

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ  
Тернопільський національний економічний університет  
Факультет комп'ютерних інформаційних технологій  
Кафедра комп'ютерної інженерії

**Гулько Іванна Іванівна**

**Програмний засіб моделювання індикаторів  
економічної безпеки регіону на основі штучних  
нейронних мереж / Software of Modeling Indicators  
Economic Security Indicators of the Region Based on  
Artificial Neural Networks**

напрямок підготовки: 123 Комп'ютерна інженерія  
фахове спрямування - Комп'ютерна інженерія  
Бакалаврська робота

Виконав студент групи КСМ 43/2  
Гулько Іванна Іванівна

Науковий керівник: к.т.н.,  
Савка Н.Я.

Тернопіль - 2018

## РЕЗЮМЕ

Дипломний проект містить 45 сторінок пояснюючої записки, 17 рисунків, 7 таблиць, 2 додатки. Обсяг графічного матеріалу 2 аркуші формату А3.

Метою проекту є моделювання та прогнозування індикаторів економічної безпеки регіону із застосуванням апарату штучних нейронних мереж із радіально-базисними функціями. При цьому отримано такі результати.

Проведено аналіз штучних нейронних мереж із радіально-базисними функціями й показано, що налаштування зазначених нейронних мереж включає налаштування центрів радіально-базисних функцій та вагових коефіцієнтів синаптичних зв'язків.

Проаналізовано основні алгоритми навчання штучних нейронних мереж й зазначено, що вони, в основному, ґрунтуються на мінімізації середньоквадратичної помилки навчання.

Розроблено алгоритм навчання штучних нейронних мереж із радіально-базисними функціями для моделювання індикаторів економічної безпеки регіону.

Розроблено програмне забезпечення для реалізації алгоритму налаштування штучних нейронних мереж радіального типу із застосуванням пакету прикладних програм Matlab.

Розроблено архітектуру штучної нейронної мережі з радіально-базисними функціями, яка придатна для моделювання та прогнозування індикаторів економічної безпеки регіону. Результатами експериментів підтверджено її ефективність.

## ЗМІСТ

Вступ.....	3
1 Показники економічної безпеки регіону та засоби їх моделювання .....	5
1.1 Аналіз показників економічної безпеки регіону	5
1.2 Аналіз засобів моделювання індикаторів економічної безпеки	7
1.3 Аналіз штучних нейронних мереж із радіально-базисними функціями	9
1.4 Постановка задачі дипломного проектування	14
2 Алгоритм прогнозування індикаторів економічної безпеки на основі штучних нейронних мереж із радіально-базисними функціями .....	16
2.1 Особливості навчання штучних нейронних мереж радіального типу	16
2.2 Алгоритми налаштування синаптичних ваг штучних нейронних мереж із радіально-базисними функціями	19
2.3 Алгоритм прогнозування індикаторів економічної безпеки на основі штучних нейронних мереж із радіально-базисними функціями	23
3 Практична реалізація алгоритму моделювання індикаторів економічної безпеки регіону.....	27
3.1 Структура програмного забезпечення для моделювання індикаторів економічної безпеки регіону	27
3.2 Реалізація алгоритму моделювання індикаторів економічної безпеки регіону на основі штучної нейронної мережі радіального типу	30
3.3 Моделювання показників економічної безпеки регіону на основі штучних нейронних мереж із радіально-базисними функціями	33
Висновки .....	38
Список використаних джерел.....	39

					ДП.КСМ. 07244/16.00.00.000 ПЗ			
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата				
Розроб.		Гуцько І.І.			ПРОГРАМНИЙ ЗАСІБ МОДЕЛЮВАННЯ ІНДИКАТОРІВ ЕКОНОМІЧНОЇ БЕЗПЕКИ РЕГІОНУ НА ОСНОВІ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ	Літ.	Арк.	Акрушів
Перевір.		Савка Н.Я.					8	94
		Паздрій І.Р.				ТНЕУ. ФКІТ. КСМ-43/25		
Н. Контр.		Гураль І.В.						
Затверд.		Березький О.М.						

## ВСТУП

Моделювання та прогнозування індикаторів економічної безпеки регіону є актуальною задачею в теперішній час. Адже економіка держави є нестабільною й за таких умов погнозувати та приймати рішення дуже важко. В той же час, вплив чинників на показники безпеки регіону виявити не просто, оскільки немає прямої залежності між факорами та індексами безпеки держави.

Існуючі програмні засоби спрямовані на аналіз чинників, які впливають на індикатори безпеки регіону, й на цій основі здійснення короткострокових прогнозів. Проте економічні процеси є нестабільними та часто нестационарними, а економічні показники є неоднорідними. За таких умов виникає потреба у застосуванні такого програмного інструменту, який би уможлиблював змоделювати показники економії безпеки регіону, зважуючи на чинники, що на них впливають.

Сьогодні штучні нейронні мережі (ШНМ) широко використовуються при вирішенні різноманітних задач й активно застосовуються там, де звичайні алгоритми є неефективними. До задач, які успішно розв'язуються із застосуванням апарату штучних нейронних мереж варто віднести розпізнавання образів, фільтрація спаму, прогнозування часових рядів, прогнозування економічних процесів, моделювання процесів у технічній медицині.

Штучні нейронні мережі являються обчислювальним апаратом із великою кількістю паралельно функціональних простих процесів, пов'язаних зв'язками. Незважаючи на те, що побудова ШНМ вимагає певних припущень, нейронні мережі вирізняються своїми властивостями, зокрема зданістю навчатися, узагальнювати та відділяти крисну інформацію із набору даних. Нейронні мережі можуть змінювати свою поведінку під впливом зовнішнього середовища. Навчена мережа стійка до деяких відхилень вхідних даних, що уможлиблює виявити зашумлені дані.

					ДП.КСМ. 07244/16.00.00.000.ПЗ	Арк.
						3
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

Існує чимало конфігурацій ШНМ із різноманітними принципами функціонування, що зорієнтовані на вирішення широкого кола задач. Суттєвими перевагами відзначаються штучні нейронні мережі з радіально-базисними функціями (ШНМ з РБФ). У зазначеного класу нейронних мереж проста архітектура, оскільки присутній лише один прихований шар, вони швидко навчаються, а проблема неоднорідності вибірки даних вирішується радіально-базисними функціями. Також зазначені ШНМ здатні моделювати та прогнозувати процеси із глибокою нестабільністю, що є важливим для задачі моделювання індикаторів економічної безпеки регіону.

Зважаючи на це, метою дипломного проектування є розробка програмного засобу моделювання індикаторів економічної безпеки регіону із застосуванням апарату штучних нейронних мереж із радіально-базисними функціями.

					ДП.КСМ. 07244/16.00.00.000.ПЗ	Арк.
						4
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

# 1 ПОКАЗНИКИ ЕКОНОМІЧНОЇ БЕЗПЕКИ РЕГІОНУ ТА ЗАСОБИ ЇХ МОДЕЛЮВАННЯ

## 1.1 Аналіз показників економічної безпеки регіону

Економічна безпека — це комплекс дієвих заходів державних органів, які забезпечують стійкість економіки до зовнішніх та внутрішніх загроз, характеризують її здатність до самовідтворення та задоволення потреб громадян, суспільства і держави на певному визначеному рівні та часовому проміжку. Економічна безпека регіону – це сукупність заходів, що спрямовані на забезпечення стійкості економіки до різноманітних впливів на регіональному рівні (області, району, міста). Звичайно, що на політику регіону щодо економічної безпеки суттєвий вплив має визначена стратегія держави [6, 7].

Показники економічної безпеки – це найбільш важливі параметри, які дають уявлення про стан економіки в цілому, її стійкість до негативних впливів, мобільність щодо відновлення, рівень та якість життя населення. Показники (індикатори) економічної безпеки поділяють на такі групи [7]:

- виробнича безпека;
- соціальна безпека;
- фінансова безпека;
- продовольча безпека;
- транспортна безпека;
- зовнішньоекономічна безпека;
- енергетична безпека.

Зважаючи на вищезазначені групи показників економічної безпеки, Тернопільську область характеризують такі індикатори економічної безпеки [5]:

1) індикатори виробничої безпеки:

- обсяги реалізованої промислової продукції (робіт, послуг);
- обсяги реалізованої промислової продукції на одну особу;
- індекс промислового виробництва (до попереднього періоду);

					ДП.КСМ. 07244/16.00.00.000.ПЗ	Арк.
						5
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

- обсяг виконаних будівельних робіт;

2) індикатори соціальної безпеки:

- кількість безробітних, які зареєстровані в державній службі зайнятості;

- номінальна середня заробітна плата (в еквіваленті повної зайнятості);

3) індикатори фінансової безпеки:

- фінансові результати від звичайної діяльності до оподаткування;

- індекс споживчих цін (до попереднього місяця);

- індекс цін виробників промислової продукції (до попереднього місяця);

4) індикатори продовольчої безпеки:

- виробництво м'яса худоби та птиці;

- виробництво молока всіх видів;

- обсяги реалізації зернових та зернобобових культур сільськогосподарськими підприємствами;

5) індикатори транспортної безпеки:

- вантажооборот;

- пасажирооборот;

6) індикатори зовнішньоекономічної безпеки:

- експорт;

- імпорт;

7) індикатори енергетичної безпеки:

- обсяг використаного кам'яного вугілля;

- обсяг використаного природного газу.

У той же час на індикатори економічної безпеки регіону впливають певні чинники. Деякі чинники мають суттєвий вплив практично на всі індикатори економічної безпеки, інші – торкаються лише вибраних груп. Основними чинниками, що здійснюють вплив на показники економічної безпеки є:

- кількість перерахованих митних платежів в держбюджет;

- кількість оформлених вантажів;

					ДП.КСМ. 07244/16.00.00.000.ПЗ	Арк.
						6
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

- кількість оформлених валютно-митних декларацій;
- кількість оформлених транспортних засобів;
- кількість оформлених попередній декларацій;
- кількість оформлених попередній повідомлень;
- кількість заведених справ про порушення митних правил;
- кількість заведених справ про контрабанду.

У результаті аналізу зазначених чинників бачимо, що вони характеризують ефективність функціонування митної системи держави, оскільки вважають, що митна система здійснює вплив на показники економічної безпеки практично по всіх її складових.

Якраз у виявленні взаємозв'язку між чинниками впливу та результативними показниками економічної безпеки полягає задача моделювання індикаторів економічної безпеки. У наступному підрозділі розглянемо основні засоби моделювання показників економічної безпеки.

## 1.2 Аналіз засобів моделювання індикаторів економічної безпеки

Моделюванню, аналізу та прогнозуванню показників економічної безпеки присвячено чимало праць. Так у праці [5] авторами описано програмний засіб для моніторингу індикаторів економічної безпеки регіону, який є прикладним продуктом електронних таблиць Excel. Суть цього програмного засобі полягає у аналізі статистичної інформації та побудові на цій основі порівняльних діаграм. Програма уможливорює будувати моделі порівняння фактичних та порогових значень індикаторів економічної безпеки регіону і на цій основі приймати рішення щодо реального стану економіки в цілому та виділення галузей, що потребують оперативного втручання.

Отже, як впливає із аналізу, зазначений програмний засіб сприяє швидкому пошуку та аналізу статистичної інформації щодо показників

					ДП.КСМ. 07244/16.00.00.000.ПЗ	Арк.
						7
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		



економічної безпеки регіону, будувати порівняльні моделі та приймати рішення щодо стану економічної ситуації загалом. Проте економічні процеси є дуже нестабільними та нестационарними, а показники економічної безпеки є неоднорідними та неточними. За таких умов із застосуванням вищеописаного програмного засобу комп'ютерного моделювання неможливо побудувати адекватну модель, яка буде описувати економічну безпеку регіону.

