

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

Зубрецький Тарас Андрійович

**Програмна система автоматизованого синтезу
штучних нейронних мереж із радіально-базисними
функціями/ Software System for Automated Synthesis
of Artificial Neural Networks with Radial-Basic
Functions**

напрямок підготовки: 6.050102 - Комп'ютерна інженерія
фахове спрямування - Комп'ютерні системи та мережі
Бакалаврська робота

Виконав студент групи КСМ-41/1
Т.А. Зубрецький

Науковий керівник: к.т.н.,
Савка Н.Я.

Тернопіль – 2018

РЕЗЮМЕ

Дипломний проект містить 59 сторінок пояснюючої записки, 3 рисунки, 7 таблиць, 2 додатки. Обсяг графічного матеріалу 2 аркуші формату А3.

Розв'язано задачу розробки програмного засобу автоматизованого синтезу штучних нейронних мереж із радіально-базисними функціями в межах інтервального підходу, що уможлиблює побудову штучних нейронних мереж радіального типу, які здатні моделювати та прогнозувати в умовах невизначеності. При цьому одержано такі результати.

Проаналізовано методи та алгоритми синтезу штучних нейронних мереж й показано відсутність методу синтезу штучних нейронних мереж радіального типу за умов інтервального представлення їх вихідних сигналів.

Проаналізовано метода аналізу інтервальних даних, виділено основні властивості області можливих значень параметрів моделей, які обчислено із застосуванням інтервального підходу.

Розроблено алгоритм автоматизованого синтезу штучних нейронних мереж із радіально-базисними функціями на основі аналізу інтервальних даних.

Розроблено програмне забезпечення для реалізації алгоритму, представлено діаграму варіантів використання програмного забезпечення.

Описано реалізацію алгоритму автоматизованого синтезу штучних нейронних мереж. На основі розробленого алгоритму побудовано архітектуру штучної нейронної мережі радіального типу для задачі моделювання та прогнозування кількості зареєстрованих осіб у державні службі зайнятості. Результатами моделювання підтверджено ефективність розробленого алгоритму.

Ключові слова: ШТУЧНА НЕЙРОННА МЕРЕЖА, РАДІАЛЬНО-БАЗИСНА ФУНКЦІЯ.

RESUME

The diploma project contains 59 pages of explanatory note, 3 figures, 7 tables, 2 appendices. Volume of graphic material 2 sheets of A3 format.

The problem of developing a software for automated synthesis of artificial neural networks with radial-basis functions within the interval approach, which allows the construction of artificial neural networks of radial type, which are able to model and predict under uncertainty. The following results were obtained.

Methods and algorithms of synthesis of artificial neural networks are analyzed and the absence of a method of synthesis of artificial neural networks of radial type under conditions of interval representation of their output signals is shown.

The method of analysis of interval data is analyzed, the main properties of the range of possible values of parameters of models which are calculated with application of the interval approach are allocated.

An algorithm for automated synthesis of artificial neural networks with radial-basis functions based on the analysis of interval data has been developed.

The software for realization of algorithm is developed, the diagram of variants of use of the software is presented.

The implementation of the algorithm of automated synthesis of artificial neural networks is described. Based on the developed algorithm, the architecture of an artificial neural network of radial type was built for the task of modeling and forecasting the number of registered persons in the state employment service. The simulation results confirmed the effectiveness of the developed algorithm.

Keywords: ARTIFICIAL NEURAL NETWORK, RADIAL-BASIC FUNCTION.

ЗМІСТ

Вступ.....	3
1 Загальна характеристика штучних нейронних мереж.....	5
1.1 Поняття та класифікація штучних нейронних мереж	5
1.2. Аналіз архітектур штучних нейронних мереж.....	8
1.3. Аналіз штучних нейронних мереж з радіально-базисними функціями ...	11
1.4 Постановка задачі дипломного проектування	16
2 Алгоритм автоматизованого синтезу штучних нейронних мереж із радіально-базисними функціями в межах інтервального підходу.....	18
2.1 Алгоритми навчання штучних нейронних мереж радіального типу	18
2.2 Методи аналізу інтервальних даних	21
2.3 Алгоритм автоматизованого синтезу штучних нейронних мереж із радіально-базисними функціями	25
3 Практична реалізація алгоритму автоматизованого синтезу штучних нейронних мереж із радіально-базисними функціями за умов інтервальної невизначеності.....	29
3.1 Структура програмної системи реалізації алгоритму синтезу штучних нейронних мереж радіального типу	29
3.2 Реалізація алгоритму синтезу штучних нейронних мереж із радіально-базисними функціями на основі аналізу інтервальних даних	32
3.3 Експериментальні дослідження ефективності алгоритму синтезу штучних нейронних мереж із радіально-базисними функціями	37
4 Техніко – економічне обґрунтування розробки проекту	45
4.1 Визначення витрат на оплату праці та відрахувань у соціальні фонди	45
4.2 Розрахунок ціни проекту	50
4.3 Визначення економічної ефективності роробки проекту	53
Висновки	56
Список використаних джерел.....	57

