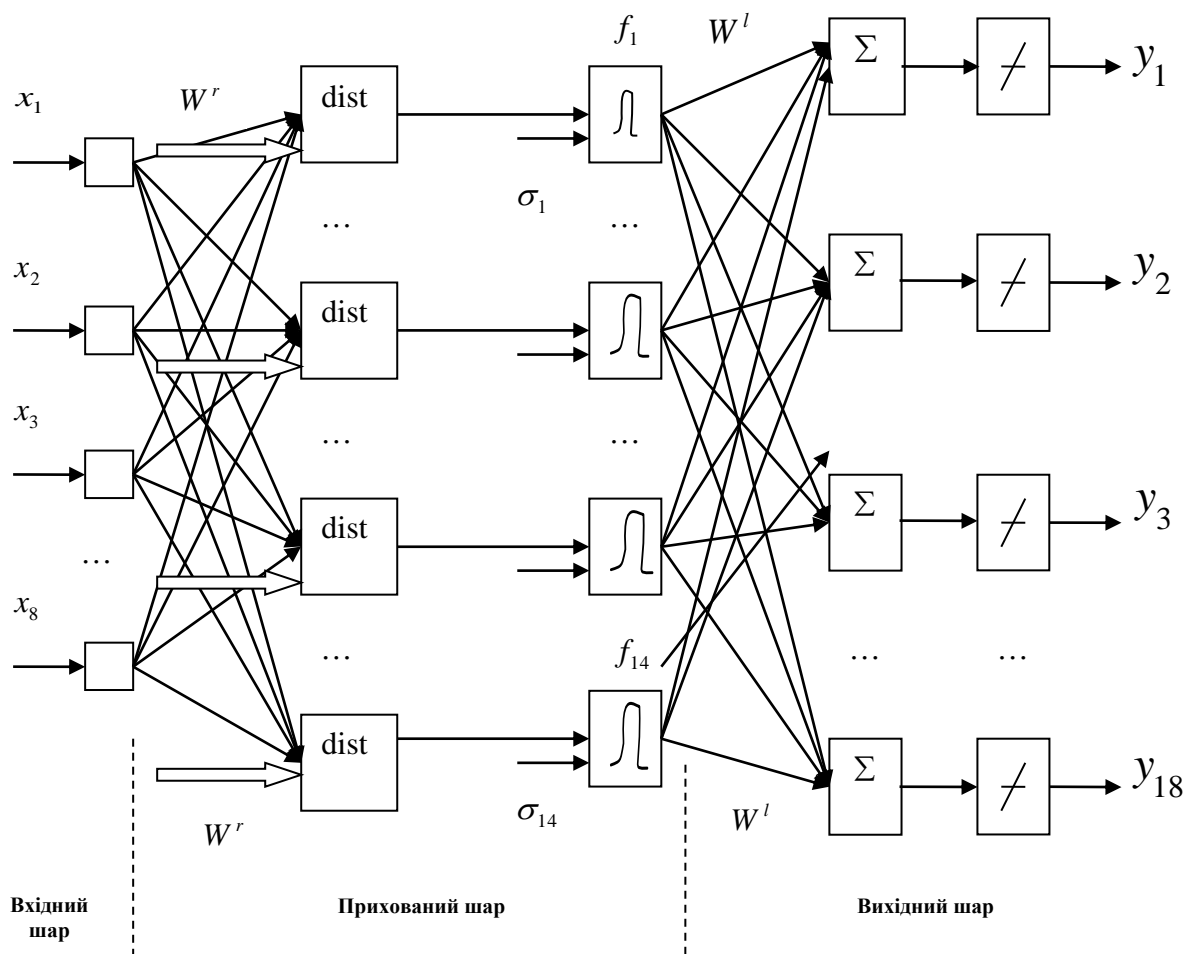


Рис. 9. Оптимальна структура ШНМ з РБФ

Як видно, в результаті 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 роки було здійснено спробу, за допомогою ШНМ з РБФ спрогнозувати значення індикаторів ЕКБ Тернопільської області на 2009 рік (як приклад – див. рис. 8).

2. Спрогнозовано значення індикаторів ЕКБ Тернопільської області на 2009 рік за допомогою даної структури ШНМ з РБФ, яка навчалася на вибірці даних (чинниках впливу на показники ЕКБ та основних індикаторах ЕКБ Тернопільської

області) 2006-2008 роки.

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 їх фактичними значення, 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 років та 2006–2008 років немає. Як в першому варіанті, так і в другому варіантах 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 можливість не тільки в оптимальності отриманої структури ШНМ з РБФ, але і дозволило встановити деякі важливі впливи показників ефективності функціонування митної системи на індикатори ЕКБ регіону.

В цілому ж, 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, дозволить у майбутніх дослідженнях точно встановити взаємозв'язок і взаємовплив між показниками ефективності функціонування митної системи та окремими індикаторами ЕКБ регіону.

Література

1. Бодянський Є. В. Искусственные нейронные сети : архитектуры, обучение, применения / Є. В. Бодянський, О. Г. Руденко. – Харьков : ТЕЛТЕХ, 2004. – 369 с.
2. Круглов В. В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика / В. В. Круглов, В. В. Борисов. – Москва : Горячая линия – Телеком, 2001. – 382 с.
3. Oliver Nelles. Nonlinear System Identification : from Classical Approaches to Neural Networks and Fuzzy Models / Oliver Nelles. – Berlin : Springer, 2001 – 785 p.
4. Руденко О. Г. Штучні нейронні мережі : навчальний посібник / О. Г. Руденко, Є. В. Бодянський. – Харків : ТОВ "Компанія СМІТ", 2006. – 404 с.
5. Ясницкий Л. Н. Введение в искусственный интеллект / Ясницкий Л. Н. – Москва : Издательский центр "Академия", 2008. – 176 с.

6. Статистичний щорічник Тернопільської області за 2008 рік [за ред. Кирича В. Г.]. – Тернопіль : Головне управління статистики в Тернопільській області, 2009. – 476 с.

7. Офіційний веб-сайт Головного управління статистики в Тернопільській області [Електронний ресурс] / – Режим доступу : <http://www.ternstat.tim.net.ua>.

MODELLING INDICATORS OF ECONOMIC SECURITY OF STATE BY MEANS OF RBF ARTIFICIAL NEURAL NETWORK

The attention to the opportunities of use of RBF Artificial Neural Networks for modelling the development and correlations between different economic phenomena and processes is accented. On the basis of number of experiments the optimal structure of RBF Artificial Neural Network is grounded what permitted to model the indicators of economic security of state.