Прогнозування економічних показників із застосуванням Arima-моделі описано у праці [6]. Arima-модель базується на економетричних показниках, зокрема на автокореляційній функції. Зазначений засіб моделювання здатний аналізувати часові ряди та прогнозувати їх значення на основі попередніх, проте інструменти такої моделі не передбачають побудови єдиної чіткої моделі прогнозування. Формується загальний клас моделей, які описують часовий ряд і уможливають описати поточне значення змінної через попередні, а потім алгоритм обирає найбільш значущу модель шляхом підстановки внутрішніх параметрів. Зазначена модель може бути реалізована із застосуванням інструментів електронних таблиць Excel.

Варто зазначити, що Arima-модель уможливає одержати короткостроковий прогноз на основі ковзного середнього, проте вона не враховує впливу чинників на індикатори економічної безпеки та не дозволяє показати їх взаємозв'язок.

Досить часто моделювання показників економічної безпеки держави здійснюють із застосуванням регресійно-кореляційного аналізу. Регресійні моделі уможливають побудову лінійних моделей залежності вихідного показника від факторів, що на нього впливають. Також на основі вказаного засобу можна проаналізувати кореляцію між чинниками впливу та результативними показниками.

Проте, як показують дослідження, модель впливу показників митної системи є нелінійною та складною, а самі індикатори економічної безпеки досить часто – неточними. У такому випадку застосування регресійно-кореляційного

					ДП.КСМ. 07244/16.00.00.000.ПЗ	Арк.
						8
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

аналізу унеможлиблює одержати адекватну модель прогнозування індикаторів економічної безпеки, зважаючи на чинники, що на них впливають.

Останнім часом для прогнозування випадкових нестационарних процесів використовують штучні нейронні мережі, базисні функції яких є радіальними. Зазначений клас штучних нейронних мереж характеризується суттєвими перевагами, зокрема здатністю моделювати та прогнозувати процеси з глибокою нестабільністю, високою швидкістю навчання, простотою структури, здатністю навчатися на неоднорідній вибірці даних. Зважаючи на це, у наступному підрозділі детально проаналізуємо штучні нейронні мережі з радіально-базисними функціями.

### 1.3 Аналіз штучних нейронних мереж із радіально-базисними функціями

Штучні нейронні мережі (ШНМ) на основі радіально-базисних функцій (РБФ), на відміну від багат шарового перцептрону, використовують радіально-симетричний механізм у прихованому шарі. Узагальнену структуру штучних нейронних мереж радіального типу проілюстровано на рисунку 1.1 [18].

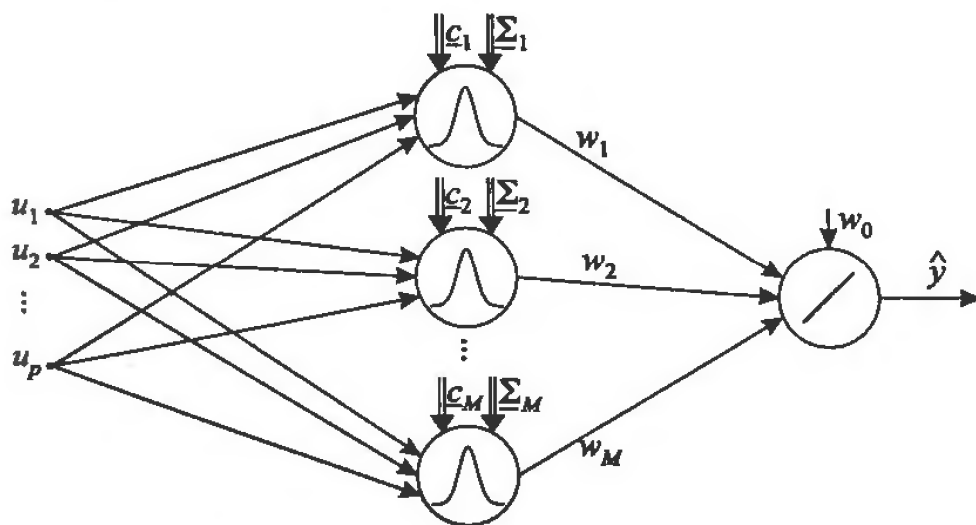


Рисунок 1.1 - Узагальнена архітектура штучних нейронних мереж із радіально-базисними функціями

Як бачимо на рисунку 1.1, зазначена штучна нейронна мережа з радіально-базисними функціями має три шари (вхідний, прихований, вихідний) із такими позначеннями, що відповідають параметрам кожного шару відповідно:

$\vec{u} = (u_1, u_2, \dots, u_p)$  - вектор входів;

$\vec{c} = (c_1, c_2, \dots, c_M)$  - вектор центрів радіально-базисних функцій (параметри прихованого шару);

$\sum_1, \sum_2, \dots, \sum_M$  - коваріаційна матриця, яка визначає орієнтацію та ширину рецепторного поля радіально-базисних функцій;

$\vec{w} = (w_1, w_2, \dots, w_M)$  - вектор вагових коефіцієнтів радіально-базисних функцій;

$\hat{y}$  - вихідний нейромережевий сигнал;

$i=1, \dots, M$  - кількість нейронів прихованого рівня, що характеризується кількістю радіально-базисних функцій.

Штучна нейронна мережа з радіально-базисними функціями має вхідний, один прихований та вихідний шар (див. рисунок 1.1), що свідчить про просту архітектуру зазначених нейронних мереж. На вхід радіальної нейронної мережі поступає вхідний нейромережевий сигнал  $u$ . У прихованому шарі обчислюються деякі функції відстані між вектором входів та наперед заданим вектором центрів рецепторного поля радіально-базисних функцій:

$$f_i(u) = f(\|u - c_M\|). \quad (1.1)$$

Як міру близькості векторів обирають метрику Евкліда, яку записують у вигляді:

$$\|\vec{u} - \vec{c}_i\| = \left( \sum_{j=1}^N (u_j - c_{ij})^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (2)$$

					ДП.КСМ. 07244/16.00.00.000.ПЗ	Арк.
						10
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

або манхетенську:

$$\|\vec{u} - \vec{c}_i\| = \sum_{j=1}^N |u_j - c_{ij}|, \quad (1.3)$$

$$\text{де } |u_j - c_{ij}| = (u_j - c_{ij}) \operatorname{sgn}(u_j - c_{ij}), \quad \operatorname{sgn}(u_j - c_{ij}) = \begin{cases} 1, \text{ якщо } (u_j - c_{ij}) > 0 \\ 0, \text{ якщо } (u_j - c_{ij}) = 0 \\ -1, \text{ якщо } (u_j - c_{ij}) < 0 \end{cases}.$$

Радіально-базисні функції, зазвичай, обирають у вигляді функцій Гауса яка має пік у центрі  $c$  і монотонно спадає по мірі віддалення від центру:

$$f_i(\vec{x}) = f_i\left(\|\vec{u} - \vec{c}_i\|^2 \sum_i^{-1}\right) = \exp\left(-\frac{1}{2}\|\vec{u} - \vec{c}_i\|^2 \sigma^{-2}\right), \quad (1.4)$$

де  $\sigma$  - параметр масштабу, що визначає форму, орієнтацію та рецепторного поля радіально-базисної функції. Також, як радіально-базисні функції можуть бути:

- мультикватрична функція  $f_i(\vec{u}) = \left[\frac{(\vec{u} - \vec{c}_i)^2}{\sigma^2} + a^2\right]^{\frac{1}{2}}$ ;
- зворотна мультикватрична функція  $f_i(\vec{u}) = \left[\frac{(\vec{u} - \vec{c}_i)^2}{\sigma^2} + a^2\right]^{-\frac{1}{2}}$ ;
- сплайн-функція  $f_i(\vec{u}) = \vec{x}^2 \log(u)$ ;
- функція Коші  $f_i(\vec{u}) = (1 + |u|)^{-1}$ .

Коваріаційна матриця  $\sum_i$  - визначає розмір, форму і орієнтацію так званого рецепторного поля радіально-базисної функції [2] й у загальному випадку може бути подана у такому вигляді

										ДП.КСМ. 07244/16.00.00.000.ПЗ	Арк.
											11
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата							

$$\sum_i = \begin{bmatrix} r_{11}, r_{12}, \dots, r_{1p} \\ r_{21}, r_{22}, \dots, r_{2p} \\ \dots\dots\dots \\ r_{p1}, r_{p2}, \dots, r_{pp} \end{bmatrix}. \quad (1.5)$$

Досить часто матрицю  $\sum_i$  вибирають діагональною  $\sum_i = \text{diag}(\sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_n^2)$ , при цьому вона містить зворотне відхилення для кожної вхідної розмірності, тобто  $r_{ij} = 0$  для  $i \neq j$

$$\sum_i = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma_{i1}^2}, 0, 0, 0 \\ 0, \frac{1}{\sigma_{i2}^2}, 0, 0 \\ \vdots \\ 0, 0, 0, \frac{1}{\sigma_{ip}^2} \end{bmatrix}. \quad (1.6)$$

У такому випадку рецепторне поле приймає вигляд гіпереліпсоїда, осі якого співпадають із осями вхідного простору даних та мають довжину  $\sigma_i$  по  $i$  – й осі. Бувають випадки, коли матриця  $\sum_i$  - недіагональна, додатно означена матриця

$$\sum_i = Q^T \Lambda Q, \quad (1.7)$$

де  $\Lambda$  - матриця власних значень, що визначає форму і розмір рецепторного поля,  $Q$  – матриця, що визначає орієнтацію рецепторного поля радіально-базисної функції.

Для радіально-базисної функції Гауса  $\sum_i = \sigma^{-2}I$ , де  $I$  одинична матриця. У цьому випадку рецепторне поле має вигляд гіперсфери з центром  $c_i$  та

радіусом  $\sigma_i$ . При цьому приймається, що  $r_{ij} = \sigma_{ij}^{-2} = \sigma^{-2} = const$  ( $r_{ij}$  - елемент коваріаційної матриці  $\Sigma_i$ ),  $i, j = \overline{1, M}$ . У такому випадку  $\sigma$  - стандартне відхилення, параметр впливу.

Загальна кількість параметрів ШНМ з радіально-базисними функціями залежить від її гнучкості. Кількість вихідних синаптичних ваг становить  $M+1$ , кількість координат центру становить  $M_p$  та кількість параметрів в  $\Sigma_i$  дорівнює:

-  $M$  - для однакових стандартних відхилень для кожної вхідної розмірності, тобто  $\Sigma_i$  є діагональною із однаковими значеннями;

-  $M_p$  - для різних стандартних відхилень для кожної вхідної розмірності, тобто  $\Sigma_i$  є діагональною;

-  $M(p+1)p/2$  - у загальному випадку із поворотами, тобто  $\Sigma_i$  є симетричною.

В типових випадках потрібна величезна кількість параметрів, тому  $\Sigma_i$  обирають діагональною, а потім загальна кількість параметрів радіальної нейронної мережі становить  $2M_p + M + 1$ , де  $M$  – 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.