					ДП.КСМ. 110418/15.00.00.000 ПЗ			
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата				
Розроб.		Зубрецький Т.			ПРОГРАМНА СИСТЕМА АВТОМАТИЗОВАНОГО СИНТЕЗУ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ІЗ РАДІАЛЬНО-БАЗИСНИМИ ФУНКЦІЯМИ	Літ.	Арк.	Акрушів
Перевір.		Савка Н.Я					8	61
Консультан		Паздрій І.Р.				ТНЕУ. ФКІТ. КСМ – 41/1		
Н. Контр.		Гураль І.В.						
Затверд.		Березький						

ВСТУП

У теперішній час для розв'язування різноманітних задач все частіше використовують методи на основі апарату штучних нейронних мереж. Велика увага до нейронних мереж обумовлена їх схожістю з біологічними системами, що володіють високою здатністю до ідентифікації та адаптації. Завдяки наявності нелінійних передавальних функцій, нейронна мережа здатна апроксимувати нелінійні функції з будь-якою точністю. Параметри штучних нейронних мереж налаштовуються лише на основі вхідних та вихідних даних, що уможливорює використання нейронних мереж як адаптивних чи здатних навчатися в умовах невизначеності. Зважаючи на вищезазначені характеристики, штучні нейронні мережі показали високі результати в задачах розпізнавання образів, оптимізації, ідентифікації та прогнозування.

Застосування штучних нейронних мереж є ефективним інструментом вирішення актуальних задач в техніці, економіці, біології та медицині. Це чимало задач, вирішення яких ускладнюється саме нелінійністю, нелокальністю, дискретністю і нестационарністю постановки, а саме: задача прогнозування тимчасових послідовностей різної природи в умовах суттєвої невизначеності щодо структури та параметрів досліджуваного процесу в реальному часі.

Одним з ефективних засобів вирішення перерахованих вище задач є застосування радіально-базисних штучних нейронних мереж через їх універсальні властивості апроксимації нелінійних сигналів і переваг перед багат шаровим перцептроном, зокрема здатністю моделювати та прогнозувати нестационарні процеси, високою швидкістю навчання, наявністю лише одного прихованого шару, можливістю навчатися на неоднорідній вибірці даних.

Для навчання штучних нейронних мереж із радіально-базисних функціями (РБФ) застосовують градієнтні методи, метод найменших квадратів, які ґрунтуються на мінімізації середньоквадратичної похибки. Проте такі методи навчання ефективні за умов, якщо вихідні характеристики задачі є точно

					ДП.КСМ.110418/15.00.00.000.ПЗ	Арк.
						3
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

визначеними.

В той же час, як підтверджують результати досліджень, існують задачі, вихідні характеристики яких представлені у інтервальному вигляді, зокрема прогнозування шкідливих викидів автотранспорту в атмосферу, прогнозування індикаторів економічної безпеки держави, ідентифікації зворотного гортанного нерва під час операції на щитоподібній залозі. Для вирішення зазначеного класу задач із застосуванням апарату штучних нейронних мереж із радіально-базисними функціями необхідний метод навчання, який би враховував похибки експериментальних даних.

Зважаючи на вищезазначене, метою дипломного проектування є розробка програмної системи автоматизованого синтезу штучних нейронних мереж із радіально-базисними функціями в умовах інтервальної невизначеності.

					ДП.КСМ.110418/15.00.00.000.ПЗ	Арк.
						4
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

1 ЗАГАЛЬНА ХАРАКТЕРИСТИКА ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

1.1 Поняття та класифікація штучних нейронних мереж

Штучна нейронна мережа – це інтелектуальний засіб, що спроектований для моделювання функцій мозку, а також володіти багат шаровою архітектурою та здатністю до навчання та відтворення. Із інженерної точки зору штучна нейронна мережа - це паралельно розподілена система обробки інформації, в основі якої тісно пов'язані вузли для здійснення обчислень, що здатна накопичувати експериментальні знання, зберігати їх та робити доступною для користувачів у будь-якій формі, придатні для сприйняття та прийняття рішень.

Функціонування штучних нейронних мереж відображає роботу головного мозку у таких аспектах:

- знання накопичуються із зовнішнього середовища в процесі навчання;
- навчання відбувається шляхом зміни сили зв'язку між нейронами (синаптичних зв'язків) чи топології мережі.

Основним будівельним елементом штучних нейронних мереж є штучні нейрони (вузли), в основі яких математична чи алгоритмічна, чи програмно-реалізована модель. На кожен вхід нейрона поступає вхідний сигнал x_i . Із кожним входом пов'язаний ваговий коефіцієнт w_i . У тілі нейрона обчислюється функція перетворення, тобто відбувається перетворення нелінійного вхідного простору даних R^n у скалярний вихід R^1 .

Штучні нейронні мережі класифікують за такими ознаками [4, 20]:

- по типу інформації, що поступає на вхід мережі:
 - a) аналогові (інформація у формі дійсних чисел);
 - b) двійкові (інформація у двійковому коді);
- по характеру навчання:
 - a) із вчителем (в процесі навчання відомі вихідні значення мережі);

					ДП.КСМ.110418/15.00.00.000.ПЗ	Арк.
						5
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

b) без вчителя (вихідні сигнали мережі формуються у результаті впливу вхідних сигналів);

- за методом навчання:

a) із застосуванням алгоритму зворотнього поширення помилки;

b) на основі правила навчання Хебба;

c) на основі конкурентного навчання;

d) із застосуванням алгоритму гібридного навчання;

- по характеру налаштування синапсів:

a) із фіксованими зв'язками (вагові коефіцієнти вибираються на початковому етапі залежно від конкретної задачі);

b) із динамічними зв'язками (вагові коефіцієнти мережі налаштовуються у процесі навчання);

- по характеру зв'язків:

a) із прямими зв'язками (інформацій по мережі розповсюджується у одному напрямку від шару до шару);

b) із зворотнім поширенням інформації - релаксаційні (інформація нагромаджується доти, доки не перестають змінюватися вихідні значення нейронної мережі), багаторівневі мережі, у яких немає процесу релаксації, зв'язок між входом та виходом – зворотній, рециркуляційні – у них присутній як пряме так і зворотне поширення інформації;

- по типу нейронів-вузлів;

- по топології мережі;

- по функціях, які виконує мережа.

Нейрони бувають таких типів [1, 4]:

-нейрон Маккалоха-Пітса;

- квадратичний нейрон;

- загальний формальний нейрон;

- нейрон Фукушіми;

- стохастичний;

- динамічний (нейрон Хопфілда).

					ДП.КСМ.110418/15.00.00.000.ПЗ	Арк.
						6
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

Як функції активації застосовують: релейну, порогові-релейну, лінійно-порогову, функцію-випрямлювач, квадратичну, модульну, сигмоїдальну, біполярні функції активації.

Однією із головних властивостей штучних нейронних мереж є здатність до навчання, у процесі якого синаптичні ваги тренуються згідно заданого адаптивного алгоритму з метою ефективного розв'язання поставленої задачі. Найпростішим нейроном, що навчається, є адаптивний лінійний елемент – адаліна, запропонований Б. Відроу [4]. Структурно адаліна складається із двох частин: адаптивного лінійного асоціатора і нелінійної функції активації. Зазначений нейрон має $(n+1)$ входів та два виходи – бінарний y_j та аналоговий u_j . Аналоговий вихід представляє собою зважену суму вхідних сигналів x_j

$$u_j = \sum_{i=0}^n w_{ij} x_i = w_j^T x, \quad (1.1)$$

бінарний вихід y_j приймає значення від +1 до -1 залежно від полярності аналогово сигналу u_j .

Крім вищезазначеного, адаліна має додатковий вхід d_j , на який подається сигнал для навчання, що показує, якою має бути реакція нейрона на кожен набір вхідних сигналів. Алгоритм навчання зазначеного нейрону зводиться до мінімізації деякої функції помилки e_j

$$e_j = d_j - u_j. \quad (1.2)$$

У якості функції помилки часто застосовують квадратичну функцію, що уможливорює використання не тільки спеціального алгоритму навчання адаліни, а й інших рекурентних процедур адаптивної ідентифікації (визначення параметрів).

					ДП.КСМ.110418/15.00.00.000.ПЗ	Арк.
						7
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

Дуже подібним структурно до адаліни є персептрон Розенблата. Основною відмінністю між ними є алгоритм навчання, оскільки в адаліни функція похибки (2.2) є лінійною відносно входів x_j , то для персептрону Розенблата помилка залежить від входів нелінійно, причому ця лінійність визначається функцією активації $\varphi(\bullet)$. Зазначена відмінність значно ускладнює процедуру навчання персептрону Розенблата й вимагає застосування спеціальних процедур.

Класифікацію штучних нейронних мереж в залежності від їх топології (архітектури) детально розглянемо у наступному підрозділі.

1.2. Аналіз архітектур штучних нейронних мереж

Залежно від архітектури штучні нейронні мережі поділяють на такі категорії [1, 4, 20]:

- багат шарові із прямою передачею інформації;
- рекурентні;
- клітинні.

У багат шарових нейронних мережах із прямою передачею інформації нейрони об'єднані у шари, між якими інформацій передається в одному напрямку із входу до виходу. Зазначену архітектуру наведено на рисунку 1.1.

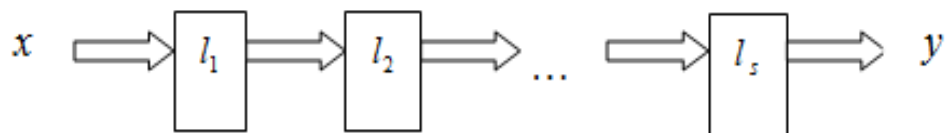


Рисунок 1.1 - Схема побудови багат шарової штучної нейронної мережі з прямим поширенням інформації

Як бачимо на рисунку 1.1, штучна нейронна мережа має вхідний шар, n прихованих шарів та вихідний шар. Найбільш відомим представником штучних нейронних мереж із прямою передачею інформації є багат шаровий персептрон.