Зважаючи на вищевикладене, структуру штучної нейронної мережі з радіально-базисними функціями можна записати у вигляді

$$\hat{y} = \sum_{i=0}^M \vec{w}_i^T \vec{f}_i(\|\vec{u} - \vec{c}_i\|_{\Sigma_i}). \quad (1.8)$$

Із аналізу випливає, що зазначений тип нейронних мереж характеризують такі параметри:

- параметри рецепторного поля радіально-базисних функцій – центри  $\vec{c}$  та зворотна коваріаційна матриця  $\Sigma_i$ ;

									ДП.КСМ. 07244/16.00.00.000.ПЗ	Арк. 13
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата						

- вагові коефіцієнти  $\vec{w}$  що є лінійними параметрами вихідного шару мережі.

#### 1.4 Постановка задачі дипломного проектування

Індикатори економічної безпеки регіону – це комплексні показники, які характеризують стан економіки регіону у загальному, здатність її реагувати на зовнішні та внутрішні негативні впливи та трансформацій у економіки держави в цілому. На сьогодні існують програмні засоби для моделювання показників економічної безпеки, які в основному ґрунтуються на аналізі статистичних даних. Такі методи моделювання здебільшого реалізовані на електронних таблицях Excel.

В той же ж час варто зазначити, що економіка нашої держави у загальному є дуже нестабільною, а показники економічної безпеки часто неточними. Задача моделювання та прогнозування індикаторів економічної безпеки полягає у застосуванні такого механізму, який б враховував зазначені умови й уможлиблював побудувати моделі, які б описували взаємозв'язок індикаторів економічної безпеки та чинників, що на них впливають, та одержати прогноз.

Для моделювання та прогнозування процесів із глибокою нестабільністю відзначаються штучні нейронні мережі, базисні функції яких є радіальними. Зазначені нейронні мережі мають просту архітектуру й завдяки радіально-базисним функціям уможлиблюють навчатися на неоднорідній вибірці даних. Зважаючи на це, у роботі запропоновано розробити програмний засіб для моделювання та прогнозування параметрів економічної безпеки із застосуванням штучних нейронних мереж із радіально-базисними функціями.

Для цього у роботі потрібно виконати такі завдання:

– описати особливості навчання штучних нейронних мереж із радіально-базисними функціями;

					ДП.КСМ. 07244/16.00.00.000.ПЗ	Арк.
						14
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

- охарактеризувати алгоритми навчання штучних нейронних мереж на основі радіально-базисних функцій;
- розробити алгоритм прогнозування індикаторів економічної безпеки на основі штучних нейронних мереж із радіально-базисними функціями;
- розробити програмне забезпечення для реалізації алгоритму прогнозування;
- описати приклад реалізації розробленого алгоритму прогнозування індикаторів економічної безпеки;
- дослідити ефективність розробленого алгоритму на прикладі розв’язування задач прогнозування зазначеного типу;
- обґрунтувати техніко-економічні показники розробленого програмного забезпечення для прогнозування на основі штучних нейронних мереж із радіально-базисними функціями.

					ДП.КСМ. 07244/16.00.00.000.ПЗ	Арк.
						15
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		



## 2 АЛГОРИТМ ПРОГНОЗУВАННЯ ІНДИКАТОРІВ ЕКОНОМІЧНОЇ БЕЗПЕКИ НА ОСНОВІ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ІЗ РАДІАЛЬНО-БАЗИСНИМИ ФУНКЦІЯМИ

### 2.1 Особливості навчання штучних нейронних мереж радіального типу

Як зазначено у підрозділі 1.3, штучну нейронну мережу характеризують три типи параметрів: центри, коваріаційна матриця, вагові коефіцієнти. Оскільки, як радіально-базисну найчастіше застосовують функцію Гауса, то у такому випадку коваріаційна матриця є одиничною матрицею із параметром  $\sigma$  - радіусом базисної функції.

Таким чином процес навчання ШНМ із радіально-базисними функціями полягає у налаштуванні зазначених параметрів. Особливістю радіально-базисних нейронних мереж є те, що процес їхнього навчання відбувається у два етапи:

- визначаються параметри радіально-базисних функцій;
- налаштовуються вихідні лінійні параметри – синаптичні ваги.

Зважаючи на вищенаписане, навчання штучних нейронних мереж радіального типу може відбуватися за допомогою таких способів:

- задаються випадковим чином центри та стандартні відхилення, а у процесі навчання визначаються лише вагові коефіцієнти;
- визначаються шляхом самонавчання центри та стандартні відхилення, а синаптичні ваги налаштовуються методом навчання з учителем;
- усі параметри штучної нейронної мережі з радіально-базисними функціями визначаються шляхом навчання з учителем.

Перших два способи навчання найбільш поширені, проте вимагають чітко заданого параметра впливу. У цих випадках у якості радіально-базисної функції обирають функцію Гауса. Третій спосіб навчання зазначених нейронних мереж найбільш трудомісткий у реалізації. У такому випадку як радіально-базисна може бути будь-яка функція активації.

					ДП.КСМ. 07244/16.00.00.000.ПЗ	Арк.
						16
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

Центри  $c_i$  - визначають точки, через які має проходити радіально-базисна функція. Для визначення центрів застосовують методи кластеризації. У процесі кластеризації подібні вектори об'єднуються у групи (кластери) із відповідними центрами. Такий метод дуже ефективний, коли вибірка даних є неоднорідною.

На сьогодні існує багато методів кластеризації. Задачу кластеризації можна записати у вигляді

$$\hat{y}_i = \frac{\sum_{i=1}^M m_i f_i(u) w_{ij}}{\sum_{i=1}^M m_i f_i(u)}, \quad (2.1)$$

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

До найпростішого методу кластеризації відносять алгоритм  $k$  – середнього [2, 12]. Згідно із цим алгоритмом, кожен вхідний вектор направляється у кластер, що має найближчий до цього входу центр. В результаті роботи алгоритму формується оптимальна множина точок, що є центрами даних навчальної вибірки. Недоліком зазначеного методу є те, що потрібно наперед визначати кількість кластерів. Також для розв'язування задач застосовують метод  $k$  – найближчих сусідів, що дуже подібний до попереднього методу.

Параметр ширини вікна РБФ визначає розкид РБФ щодо її центра  $c_i$ . За ізотропним методом із застосуванням методу  $k$  – найближчих сусідів визначають  $k$ -сусідів центру  $c_i$ . Обчислюють середнє значення  $\hat{c}_i$ . Різниця між середнім значенням  $\hat{c}_i$  та центром  $c_i$  відповідає значенню параметра  $\sigma_i$ . Також досить часто параметр ширини вікна РБФ обчислюють за формулою:

$$\sigma = \frac{l}{\sqrt{2M}}, \quad (2.2)$$

										ДП.КСМ. 07244/16.00.00.000.ПЗ	Арк. 17
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата							

де  $l = \max(c_i - c_k)$  - максимальна відстань між обраними центрами;  $M$  – кількість нейронів прихованого шару мережі.

Стандартні відхилення  $\sigma$  досить часто задають емпірично так, щоб ковак кожної радіально-базисної функції включав декілька сусідніх центрів. Це так званий явний метод [2].

Величина параметра впливу  $\sigma$  повинна бути такою, щоб перекрити активні області радіально-базисних функцій математичних ШНМ із РБФ. Це забезпечує необхідну гладкість функцій. Однак значення параметра ширини вікна не повинно бути настільки великим, щоб радіально-базисні функції перекривалися і для всіх вхідних даних значення базисних функцій були близькі до 1.

У процесі самонавчання всі вхідні дані, що представляють навчальну вибірку попередньо нормалізують, що уможливорює використати скалярний добуток вхідного вектора і вектора центрів як міру відповідності. Початкові значення центрів задаються випадковим чином. Корегування компонентів вектора центрів  $c_i(k)$ ,  $i=1, \dots, M$ ,  $k$  – крок відбувається згідно алгоритму

$$c_i(k+1) = c_i(k) + \alpha(k)\delta_{ij}[u(k) - c_i(k)], \quad i=1, \dots, M, \quad (2.3)$$

де  $i = \arg \min \{d_j(k)\}$ ;

$$d_j(k) = \|u(k) - c_j(k)\|. \quad (2.4)$$

Коефіцієнт посилення  $\alpha(k) \in (0,1)$  обчислюється за формулою

$$\alpha(k) = \frac{\alpha(k-1)}{1 + \text{int}\left(\frac{k}{N+M+1}\right)}, \quad (2.5)$$

де  $\text{int}(u)$  – ціла частина  $u$ .

					ДП.КСМ. 07244/16.00.00.000.ПЗ	Арк.
						18
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

Як свідчать результати експериментів, алгоритм не критичний до початкового вибору коефіцієнта посилення, проте найбільш значущі результати досягаються, якщо коефіцієнт  $\alpha(k) \approx 1$ .

У наступному підрозділі більш детально розглянемо алгоритми налаштування вагових коефіцієнтів штучних нейронних мереж із радіально-базисними функціями.

## 2.2 Алгоритми налаштування синаптичних ваг штучних нейронних мереж із радіально-базисними функціями

Більшість алгоритмів налаштування вагових коефіцієнтів штучних нейронних мереж з радіально-базисними функціями базуються на мінімізації середньоквадратичного критерію, тобто критерію якості навчання нейронної мережі по налаштованих вагових коефіцієнтах  $w_{ij}$ . У якості цільової функції найчастіше приймається квадрат поточного значення похибки навчання мережі [18]:

$$E_j(k) = \frac{1}{2} e_j^2(k) = \frac{1}{2} (d_j(k) - y_j(k))^2, \quad (2.6)$$

де  $d(k)$  – бажаний ШНМ із радіально-базисними функціями;  $k=1,2,\dots,N$  – часова дискрета.

Досить часто застосовуються градієнтні алгоритми навчання у вигляді

$$w_{ji}(k+1) = w_{ji}(k) + \eta(k) e_j(k) u_i(k) \quad (2.7)$$

або у векторній формі:

					ДП.КСМ. 07244/16.00.00.000.ПЗ	Арк.
						19
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

$$w_j(k+1) = w_j(k) - \eta(k) \nabla_{w_j} E_j(k) = w_j(k) + \eta(k) e_j(k) u(k), \quad (2.8)$$

де  $\nabla_{w_j} E_j(k) = -e_j(k) u(k)$  - вектор-градієнт цільової функції по синаптичних вагах.

Швидкість процесу навчання штучних нейронних мереж із радіально-базисними функціями згідно алгоритмів (2.7), (2.8) повністю визначається вибором параметра  $\eta(k)$ , що визначає крок зміщення у просторі даних навчальної вибірки. Варто цей параметр вибрати таким, щоб швидкість збіжності поточних параметрів  $w_j(k)$  до оптимальних вагових коефіцієнтів  $w_j$  була максимальною. Ввівши вектор відхилень поточних значень синаптичних ваг  $w_j(k)$  від оптимальних  $w_j$ :

$$\tilde{w}_j = w_j - w_j(k) \quad (2.9)$$

та розв'язавши диференціальне рівняння:

$$\frac{\partial \|\tilde{w}_j(k)\|^2}{\partial \eta} = 0 \quad (2.10)$$

одержуємо оптимальне значення параметра кроку зміщення:

$$\eta(k) = \|u(k)\|^{-2}. \quad (2.11)$$

При цьому алгоритм навчання набуває вигляду:

$$w_j(k+1) = w_j(k) + \eta \frac{e_j(k) u(k)}{\|u(k)\|^2}, \quad (2.12)$$

					ДП.КСМ. 07244/16.00.00.000.ПЗ	Арк.
						20
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

що відомий як алгоритм навчання Відроу –Хоффа.