					ДП.КСМ.110418/15.00.00.000.ПЗ	Арк.
						8
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

У загальному кожен нейрон відповідного шару однонапрямлено зв'язаний із нейронами наступного шару за допомогою синаптичних зв'язків.

Нейрони нульового шару не здійснюють ніяких обчислень, а служать лише для передачі вектора вхідних сигналів $\vec{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ на нейрони першого прихованого шару. Сигнали з першого шару надходять на другий прихований шар і далі на третій і так далі. Останній прихований шар є вихідним і в ньому формується вектор вихідних сигналів у ШНМ в цілому. Теоретично кількість прихованих шарів може бути довільною, проте як зазначено у працях [4, 20], - для вирішення як завгодно складних завдань апроксимації і розпізнавання образів досить лише трьох шарів, тобто тришаровий персептрон є універсальним апроксиматором.

Варто зазначити, що в багатошарових персептронів зв'язку між нейронами всередині шару або від вищого до нижчого шару заборонені, при цьому кількість нейронів, а відповідно і синаптичних ваг в кожному шарі різна. Кожен нейрон, як правило, має один вихід і багато входів, які в свою чергу є виходами всіх нейронів попереднього шару.

Якщо внутрішній сигнал j -го нейрона s -го шару, що містить n_s нейронів позначити $u_j^{[s]}$, де $s=1,2,\dots,l$, $j=1,2,\dots,n_s$, то його можна записати у вигляді зваженої суми виходів попереднього шару

$$u_j^{[s]} = \sum_{i=0}^{n_{s-1}} w_{ij}^{[s]} o_i^{[s-1]}, \quad (1.3)$$

де $w_{ij}^{[s]}$ - синаптичні ваги, що зв'язують нейрони s -го шару із нейронами попереднього шару таким чином, що $o_i^{[s-1]} = x_i^{[s]}$, $o_i^{[0]} = x_i$, $o_i^{[l]} = y_i$. За таких умов вихід кожного нейрону становить нелінійне перетворення у вигляді

$$o_j^{[s]} = \psi_j^{[s]}(u_j^{[s]}) = \psi_j^{[s]} \left(\sum_{i=1}^{n_{s-1}} w_{ji}^{[s]} o_i^{[s-1]} \right), \quad (1.4)$$

					ДП.КСМ.110418/15.00.00.000.ПЗ	Арк.
						9
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

де $o_0^{[s-1]} = 1$.

У рекурентних нейронних мережах сигнали з виходу можуть подаватися на вхід чи приховані шари мережі. Це штучні нейронні мережі із зворотніми зв'язками. Архітектуру рекурентних штучних нейронних мереж проілюстровано на рисунку 1.2.

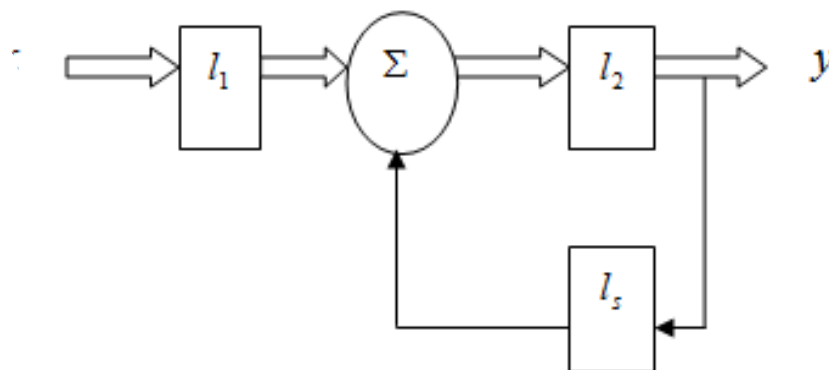


Рисунок 1.2 - Рекурентні штучні нейронні мережі

У клітинних штучних нейронних мережах кожен нейрон зв'язаний із своїм сусідом. Архітектуру зазначених нейронних мереж зображено на рисунку 1.3.

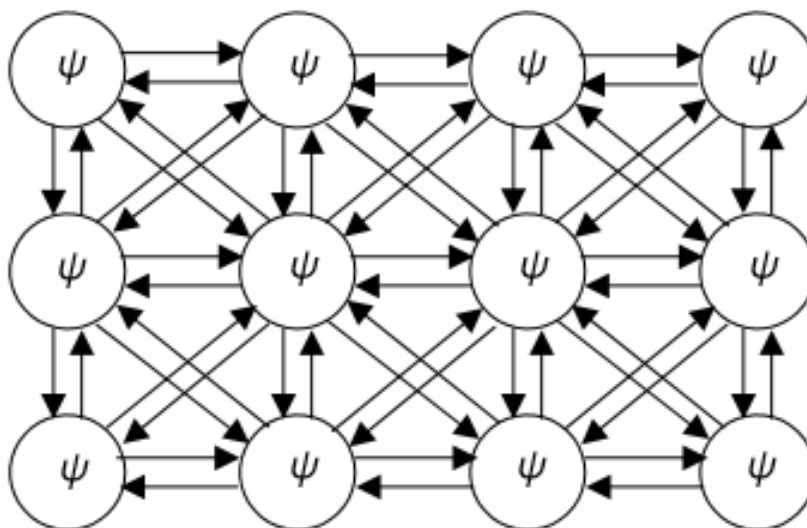


Рисунок 1.3 - Архітектура клітинних штучних нейронних мереж

У нервовій системі біологічних організмів існують нейрони, вихідні сигнали яких локальні, тобто налаштовані на якусь вузьку обмежену область вхідного