Зважаючи на специфіку штучних нейронних мереж із радіально-базисними функти, вираз (2.12) набуде вигляду:

$$w_j(k+1) = w_j(k) + \eta \frac{d(k) - w_j^T(k)f(u(k))}{\|f(u(k))\|^2}. \quad (2.13)$$

Поряд з критерієм мінімізації середньоквадратичної похибки навчання застосовують й модульний критерій, який забезпечує найбільшу стійкість до шумів:

$$E_j(k) = |d_j(k) - y_j(k)| = |e_j(k)|. \quad (2.14)$$

При цьому алгоритм налаштування вагових коефіцієнтів набуває вигляду:

$$w_j(k+1) = w_j(k) - \eta(k) \text{sign}(y_j(k) - w_j^T(k)f(u(k)))f(u(k)). \quad (2.15)$$

У праці [1] описано методику побудови алгоритмів навчання штучних нейронних мереж радіального типу, яка базується на тому, що при відомій оцінці  $w_j(k)$  значення синаптичних ваг на наступному кроці  $w_j(k+1)$  обчислюється із умови мінімуму норми:

$$\left| \sum_{i=1}^h |w_{ij}(k+1) - w_{ij}(k)|^q \right|^{1/q} \quad (2.16)$$

при обмеженні:

$$y_j(k) - w_j^T(k+1)f(u(k)) = 0.$$

					ДП.КСМ. 07244/16.00.00.000.ПЗ	Арк.
						21
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

Зважаючи на вищенаписане, уточнений вектор вагових коефіцієнтів  $w_j(k+1)$  перетворює на нуль похибку навчання нейронної мережі. Із цього випливає, що алгоритм налаштування вагових коефіцієнтів Качмажа-Відроу-Хоффа мінімізує норму Евкліда ( $q=2$ ).

Алгоритм навчання Нугомо-Ноди [2, 20] спрямований на мінімізацію кубічної норми:

$$w_j(k+1) = w_j(k) + \frac{y_j(k) - w_j^T(k)f(u(k))}{f^T(u(k))\text{sign}f(u(k))} \text{sign}f(u(k)). \quad (2.17)$$

Розглянуті вище алгоритми навчання ШНМ із РБФ базуються на градієнтних процедурах оптимізації, реалізують регулярний підхід, за яким на кожному кроці обчислення значень синаптичних ваг відбувається на основі строго формалізованих правил.

Еволюційні алгоритми базуються на методі проб і помилок, коли рішення шукається випадковим чином й при позитивному результаті приймається, а при негативному – повертається знову до пошуку, як джерела можливостей. Відомим алгоритмом, що базується на еволюційному підході є алгоритм випадкового пошуку, який у загальному можна записати у вигляді:

$$w_j(k+1) = w_j(k) + \Delta w_j(k), \quad (2.18)$$

де  $\Delta w_j(k)$  - випадковий корегуючий параметр, що визначає напрямок зміщення вектора синаптичних ваг на кожному кроці їх уточнення.

Також чимало алгоритмів налаштування вагових коефіцієнтів базуються на алгоритмі зворотного поширення похибки. Детальніше зазначений алгоритм розглянемо у наступному підрозділі.

					ДП.КСМ. 07244/16.00.00.000.ПЗ	Арк.
						22
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

### 2.3 Алгоритм прогнозування індикаторів економічної безпеки на основі штучних нейронних мереж із радіально-базисними функціями

Схему прогнозування із застосуванням штучних нейронних мереж із радіально-базисними функціями зображено на рисунку 2.1.

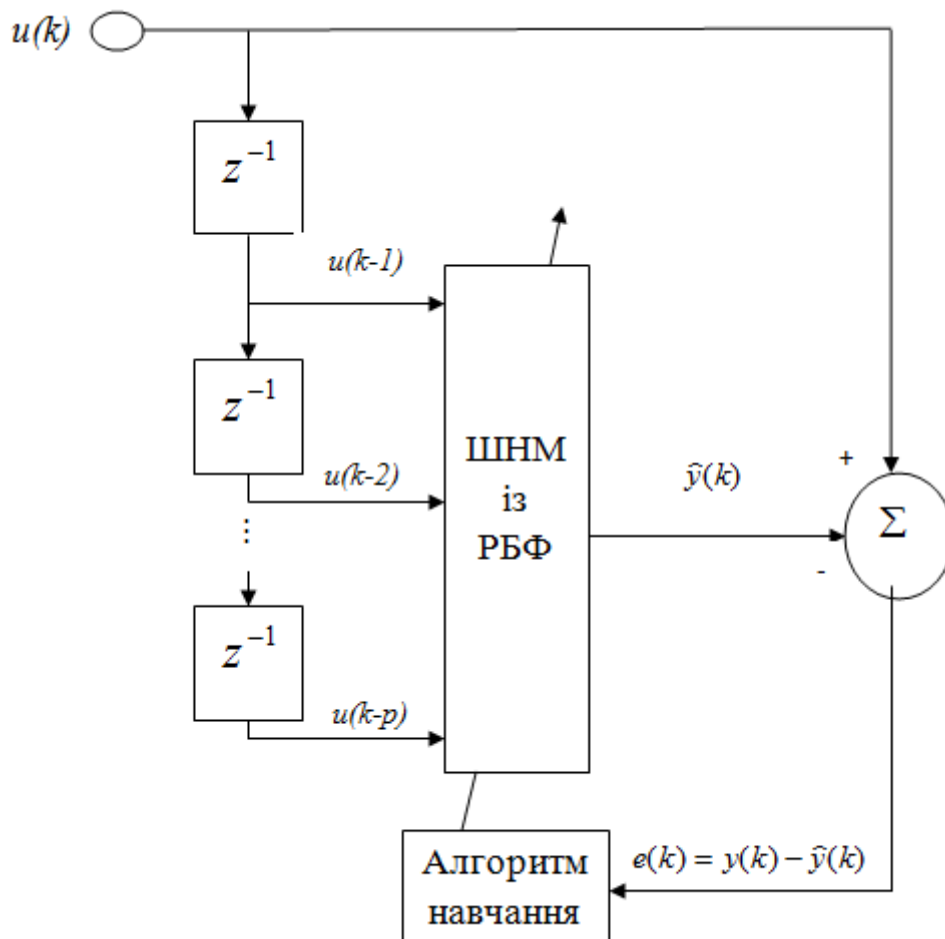


Рисунок 2.1 - Схема задачі прогнозування із застосуванням штучних нейронних мереж із радіально-базисними функціями

Як видно із схеми рисунка 2.1, прогнозування на основі штучних нейронних мереж зводиться до підбору такого алгоритму навчання штучних нейронних мереж із радіально-базисними функціями, при якому похибка прогнозування буде мінімальною. Розглянемо алгоритм навчання ШНМ із РБФ для прогнозування



індикаторів економічно безпеки регіону. Блок-схему зазначеного алгоритму наведено на рисунку 2.2.

Для налаштування центрів використано алгоритм «гірської» кластеризації [8, 16]. Зазначений алгоритм не вимагає складних обчислювальних процедур, а кількість кластерів регулюється лише за допомогою одного параметра – радіуса кластера. Зазначений алгоритм кластеризації вимагає виконання деяких кроків, послідовність яких розглянемо нище.



Рисунок 2.3 – Блок-схема алгоритму прогнозування індикаторів економічної безпеки регіону

Крок 1. Формуємо потенційні центри кластерів, якими виступають рядки матриці вхідних даних для кластеризації  $U$ ;

Крок 2. Розраховуємо потенціал потенційних центрів кластерів, тобто наскільки один центр є важливим по відношенню до іншого;

Крок 3. Вибираємо точку даних з максимальним потенціалом для представлення центру першого кластера.

Крок 4. Виключаємо вплив центру першого кластера шляхом перерахунку потенціалів для інших можливих центрів кластерів. Це потрібно для того, щоб виключити можливість появи великої кількості дрібних подібних класів;

Крок 5. Визначаємо наступний кластер і координати його центру. Якщо максимальне значення потенціалу центру кластера не перевищує деякий наперед заданий поріг – радіус кластеризації -  $rad_{ii}$ , тобто, то переходимо на крок 4, в протилежному випадку – завершуємо алгоритм.

Ітераційна процедура виділення центрів кластерів і перерахунку потенціалів повторюється до тих пір, поки всі точки даних не виявляться всередині околиць радіуса кластеризації -  $rad_{ii}$  шуканих центрів кластерів. Радіус визначає діапазон впливу центру кластера на кожну з компонент точки даних.

Значення радіуса кластера задаємо експериментально. Зазвичай, не погані результати кластеризації досягаються тоді, коли параметр  $rad_{ii}$  задати в межах  $[0,2;0,5]$ . З метою формування не складної архітектури ШНМ із РБФ, на початковому кроці радіус кластеризації задаємо у розмірі 0,5, потім поступово радіус кластера збільшуємо. Як радіально-базисну застосовуємо функцію Гауса.

Процедура налаштування вагових коефіцієнтів мережі базується на використанні алгоритму зворотного поширення похибки. В основі цього алгоритму навчання є мінімізація цільової функції

$$E = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^N \left[ \sum_{i=1}^M w_i f_i(u_j) - y_j \right]^2. \quad (2.19)$$

					ДП.КСМ. 07244/16.00.00.000.ПЗ	Арк. 25
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

На першому етапі роботи алгоритму задається навчальний приклад і на цій основі обчислюються значення вихідних сигналів мережі та цільова функція. На другому етапі мінімізується значення цільової функції шляхом корегування вагових коефіцієнтів.

Для корекції вагових коефіцієнтів застосовуємо метод градієнтної оптимізації, згідно із яким необхідно одержати вектор градієнта цільової функції відносно параметрів, продиференціювавши яку, одержимо

$$\frac{\partial E(k)}{\partial w_{0j}(k)} = \hat{y}_j(k) - y_j(k), \quad (2.20)$$

$$\frac{\partial E(k)}{\partial w_{ij}(k)} = \exp\left(-\frac{1}{2}u_i(k)\right)(\hat{y}_j(k) - y_j(k)). \quad (2.21)$$

Із застосуванням методу найшвидшого спуску, формула для корекції вагових коефіцієнтів матиме вигляд

$$w_{ij}(k+1) = w_{ij}(k) - \eta_1 \frac{\partial E(k)}{\partial w_{ij}(k)}. \quad (2.22)$$

Якщо значення цільової функції не перевищує заданий поріг, то побудована штучна нейронна мережа на основі радіально-базисних функцій є оптимальною для прогнозування індикаторів економічної безпеки.

					ДП.КСМ. 07244/16.00.00.000.ПЗ	Арк.
						26
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

### 3 ПРАКТИЧНА РЕАЛІЗАЦІЯ АЛГОРИТМУ МОДЕЛЮВАННЯ ІНДИКАТОРІВ ЕКОНОМІЧНОЇ БЕЗПЕКИ РЕГІОНУ

#### 3.1 Структура програмного забезпечення для моделювання індикаторів економічної безпеки регіону

Для реалізації вищеприписаного алгоритму моделювання та прогнозування індикаторів економічної безпеки регіону на основі штучних нейронних мереж із радіально-базисними функціями розроблено програмне забезпечення, діаграму використання якого проілюстровано на рисунку 3.1.