					ДП.КСМ.110418/15.00.00.000.ПЗ	Арк.
						10
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

простору. Штучна нейронна мережа, побудована по локальному принципу, як альтернатива багат шаровому персептронну має назву штучна нейронна мережа із радіально-базисними функціями. Це нейронна мережа прямого розповсюдження інформації, яка характеризується суттєвими перевагами у порівнянні із штучними нейронними мережами персептронного типу. У зв'язку із цим у наступному підрозділі детально розглянемо основні характеристики та властивості зазначених нейронних мереж.

1.3. Аналіз штучних нейронних мереж з радіально-базисними функціями

Штучні нейронні мережі на основі радіально-базисних функцій є універсальними апроксиматорами, а їх математичну основу складає теорія апроксимації та інтерполяції багатовимірних функцій. Як завгодно точна апроксимація досягається шляхом комбінації радіально-симетричних функцій. Іншими перевагами ШНМ із РБФ є те, що вони мають просту архітектуру (лише один прихований шар), відзначаються високою швидкістю навчання, здатні навчатися на неоднорідній вибірці даних, здатні моделювати та прогнозувати випадкові процеси, не вимагають великих вибірок даних для навчання. Недоліком зазначених нейронних мереж є те, що вони погано володіють екстраполюючими властивостями й при великій розмірності вектора входів одержуємо дуже громіздкі структури – так зване «прокляття розмірності» [1].

Узагальнену архітектуру штучних нейронних мереж із радіально-базисними функціями наведено на рисунку 1.4. Вхідний шар мережі – це сенсори, які зв'язують радіальну нейронну мережу із зовнішнім середовищем. Прихований шар представлений нейронами ϕ , що виконують нелінійне перетворення вхідного простору даних R^n у прихований простір R^h , як правило, високої розмірності.

					ДП.КСМ.110418/15.00.00.000.ПЗ	Арк.
						11
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

Як бачимо на рисунку 1.5, обробку інформації нейронами прихованого шару можна розділити на два етапи:

- обчислення відстані між вхідним вектором \vec{x} та вектором центрів \vec{c} із врахуванням обраної метрики (зазвичай, Евкліда) та норми матриці R ;
- одержана відстань перетворюється нелінійною функцією активації $f(x)$ (зазвичай, функцією Гауса).

Отже, на першому етапі обчислюємо відстань

$$x_i = \|\vec{x} - \vec{c}_i\| \quad (1.5)$$

із застосуванням метрики Евкліда [1, 20]

$$\|\vec{x} - \vec{c}_i\| = \left(\sum_{j=1}^N (x_j - c_{ij})^2 \right)^{\frac{1}{2}}, \quad (1.6)$$

а на другому етапі обчислюємо значення радіально-базисної функції – функції Гауса

$$f_i(\vec{x}) = f_i\left(\|\vec{x} - \vec{c}_i\|^2 R_i^{-1}\right) = \exp\left(-\frac{1}{2}\|\vec{x} - \vec{c}_i\|^2 \sigma^{-2}\right), \quad (1.7)$$

де σ - параметр масштабу базисної функції (параметр впливу, параметр ширини вікна, радіус), що визначає форму та орієнтацію так званого рецепторного поля радіально-базисної функції.

Функції Гауса мають локальний характер і приймають значення «0» тільки в області навколо визначеного центра. Це дозволяє легко встановлювати залежність між параметрами базисних функцій і фізичним розміщенням навчальної вибірки у багатовимірному просторі. Як радіально-базисні, використовують мультикватратичну функцію, функцію Коші, зворотну мультикватратичну

					ДП.КСМ.110418/15.00.00.000.ПЗ	Арк.
						13
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

функцію, сплайн функцію.

Центри радіально-базисних функцій – це точки, через які мусить пройти базисна функція. R_i - нормована матриця або обернена коваріаційна матриця – це параметр рецепторного поля радіально-базисних функцій. Якщо у якості функції активації обрано функцію Гауса, то коваріаційна матриця R_i у цьому випадку є одиничною матрицею із елементом σ_{ij} .