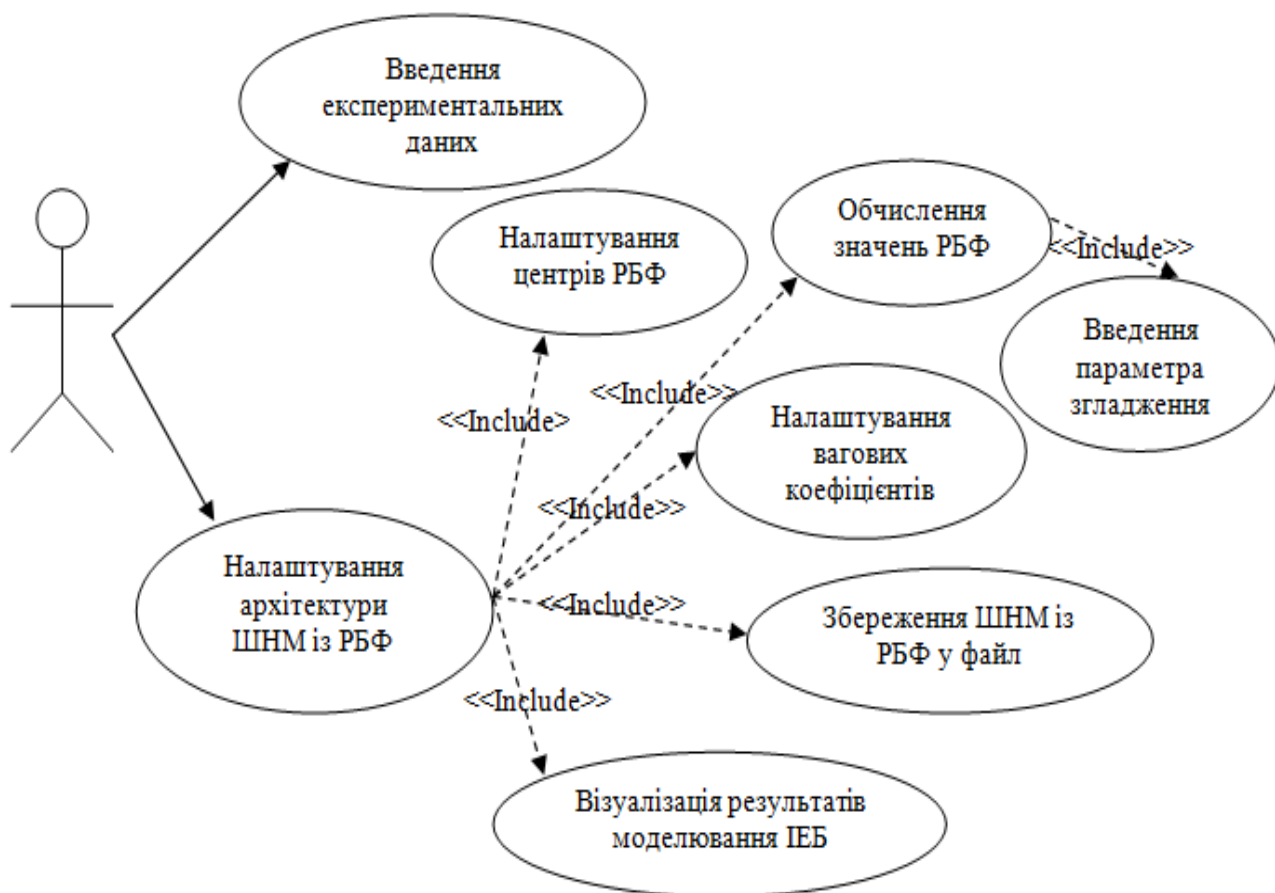


Рисунок 3.1 – Діаграма варіантів використання програмного забезпечення

Як видно із рисунка 3.1, діаграма варіантів використання відображає всі функції розробленого програмного забезпечення для моделювання показників

економічної безпеки регіону. Розглянемо детально основні можливості програмної системи.

Адміністратор програмної системи, у якості якого може бути будь-яка особа, має можливість вводити експериментальні дані, тобто фактори, які впливають на індикатори економічної безпеки та результативні показники, й на їх основі налаштовувати архітектуру штучної нейронної мережі радіального типу, яка б уможливила моделювати та прогнозувати зазначені показники.

Функція “Налаштування архітектури штучної нейронної мережі з РБФ” включає підфункції “Налаштування центрів РБФ”, “Обчислення значень РБФ”, “Налаштування вагових коефіцієнтів”, “Збереження ШНМ із РБФ у файл” та “Візуалізація результатів моделювання ІЕБ”.

Підфункція “Обчислення центрів РБФ”, реалізує субтрактивний алгоритм кластеризації. В результаті роботи зазначеної підфункції на матриці вхідних даних  $U$  одержуємо вектори центрів кластерів -  $\vec{C}_m$ , параметр відхилення  $\sigma$  та кількість радіально-базисних функцій -  $m$ , що відповідає кількості нейронів прихованого шару штучної нейронної мережі з радіально-базисними ункціями.

Підфункція “Обчислення значень РБФ” на основі вектора вхідних змінних  $\vec{u}_p, p=1, \dots, P$  - чинників впливу на результативні показники економічної безпеки регіону, вектора центрів радіально-базисних функцій  $\vec{C}_m, m=1, \dots, M$  та введеного параметра згладження  $\sigma$  обчислює значення радіально-базисних функцій  $\vec{f}_m, m=1, \dots, M$ .

Підфункція “Налаштування вагових коефіцієнтів” реалізує алгоритм зворотного поширення похибки, в основі якого - мінімізація цільової функції. У результаті реалізації зазначеної під функції одержуємо вектор вагових коефіцієнтів синаптичних зв'язків  $\vec{W}_m, m=1, \dots, M$ .

Підфункція “Візуалізація результатів моделювання ІЕБ” забезпечує виведення результатів моделювання та прогнозування результативних показників економічною безпеки регіону із зазначенням експериментальних даних та

					ДП.КСМ. 07244/16.00.00.000.ПЗ	Арк.
						28
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

результатів, які одержані на основі штучної нейронної мережі з радіально-базисними функціями.

Програмне забезпечення для моделювання індикаторів економічної безпеки регіону із застосуванням штучних нейронних мереж радіального типу розроблено із використанням структурно-функціонального підходу. Алгоритм функціонування програмного модуля, який відповідає за побудову структури штучної нейронної мережі з радіально-базисними функціями, зображено на рисунку 3.2.

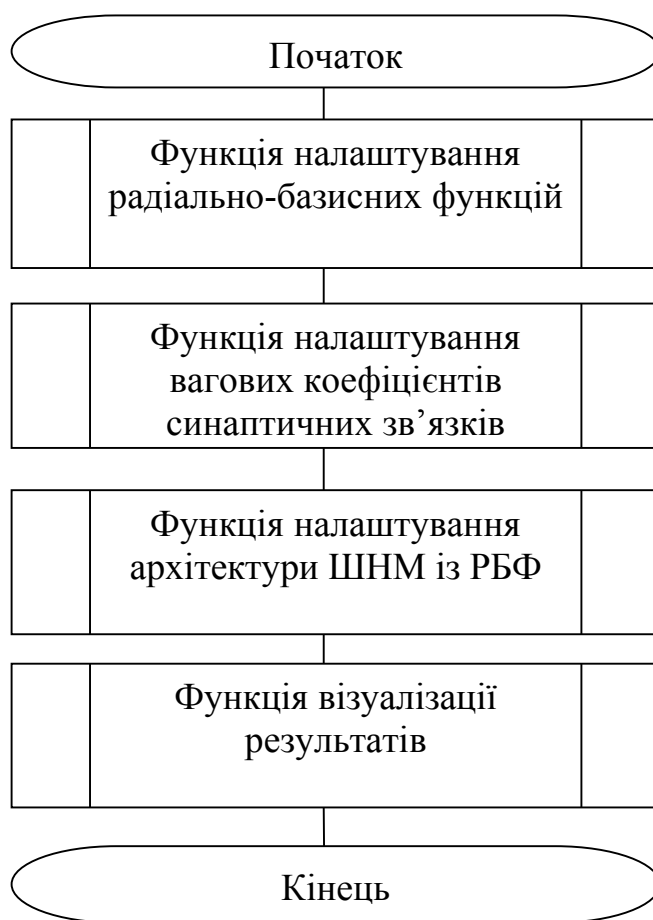


Рисунок 3.2 – Алгоритм функціонування програмної системи для моделювання індикаторів економічної безпеки

Як бачимо на рисунку 3.2, результати реалізації однієї функції програмної уможливають реалізації наступної функції. У наступному підрозділі детально розглянемо особливості реалізації алгоритму моделювання індикаторів

економічної безпеки регіону на основі штучних нейронних мереж із радіально-базисними функціями на основі розробленого програмного забезпечення.

### 3.2 Реалізація алгоритму моделювання індикаторів економічної безпеки регіону на основі штучної нейронної мережі радіального типу

Для реалізації алгоритму використано пакет прикладних програм Matlab, який на сьогодні є ефективним засобом вирішення технічних задач на основі вбудованих функцій та алгоритмів. Основною перевагою Matlab є простота маніпуляцій з матричними і іншими видами даних, а також зручними засобами виведення результатів у вигляді графіків [3, 4, 17].

Matlab містить чимало методів для аналізу даних, розробки алгоритмів і створення моделей. Пакет прикладних програм Matlab включає в себе математичні функції для інженерних і наукових задач. Вбудовані математичні функції використовують оптимізовані бібліотеки, призначені для прискорення векторних і матричних обчислень. Matlab містить тулбокси, в яких об'єднані функції для вирішення певного класу задач. Інтерфейс пакету прикладних програм Matlab зображено на рисунку 3.3.

Для налаштування центрів радіально-базисних функцій застосовуємо функцію Fuzzy Logic Toolbox – subclust, синтаксис якої

$$[C,S] = \text{subclust}(U,\text{radii},\text{xBounds},\text{options}),$$

де  $U$  – матриця вхідних даних,  $\text{radii}$  – радіус кластера,  $\text{xBounds}$  – це матриця, яка описує спосіб нормування вхідних даних,  $\text{options}$  – параметр, який призначений для пере визначення параметрів функції, які встановлені за замовчуванням [17]. Для визначення центрів радіально-базисних функцій задаємо нормовану матрицю

					ДП.КСМ. 07244/16.00.00.000.ПЗ	Арк.
						30
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

вхідних даних та радіус кластера. Інші параметри функції `subclust`, зазвичай, не змінюємо.

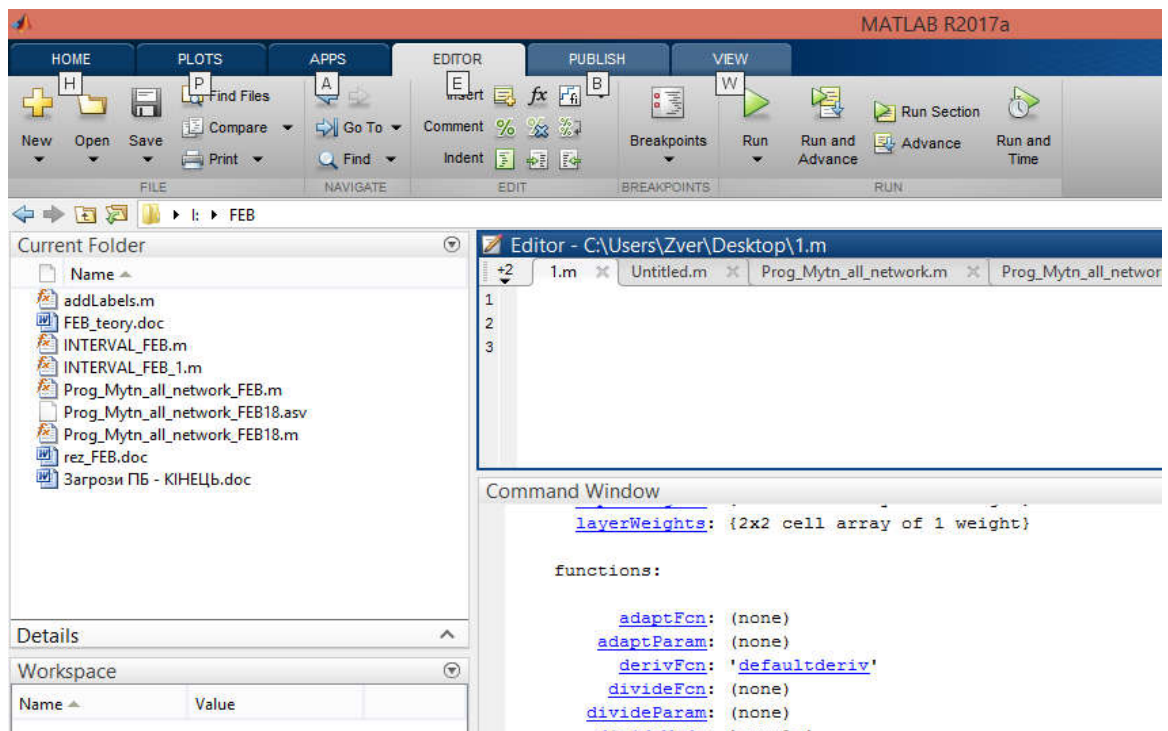


Рисунок 3.3 – Екранна форма інтерфейсу пакету прикладних програм Matlab

У результаті реалізації функції кластеризації, одержуємо вектор центрів радіально-базисних функцій та параметр сігма, що проілюстровано на рисунку 3.4.

The screenshot shows the Command Window with the following output:

```
Centry:
0.106  0.104  0.192  0.349  0.093  0.414  0.000  0.000
0.136  0.217  0.352  0.568  0.493  0.812  0.002  0.000
0.113  0.091  0.256  0.408  0.622  0.577  0.001  0.000
0.480  0.400  0.613  0.607  0.453  0.806  0.001  0.000
0.329  0.397  0.536  0.826  0.858  0.674  0.000  0.000
0.435  0.243  0.284  0.561  0.876  0.345  0.128  0.023
0.021  0.038  0.048  0.161  0.111  0.088  0.017  0.015
0.214  0.078  0.107  0.325  0.587  0.094  0.000  0.000

Sigma:
0.141  0.141  0.141  0.141  0.141  0.141  0.141  0.141
```

Рисунок 3.4 – Екранна форма візуалізації результатів кластеризації



На рисунку 3.4 бачимо, що у результаті кластеризації вхідних даних із застосуванням функції `subclust` отримано 8 векторів центрів, що й відповідає кількості нейронів прихованого шару штучної нейронної мережі на основі радіально-базисних функцій. Для обчислення значень радіально-базисних функцій застосовуємо функцію `radbas`. Налаштування вагових коефіцієнтів синаптичних зв'язків відбувається на основі реалізації алгоритму зворотнього поширення помилки.

Для налаштування архітектури штучної нейронної мережі з радіально-базисними функціями застосовуємо функцію `Neural Network Toolbox newrb`. Функція `newrb` створює радіальну базисну штучну нейронну мережу, використовуючи ітеративну процедуру, яка додає по одному нейрону на кожному кроці. Нейрони додаються до прихованого шару до тих пір, поки сума квадратів помилок не стане меншою заданої величини або не буде використано максимальну кількість нейронів.

Зазначена функція викликається командою `net = newrb (P, T, goal, spread)` [17]. Параметрами функції `newrb` є масиви вхідних і цільових векторів даних `P` і `T`, а також параметр `goal` (допустима середньоквадратична помилка мережі), `spread` (параметр впливу). Значення параметра `spread` повинно бути достатньо великим, щоб покрити весь діапазон значень вхідних даних, але не таким, щоб значення входів були однаково значимі. Із вищезазначеного впливає параметр впливу суттєво впливає на побудову архітектури штучної нейронної мережі радіального типу, а його налаштування вимагає проведення експериментальних досліджень.

У результаті реалізації функції одержуємо опис архітектури штучної нейронної мережі із радіально-базисними функціями із зазначенням алгоритму формування шарів нейронної мережі, вагових коефіцієнтів та зміщень.

На рисунку 3.5 наведено екранну форму частини командного вікна пакету прикладних програм `Matlab` із результатами опису процесу формування архітектури штучної нейронної мережі з радіально-базисними функціями.

					ДП.КСМ. 07244/16.00.00.000.ПЗ	Арк.
						32
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

```

Command Window
NEWRB, neurons = 0, MSE = 2.59192e+08
NEWRB, neurons = 50, MSE = 3.70469e+07
HHHH

net_2 =

    Neural Network

        name: 'Radial Basis Network'
        userdata: (your custom info)

    dimensions:

        numInputs: 1
        numLayers: 2
        numOutputs: 1
        numInputDelays: 0
        numLayerDelays: 0
        numFeedbackDelays: 0
        numWeightElements: 1908
        sampleTime: 1

    connections:

        biasConnect: [1; 1]

```

Рисунок 3.5 – Екранна форма опису процесу побудови архітектури штучної нейронної мережі радіального типу

Моделювання ШНМ із РБФ здійснюємо із застосуванням функції `sim`. Виведення результатів моделювання та прогнозування на основі нейронної мережі радіального типу відбувається на основі використання функції `plot`.

### 3.3 Моделювання показників економічної безпеки регіону на основі штучних нейронних мереж із радіально-базисними функціями

Як зазначено у першому розділі, на 18 результативних індикаторів економічної безпеки регіону впливає 8 чинників. На основі цього введемо позначення  $\vec{x} = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_8)$  - чинники, що впливають на ІЕБ регіону (Тернопільської області), як “входи” ШНМ із РБФ, а  $\vec{y} = (y_1, y_2, y_3, \dots, y_{18})$  - індикатори економічної безпеки, як вихідні нейромережеві сигнали.

На початковому етапі одержуємо архітектуру ШНМ із РБФ 8:36:18, тобто

кількість нейронів прихованого шару дорівнює кількості елементів навчальної вибірки. При цьому середньоквадратична похибка навчання мережі та радіус кластера становлять 0. Із проведених досліджень випливає, що знайдена структура штучної нейромережі суттєво ускладнена і не володіє в достатній мірі прогностичними властивостями.

На наступному етапі одержуємо архітектуру ШНМ із РБФ 8:30:18, при цьому похибка навчання мережі становить 10 %, а радіус кластера становить 0,2. Провівши експериментальні дослідження, бачимо, що знайдена структура мережі не володіє прогностичними властивостями. Структура ШНМ із РБФ 8:21:18, знайдена на наступній ітерації налаштування архітектури мережі для моделювання індикаторів економічної безпеки регіону також непридатна для розв'язку поставленої задачі.

На черговому етапі реалізації алгоритму налаштування штучної нейронної мережі з радіально-базисними функціями одержуємо структуру 8:14:18. Радіус кластера заданий у розмірі 0,4, а середньоквадратична похибка навчання нейронної мережі становить – 30%. Як показують результати досліджень, знайдена структура ШНМ із РБФ є оптимальною для моделювання та прогнозування індикаторів економічної безпеки регіону.

У попередньому підрозділі зазначено, що на формування структури ШНМ із РБФ суттєво впливає ширини вікна радіально-базисної функції. На рисунку 3.6, 3.7 проілюстровано як неправильно заданий параметр згладження впливає на прогностичні властивості штучної нейронної мережі з радіально-базисними функціями. Пунктирною лінією на рисунках позначено експериментальні значення, а суцільною – результати моделювання на основі ШНМ із РБФ. Вертикальною лінією розділено навчальну вибірку і контрольну (тестову). Експериментальні дослідження проведено на основі моделювання обсягу експорту, як одного із індикаторів зовнішньоекономічної безпеки регіону згідно із експериментальними даними, які наведено у додатку А.

У результаті проведених досліджень оптимальне значення параметра параметра ширини вікон РБФ встановлено у розмірі 600000, при цьому знайдена

					ДП.КСМ. 07244/16.00.00.000.ПЗ	Арк.
						34
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

архітектура ШНМ із РБФ уможливилює одержати прогноз індикаторів економічної безпеки регіону, зважаючи на чинники, що на них впливають. Також на основі результатів моделювання можна проаналізувати, який із індикаторів безпеки регіону є чутливим до зміни факторів впливу.

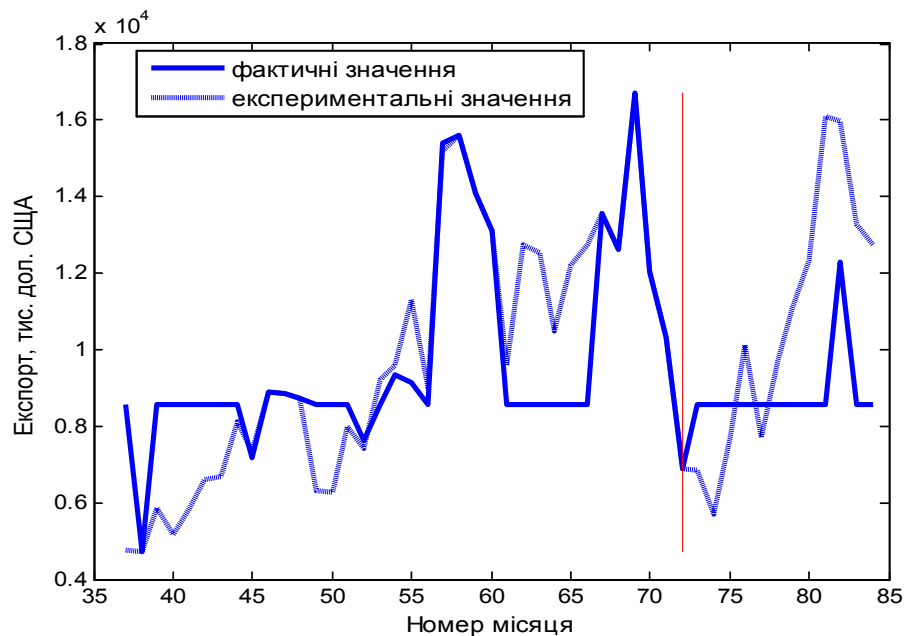


Рисунок 3.6 – Моделювання обсягів експорту на основі ШНМ із РБФ із надто малим заданим параметром впливу

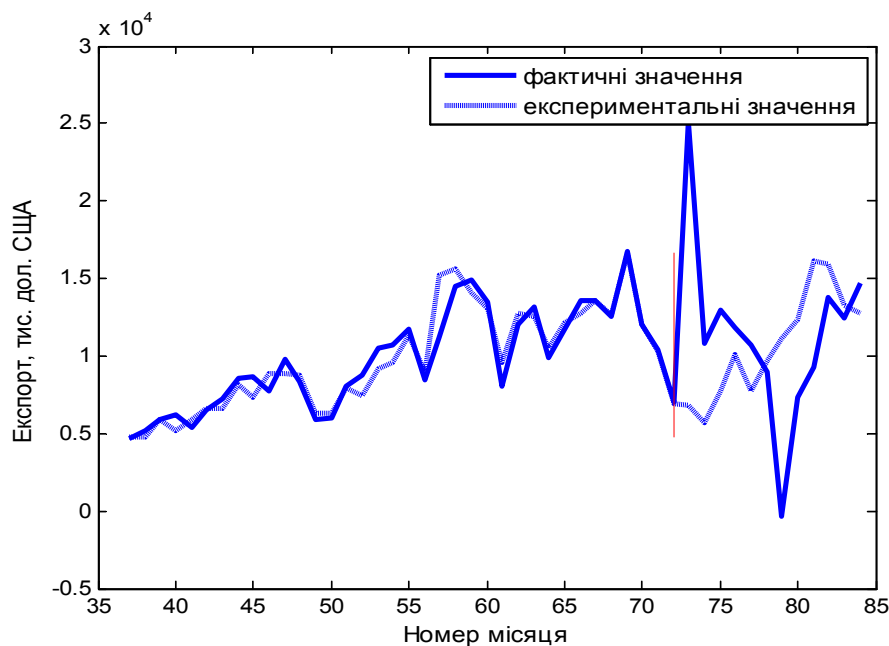


Рисунок 3.7 – Моделювання обсягів експорту на основі ШНМ із РБФ із надто великим заданим параметром впливу

Архітектуру ШНМ із РБФ, оптимальну для моделювання та прогнозування показників безпеки регіону зображено на рисунку 3.8.