У загальних випадках матриця R_i може бути діагональною $R = \text{diag}(\sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_n^2)$

$$R_i = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma_{i1}^2}, 0, 0, 0 \\ 0, \frac{1}{\sigma_{i2}^2}, 0, 0 \\ \vdots \\ 0, 0, 0, \frac{1}{\sigma_{ip}^2} \end{bmatrix} \quad (1.8)$$

або недіагональною, додатно означеною матрицею

$$R = Q^T \Lambda Q, \quad (1.9)$$

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

Таким чином загальну структуру штучних нейронних мереж з радіально-базисними функціями можна записати у вигляді

$$y_j = F_j(\vec{x}) = w_{j0} + \sum_{i=1}^h w_{ji} f_i(\|\vec{x} - \vec{c}_i\| R_i^{-1}) = \vec{w}_j^T \vec{f}(\|\vec{x} - \vec{c}_i\| R_i^{-1}), \quad (1.10)$$

					ДП.КСМ.110418/15.00.00.000.ПЗ	Арк.
						14
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

де y_j - j -ий вихідний нейромережевий сигнал ($j = 1, 2, \dots, m$); $F_j(x)$ - нелінійне перетворення вхідного вектора $\vec{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ в j -ий вихідний; вектор $\vec{w}_j = (w_{j0}, w_{j1}, \dots, w_{jh})^T$ представляє регульовані синаптичні ваги, вектор $\vec{f}(\vec{x}) = (f_1(x), f_2(x), \dots, f_h(x))^T$ означає радіально-базисну чи центральну функцію; $i = 1, \dots, h$, де h - кількість нейронів прихованого шару мережі.

Отже, із проведеного аналізу випливає, що штучні нейронні мережі з радіально-базисними функціями характеризують три типи параметрів:

- лінійні параметри вхідного шару мережі - вагові коефіцієнти \vec{w} , які визначаються шляхом навчання мережі;
- нелінійні параметри прихованого шару - центри радіально-базисних функцій \vec{c} ;
- стандартні відхилення σ - нелінійні параметри прихованого шару мережі.

Для визначення вищезазначених параметрів на сьогодні існує чимало алгоритмів навчання штучних нейронних мереж із радіально-базисними функціями [1, 2, 14, 17]. Зважаючи на типи параметрів, процес навчання штучних нейронних мереж із радіально-базисними функціями може відбуватися із застосуванням таких способів [13]:

- задаються випадковим чином центри та стандартні відхилення, а у процесі навчання налаштовуються лише синаптичні ваги;
- 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.

Проте відомі алгоритми навчання працюють за умов, коли вихідні нейромережеві сигнали чітко визначені. Як показують дослідження, існує клас задач, у яких вихідні експериментальні дані представлені із певною похибкою, зокрема задача прогнозування шкідливих викидів автотранспорту у навколишнє середовище, прогнозування параметрів економічної безпеки, прогнозування

					ДП.КСМ.110418/15.00.00.000.ПЗ	Арк.
						15
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

відстані до зворотного гортанного нерва на хірургічній рані в процесі операції на щитоподібній залозі та багато інших. За таких умов вихідні експериментальні дані представляють у вигляді інтервалу

$$[\vec{Y}] = \begin{pmatrix} [y_1^-; y_1^+] \\ \vdots \\ [y_i^-; y_i^+] \\ \vdots \\ [y_N^-; y_N^+] \end{pmatrix}. \quad (1.11)$$

У цих випадках існуючі алгоритми синтезу штучних нейронних мереж із радіально-базисними функціями унеможливають побудувати адекватну нейронну мережу, яка придатна для прогнозування вихідних параметрів досліджуваної задачі, наприклад, індексів економічної безпеки держави.

В зв'язку із цим виникає необхідність побудови алгоритму синтезу штучних нейронних мереж із радіально-базисними функціями на основі аналізу інтервальних даних.

1.4 Постановка задачі дипломного проектування

Штучні нейронні мережі це засоби для моделювання та прогнозування, побудовані за принципом біологічних нейронів та здатні накопичувати, зберігати та представляти інформацію у такому вигляді, який необхідний для прийняття рішення. Основним будівельним елементом штучних нейронних мереж є нейрон.

Архітектура штучних нейронних мереж складається із вхідного, прихованого та вихідного шарів. Нейрони вказаних шарів поєднуються на основ синаптичних ваг. Нейрони прихованих шарів здійснюють перетворення інформації із застосуванням базисних функцій (функцій активації) багат шарових

					ДП.КСМ.110418/15.00.00.000.ПЗ	Арк.
						16
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

персептронах кількість прихованих шарів може бути як завгодно багато, скільки потрібно для вирішення задачі. Проте велика кількість прихованих шарів призводить до складної архітектури штучної нейронної мережі.

Особливістю штучних нейронних мереж є здатність до навчання. Нейронна мережа навчається на основі експериментальних даних й на цій основі здатна приймати рішення щодо значень вихідних характеристик задачі.

Серед штучних нейронних мереж із прямим поширенням інформації варто відзначити штучні нейронні мережі, базисні функції яких є радіальними. Зазначені ШНМ мають чимало переваг, зокрема просту архітектуру, оскільки в них присутній лише один прихований шар. Штучні нейронні мережі характеризують три типи параметрів, які потрібно налаштувати на основі алгоритмів навчання, які варіюють від алгоритму зворотного поширення похибки до методу найменших квадратів у різноманітних їх модифікаціях.