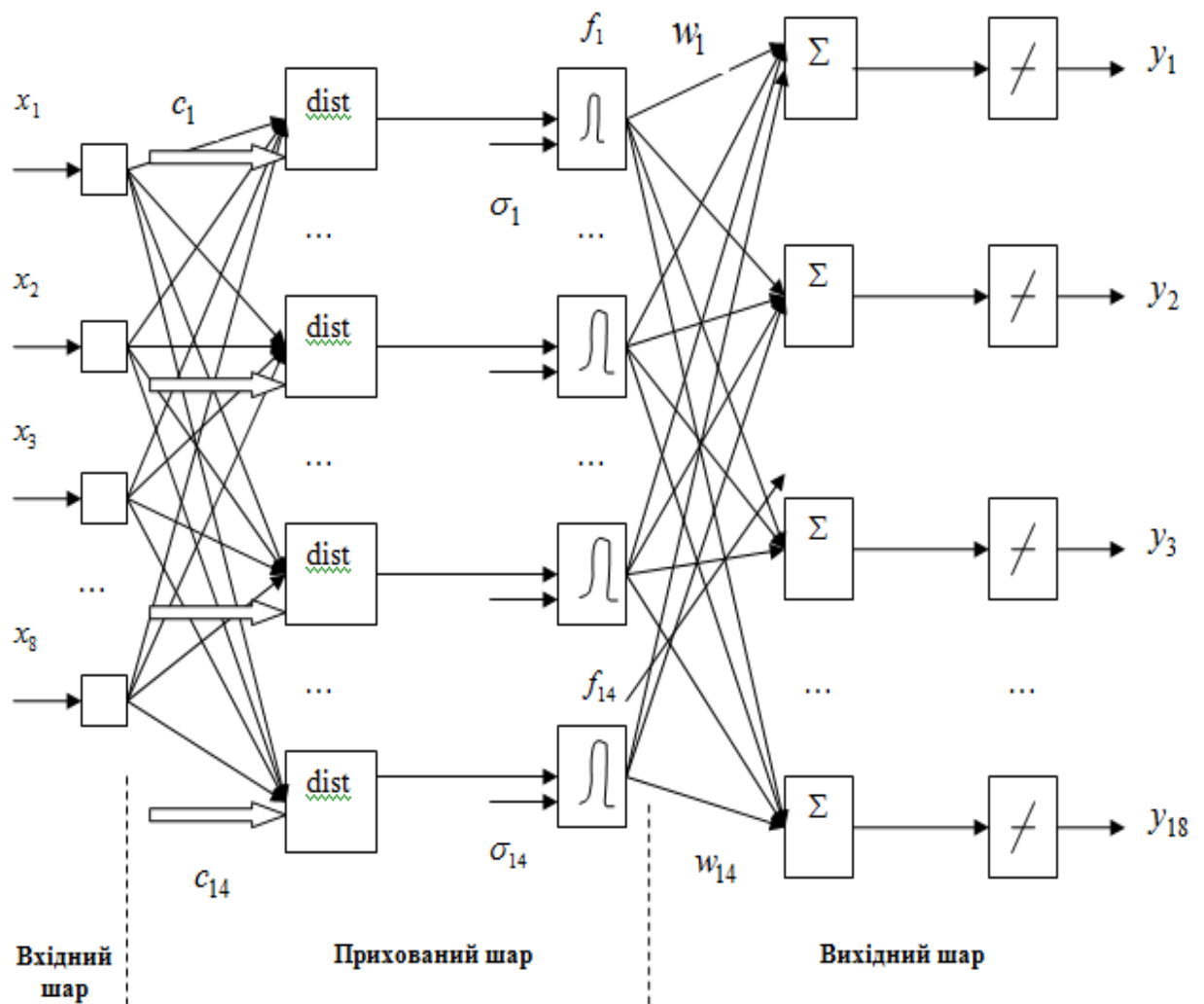


Рисунок 3.8 – Архітектура штучної нейронної мережі радіального типу для моделювання індикаторів економічної безпеки

На рисунку 3.9 зображено результати моделювання обсягу експорту, як одного із індикаторів зовнішньоекономічної безпеки регіону на основі оптимальної структури ШНМ із РБФ. Як бачимо на рисунку 3.9, побудована штучна нейронна мережі з радіально-базисними функціями моделює взаємозв'язок між результативними показниками економічної безпеки регіону та чинниками, що на них впливають. Цей висновок впливає також із аналізу результатів моделювання інших показників економічної безпеки регіону.

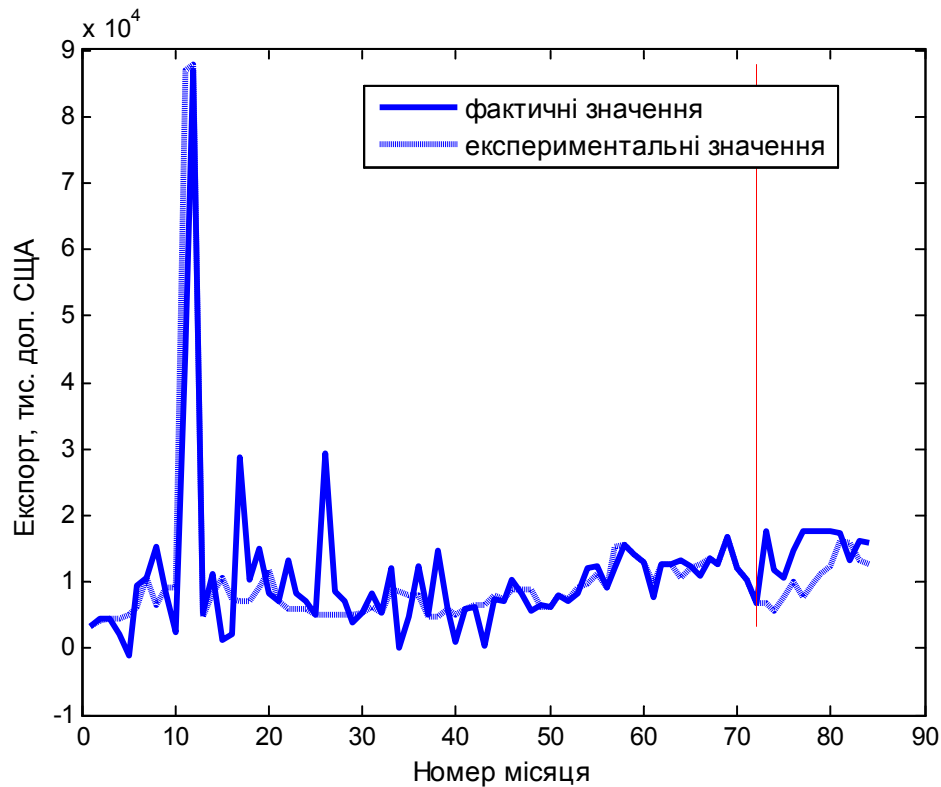


Рисунок 3.9 – Моделювання обсягу експорту на основі штучної нейронної мережі з радіально-базисними функціями

Отже, із проведених експериментальних досліджень випливає, що розроблений алгоритм навчання штучних нейронних мереж із радіально-базисними функціями та на його основі програмне забезпечення уможливають змоделювати залежність індикаторів економічної безпеки регіону від чинників, що на них впливають, що підтверджено результатами експериментів. В той же ж час із описані результати свідчать про ефективність застосування штучних нейронних мереж з радіально-базисними функціями для моделювання нестационарних процесів.

## ВИСНОВКИ

У дипломній роботі розв'язано практичну задачу моделювання та прогнозування індикаторів економічної безпеки регіону із застосуванням апарату штучних нейронних мереж із радіально-базисними функціями. При цьому отримано такі результати.

1. Проведено аналіз штучних нейронних мереж із радіально-базисними функціями й показано, що налаштування зазначених нейронних мереж включає налаштування центрів радіально-базисних функцій та вагових коефіцієнтів синаптичних зв'язків.

2. Проаналізовано основні алгоритми навчання штучних нейронних мереж й зазначено, що вони, в основному, ґрунтуються на мінімізації середньоквадратичної помилки навчання.

3. Розроблено алгоритм навчання штучних нейронних мереж із радіально-базисними функціями для моделювання індикаторів економічної безпеки регіону.

4. Розроблено програмне забезпечення для реалізації алгоритму налаштування штучних нейронних мереж радіального типу із застосуванням пакету прикладних програм Matlab.

5. Розроблено архітектуру штучної нейронної мережі з радіально-базисними функціями, яка придатна для моделювання та прогнозування індикаторів економічної безпеки регіону. Результатами експериментів підтверджено її ефективність.

6. Обґрунтовано техніко-економічні показники ефективності розробки проекту.

					ДП.КСМ. 07244/16.00.00.000.ПЗ	Арк.
						38
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

## СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Бодянский Е. В. Рекуррентный алгоритм обучения радиально-базисных нейронных сетей, основанный на приближительных множествах / Е. В. Бодянский, Е. В. Горшков, В. В. Колодяжный [и др.] // Радиоелектроніка. Інформатика. Управління. - 2005. - № 1. - С. 116-122.
2. Бодянский Е. В. Искусственные нейронные сети: архитектуры, обучение, применения: Монография / Е. В. Бодянский, О. Г. Руденко. – Харьков: ТЕЛЕТЕХ, 2004. – 372 с.
3. Дьяконов В. П. MATLAB 6.5 SP1/7.0 + Simulink 5/6/ Обработка сигналов и проектирование фильтров / В. П. Дьяконов. - М.: СОЛОН-Пресс, 2005. - 676с.
4. Лебедев А. Н. Моделирование в научно-технических исследованиях / А. Н. Лебедев. - М.: Радио и связь, 1989. – 224 с.
5. Мартинюк В. П. Моделювання індикаторів економічної безпеки держави засобами штучної нейронної мережі з радіально-базисними функціями / В.П. Мартинюк, М.П. Дивак, Н. Я. Савка // Світ фінансів. Науковий журнал. - 2011. - Вип. 1. - С. 56-66.
6. Мартинюк В. Проблеми моніторингу та забезпечення економічної безпеки держави / В. Мартинюк // Світ фінансів. - 2007. - № 4. - С.185-187.
7. Мартинюк В. П. Фінансові аспекти розбудови митної системи в інтересах економічної безпеки України: монографія / В. П. Мартинюк. - К.: Кондор, 2011. – 326 с.
8. Метод гірської кластеризації [Електронний ресурс]. - Режим доступу:<https://sites.google.com/site/ne4itkalogika/necitkaklasterizacia/metod-girskoie-klasterezacii>. – Назва з екрану.
9. Савка Н.Я. Етапи ідентифікації штучних нейронних мереж з радіально-базисними функціями / Н. Я. Савка // Матеріали Всеукраїнської школи-

					ДП.КСМ. 07244/16.00.00.000.ПЗ	Арк.
						39
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		



семінару молодих вчених і студентів “Сучасні комп’ютерні інформаційні технології”. - Тернопіль: ТНЕУ, 2011. - С. 87.

10. Савка Н.Я. Застосування штучних нейронних мереж з радіально-базисними функціями для вирішення актуальних задач сьогодення / Н.Я. Савка // Збірник тез доповідей Міжнародної науково-практичної конференції “Транскордонне співробітництво як важлива складова євроінтеграційних процесів України”. - Чернівці, 2010. - С. 437-440.

11. Савка Н. Я. Застосування штучних нейронних мереж з радіально-базисними функціями для розв’язування задач прогнозування / Н.Я. Савка // Комунальне господарство міст. Науково-технічний збірник. Серія: Технічні науки та архітектура. - Харків, 2011. - Вип. 94. - С.349-353.

12. Савка Н.Я. Методи ідентифікації штучних нейронних мереж з радіально-базисними функціями / Н.Я. Савка // Матеріали першої Міжнародної науково-технічної конференції “Обчислювальний інтелект 2011”. - Черкаси, 2011. - С. 120-121.

13. Савка Н.Я. Моделювання індикаторів економічної безпеки держави засобами радіальних штучних нейронних мереж ідентифікованих методами аналізу інтервальних даних / Н.Я. Савка // Вісник Вінницького політехнічного інституту. Науковий журнал. - Вінниця, 2013. - №1. - С.37-44.

14. Савка Н.Я. Проблеми ідентифікації штучних нейронних мереж з радіально-базисними функціями та можливі напрямки їх розв’язання / Н.Я. Савка, В.М. Спільчук, І.Я. Співак // Індуктивне моделювання складних систем: Збірник наукових праць. - 2012. - Вип. 2. - С. 181-193.

15. Hamad A. Radial basis function neural network in fault detection of automotive engines / Adnan Hamad, Dingli Yu, J. B. Gomm, Mahavir S. Sangha // International Journal of Engineering, Science and Technology. - 2010. - Vol. 2. - No 10. - P.1-8.

16. Штовба С. Д. Введение в теорию нечетких множеств и нечеткую логику. [Електронний ресурс] - Режим доступу: <http://matlab.exponenta.ru/fuzzylogic/book1/index.php>. - Назва з екрану.

					ДП.КСМ. 07244/16.00.00.000.ПЗ	Арк.
						40
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

17. MATLAB&Toolboxes [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <http://matlab.exponenta.ru>. - Назва з екрану.
18. Nelles O. Nonlinear Systems Identification / O. Nelles. - Berlin: Springer, 2001. – 785 p.
19. Park J. Universal approximation using radial-basis-function networks / J. Park, I. W. Sandberg // Neural Computation. - 1991. – V. 3. - P. 246-257.
20. Sunil E. V. T. Radial basis function neural network / E. V. T Sunil, C. Sh. Yung // IEEE Trans on Neural Networks. - 1994. – V. 5. - P. 594-603.

					ДП.КСМ. 07244/16.00.00.000.ПЗ	Арк.
						41
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

## ДОДАТОК А

### Експериментальні дані

Період	№ місяця	Перераховано митних платежів в держбюджет, грн.	Оформлено вантажів, тис. тонн	Кількість оформлених ВМД	Оформлено транспортних засобів	К-сть оформлених попередніх декларацій	К-сть оформлених попередніх повідомлень	Заведено справ про порушення митних правил на суму, грн.	Заведено справ про контрабанду на суму, грн.	Імпорт, тис. дол. США
	$k$	$x_1$	$x_2$	$x_3$	$x_4$	$x_5$	$x_6$	$x_7$	$x_8$	$y$
2003	1	5216128,14	8,86	567	451	48	227	9873441,0	23764	4258,25
	2	6443868,7	11,05	731	615	56	288	84588,0	-	4979,3
	3	7647405,08	14,46	829	687	45	307	20912364,0	9726143	5080,29
	4	4790370,33	16,28	744	703	21	281	139137,0	-	5128,9
	5	5629560,98	19,4	771	685	29	320	46197,0	-	4075,66
	6	5255195,33	18,39	849	719	30	318	155707,0	-	5847,28
	7	18744222,93	46,71	1081	1365	34	452	190166,0	-	6617,11
	8	6189293,18	22,95	864	1011	20	369	12443,0	-	6268,1
	9	5225720,85	20,56	879	828	15	299	214779,0	-	7549,4
	10	6429778,68	22,0	937	926	24	385	95512,0	-	5350,32
	11	7137739,58	23,02	861	919	21	325	48998,0	-	5265,74
	12	10227286,18	19,29	981	897	31	364	59592,0	-	52134,7
2004	13	3923498,71	8,84	560	322	23	189	11514,0	-	2511,7
	14	5370652,61	14,81	751	651	34	257	54677,0	-	4910,5
	15	8012252,82	13,19	855	694	40	310	75375,0	380000	5563,3
	16	6861988,54	11,49	797	638	38	316	69205,0	-	7861,3
	17	6984819,3	29,79	812	916	24	279	92951,0	-	5282,4
	18	6853413,22	12,25	808	677	30	296	150510,0	48315	4818,0
	19	7702523,48	14,7	811	783	42	338	6790,0	-	5400,3
	20	9554145,0	29,57	842	952	27	294	43772,0	-	4961,9
	21	9500431,79	15,77	827	731	36	321	10039,0	-	5530,3
	22	9729619,84	15,32	900	786	48	345	48993,0	-	6524
2005	23	9027142,01	18,14	897	809	32	299	15089,69	-	7446
	24	8170620,84	16,87	995	795	54	278	6525,0	-	7234
	25	5022599,49	11,39	627	510	40	217	353342,0	146922	7956,6
	26	7161648,44	13,07	807	656	72	257	5649,0	-	7367,9
	27	12309469,62	18,1	1134	893	80	372	186243,0	131282	7856,2
	28	13007569,35	16,13	1018	867	86	456	3430,0	-	7902,1
	29	10733286,3	16,48	882	812	100	398	2508,0	-	7984,46
	30	13611203,35	14,26	1011	880	126	443	1290062,0	-	9195,08
	31	13804786,97	13,84	937	870	151	384	100,0	-	9666,5
	32	11043825,43	16,5	912	922	167	331	2262267,0	2246742	9086,1
	33	10132015,96	27,58	1020	966	174	377	33163,0	-	8725,63
	34	7924811,25	22,55	1023	960	126	419	33439,0	-	7948,8
	35	6548181,0	20,13	1029	935	141	385	61120,0	-	6997,9
	36	8384833,03	17,48	1016	913	203	353	1033,0	-	12074,1
2006	37	5031581,82	11,67	606	651	113	226	579401,0	336440	5764,48
	38	7959606,05	14,87	916	813	147	328	206078,0	90584	7179,6
	39	8888419,67	18,51	1091	943	202	402	7063043,0	-	10993,3
	40	8637731,69	13,97	868	756	154	358	55263,0	-	9231
	41	8961534,13	15,23	1012	899	154	443	326620,0	-	8042,4
	42	9343750,32	19,27	904	833	148	358	123685,0	-	8171,2
	43	9876239,92	14,93	915	800	155	373	27813,0	-	8959,8
	44	13592727,48	23,63	972	1010	176	363	157280,0	-	11071,2
	45	14002415,71	19,73	979	911	160	417	284781,0	-	11662,1
	46	11063717,14	23,26	1048	987	126	448	48667,0	-	9455,6
	47	14460756,33	24,11	1049	1033	132	434	15705,0	-	11732,8
	48	12767157,28	21,91	1167	1083	203	500	2176,0	-	16167,6
2007	49	7014760,0	17,46	732	686	121	281	14802,0	-	6220,66
	50	10081982,4	16,12	945	824	132	376	782384,0	-	10349,7
	51	13057968,06	21,51	1210	1106	226	481	797749,0	-	14344,5
	52	14066271,7	17,17	1008	908	117	437	244659,0	-	11772,4
	53	13314542,75	20,71	1139	1083	119	470	116791,0	231223	13629,3
	54	15413756,2	19,83	1104	1033	117	446	127809,0	-	13169,4
	55	15760830,19	20,61	1176	1102	136	488	16932,0	-	14015,9
	56	14473102,25	19,73	1074	995	128	481	1123801,0	-	13623,8
	57	15579287,24	24,39	1063	1083	134	411	66044,0	-	15620
	58	15950395,32	36,96	1209	1392	132	508	147657,0	359159	16523,9

Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата
------	------	----------	--------	------

ДП.КСМ. 07244/16.00.00.000.ПЗ

Арк.  
42

	59	18205037,37	38,3	1261	1448	169	505	55362,0	-	18040,3
	60	21199726,08	32,64	1339	1329	208	470	33375,0	-	21319,9
2008	61	11770356,47	25,04	782	686	121	281	1500,0	-	10060,84
	62	25053375,99	36,31	1388	824	132	376	23248,0	-	19221,1
	63	27553201,00	43,85	1408	1106	226	481	398596,0	789146	23437,8
	64	28983929,32	39,81	1300	908	117	437	398596,0	-	23276,5
	65	29995740,73	42,72	1452	1083	119	470	6557,0	-	25192,8
	66	29179239,08	35,46	1411	1033	117	446	12859,0	-	28775,5
	67	55494159,65	37,06	1686	1102	136	488	491467,0	245675	52888,9
	68	42278314,48	48,38	1637	995	128	481	650,0	-	23030,6
	69	56531261,49	75,43	1948	1083	134	411	11909,0	-	54336,5
	70	41329962,64	64,87	1857	1392	132	508	38072,0	-	32403,6
	71	39492118,67	48,41	1456	1448	169	505	50271,0	-	25084,3
	72	43544162,69	27,31	1258	1329	208	470	5268,0	-	19582,5
2009	73	17294990,52	9,59	606	525	127	194	24670,0	1123802	34,6
	74	15166439,17	14,02	709	703	147	219	7141,0	-	32,7
	75	29417337,31	25,38	962	556	212	248	21577,0	-	32,2
	76	28610400,3	24,57	942	929	212	279	263504,0	-	30,4
	77	26798002,66	25,03	954	979	212	299	2682885,0	227926	26,9
	78	25847898,49	24,98	1018	1074	198	350	2682885,0	-	21,8
	79	34654340,36	26,56	1182	1264	236	406	1211,0	-	17,1
	80	37617759,27	46,19	1162	1372	193	332	3480,0	-	14,9
	81	38103957,91	44,65	1335	1493	191	377	1400,0	-	14,0
	82	21243943,8	35,3	1304	1289	208	404	3100,0	-	13,2
	83	25873235,43	43,28	1322	1478	212	369	81237,0	-	11,9
	84	28284474,1	35,67	1414	1346	240	410	9346,0	-	11,2

Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата

ДП.КСМ. 07244/16.00.00.000.ПЗ

Арк.

43