В той же ж час існує клас задач, у яких вихідні характеристики представлені із деякою похибкою й при цьому їх варто описати певним інтервалом. За таких умов існуючі методи навчання є непридатними для синтезу оптимальної штучної нейронної мережі з радіально-базисними функціями. Зважаючи на це, метою дипломного проектування є розробка алгоритму автоматизованого синтезу штучних нейронних мереж радіального типу на основі аналізу інтервальних даних. Для досягнення цієї мети у роботі потрібно виконати такі завдання:

1. проаналізувати методи синтезу штучних нейронних мереж із радіально-базисними функціями;
2. охарактеризувати методи аналізу інтервальних даних;
3. розробити алгоритм автоматизованого синтезу штучних нейронних мереж із радіально-базисними функціями;
4. розробити програмний модуль для реалізації побудованого алгоритму;
5. навести приклад реалізації розробленого алгоритму синтезу штучних нейронних мереж радіального типу та показати його ефективність;
6. охарактеризувати техніко-економічні показники розробки дипломного проекту.

					ДП.КСМ.110418/15.00.00.000.ПЗ	Арк.
						17
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

2 АЛГОРИТМ АВТОМАТИЗОВАНОГО СИНТЕЗУ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ІЗ РАДІАЛЬНО-БАЗИСНИМИ ФУНКЦІЯМИ В МЕЖАХ ІНТЕРВАЛЬНОГО ПІДХОДУ

2.1 Алгоритми навчання штучних нейронних мереж радіального типу

Із аналізу у попередньому розділі видно, що такий тип штучних нейронних мереж характеризують параметри радіально-базисних функцій - центри та стандартні відхилення та параметри вихідного шару – вагові коефіцієнти. Зважаючи на це, навчання радіальних штучних нейронних мереж відбувається у такі способи:

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

Найбільш трудомістким і складним є третій спосіб навчання штучної нейронної мережі із радіально-базисними функціями. Розглянемо детально основні алгоритми навчання нейронних мереж вказаного типу.

Достить хороші результати навчання ШНМ із РБФ можна одержати при застосування алгоритму самоорганізації. Процес самоорганізації автоматично розділяє простір даних на так звані області Вороного [14, 20], що визначають різні групи даних. Дані, згруповані у групи, представляються центром кластера, що визначає середнє значення всіх його елементів. Визначений центр кластера вважається центром радіально-базисної функції, відповідно кількість радіально-базисних функцій дорівнює кількості кластерів.

Другий підхід полягає у використанні зваженої відстані від кожного конкретного центра до визначеного вектора x . Зважена норма визначає «фаворитами» ті центри, які найрідше стають переможцями. Проте зазначені

					ДП.КСМ.110418/15.00.00.000.ПЗ	Арк.
						18
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

підходи не дають гарантовано точних результатів, оскільки ґрунтуються на процесах локальної оптимізації.

Поділ даних на кластери можна виконати із використанням алгоритму Лінде-Бузо-Грея [4], що називають алгоритмом k - середнього. Із застосуванням зазначеного алгоритму центри радіально-базисних функцій визначаються випадковим чином на основі рівномірного розподілу. Після представлення k -го вектора вхідних даних \vec{x}_k вибирається центр найближчий до \vec{x}_k відносно метрики. Визначений центр уточнюється на основі формули

$$c_i(k+1) = c_i(k) + \eta[x_k - c_i(k)], \quad (2.1)$$

де η - коефіцієнт навчання, дуже малого значення, як правило, при чому зменшується із часом. Інші центри не уточнюються. Всі вектори даних для навчання подаються по декілька разів випадковим чином аж до стабілізації центрів.

Трудність зазначених алгоритмів полягає у підборі коефіцієнта навчання η . Коефіцієнт навчання алгоритму має бути дуже малим для забезпечення збіжності алгоритму, що суттєво збільшує час навчання.

Після налаштування центрів, підбираються параметри впливу радіально-базисних функцій. Підбір здійснюють експериментальним чином, проте параметр впливу повинен бути таким, щоб радіально-базисні функції накривали всю область вхідних даних. Найпростіше для визначення параметру впливу σ застосувати евклідову відстань між i -тим центром c_i і його найближчим сусідом

$$\sigma_i = \sqrt{\frac{1}{P} \sum_{k=1}^P \|c_i - c_k\|}, \quad (2.2)$$

де P – кількість сусідів визначеного центру.

Імовірнісний підхід до підбору параметрів радіально-базисних функцій

					ДП.КСМ.110418/15.00.00.000.ПЗ	Арк.
						19
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

ґрунтується на діагональній матриці масштабування Q . При рівномірному розподілі навчальної вибірки та використанні діагональної матри масштабування Q процес налаштування центрів описується рекурентним відношенням

$$c_i(k+1) = \frac{c_i(k) + \alpha_k [\varphi_i(x_k)x_k - c_i(k)]}{(1 - \alpha_k) + \alpha_k \varphi_i(x_k)}, \quad (2.3)$$

де $\alpha_k = \frac{\alpha_0}{k}$ - коефіцієнт навчання, що змінюється в часі, α_0 - константа, яку підбирають із діапазону значень $[0, 1]$.

На кожному кроці реалізації алгоритму уточнюються параметри радіально-базисних функцій, що відрізняє зазначений алгоритм від алгоритмів, описаних вище.

Гібридний алгоритм полягає у поділі процесу навчання мережі на два етапи, що тісно переплітаються:

- налаштування лінійних параметрів мережі – синаптичних ваг із застосуванням методу псевдоінверсії.
- адаптація нелінійних параметрів радіально-базисних функцій (центрів та параметра ширини вікна);

При фіксації конкретних значень центрів та відхилень на одному кроці підбираються параметри вихідного шару – синаптичні ваги. Це дозволяє визначити значення радіально-базисних функцій $f_i(x_k)$, $i=1,2,\dots,h$ – кількість радіально-базисних функцій, $k=1,2,\dots,N$ – кількість вхідних даних.

Наступний вхідний сигнал x_k генерує у прихованому шарі сигнали, що описуються векторами $f_k = (f_1(x_k), f_2(x_k), \dots, f_h(x_k))$. Це породжує вихідний нейромережевий сигнал $y_k = f_k w$, де w вектор вагових коефіцієнтів мережі, $w = (w_0, w_1, w_2, \dots, w_h)$.

На другому етапі алгоритму при зафіксованих значеннях вагових коефіцієнтів сигнали пропускають по мережі до вихідного шару, що уможливорює обчислити значення похибки для послідовності векторів \vec{x}_i . Потім відбувається

					ДП.КСМ.110418/15.00.00.000.ПЗ	Арк.
						20
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

повернення сигналу до прихованого шару (зворотне поширення) і по величині похибки визначається вектор градієнта цільової функції відносно конкретних значень центрів та параметра ширини вікна.

При $k=1, \dots, N$ цільову функцію можна записати у вигляді

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N [y_k - d_k]^2 = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N \left[\sum_{i=0}^h w_i f(x_k) - d_k \right]^2, \quad (2.4)$$

де d_k - очікуваний вихідний сигнал ШНМ із РБФ.

Багатократне повторення обох етапів навчання мережі призводить до швидкого налаштування параметрів, особливо, якщо початкові параметри мережі близькі до оптимальних.

2.2 Методи аналізу інтервальних даних

Методи ідентифікації на основі аналізу інтервальних даних полягають у множинному представленні оцінок параметрів математичних моделей, побудованих за результатами експерименту, де вихідні змінні представлені в інтервальному вигляді. В результаті застосування таких методів замість однієї математичної моделі одержують коридор рівнозначних інтервальних моделей [3, 6]. Властивості вказаних моделей залежать від обраного методу множинного оцінювання параметрів математичних моделей. Здебільшого множини оцінок параметрів шукають у вигляді многогранника, багатовимірного еліпсоїда чи прямокутного паралелепіпеда, що задає інтервали значень параметрів. Методи інтервального аналізу даних не вимагають великої кількості інформації про досліджуваний об'єкт, а також не потребують складних обчислювальних процедур.

					ДП.КСМ.110418/15.00.00.000.ПЗ	Арк.
						21
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

В межах інтервального підходу для визначення математичних моделей відомі результати експерименту представлені у вигляді матриці X значень вхідних змінних і відповідних інтервальних значень вихідної змінної Y

$$X = \begin{pmatrix} x_{11} \dots x_{1n} \\ \vdots \\ x_{i1} \dots x_{in} \\ \vdots \\ x_{N1} \dots x_{Nn} \end{pmatrix}; [\bar{Y}] = \begin{pmatrix} [y_1^-; y_1^+] \\ \vdots \\ [y_i^-; y_i^+] \\ \vdots \\ [y_N^-; y_N^+] \end{pmatrix} \quad (2.5)$$

й відомо, що в деякому i -му спостереженні істинне значення y_{oi} знаходиться у інтервалі $[y_i^-, y_i^+]$.

При цьому модель, параметри або характеристики якої задані у вигляді числових інтервалів, називається інтервальною моделлю, параметри якої шукають із лінійно-параметричного рівняння [3, 5, 6, 7]

$$y = \vec{f}^T(\vec{x}) \cdot \vec{\beta}, \quad (2.6)$$

де $\vec{x} \in R^n$ – вектор вхідних змінних;

$\vec{\beta} = (\beta_1, \dots, \beta_m)^T$ – вектор невідомих параметрів;

$\vec{f}^T(\vec{x}) = (f_1(\vec{x}), \dots, f_m(\vec{x}))^T$ – вектор відомих базисних функцій.

Задачею аналізу даних у інтервальному вигляді є оцінка невідомого вектора $\vec{\beta}$ таким чином, щоб значення функції $y = \vec{f}^T(\vec{x}) \cdot \vec{\beta}$ в точках експерименту належали відповідним інтервалам виходу. Із врахуванням вищевикладеного, задача параметричної ідентифікації математичних моделей на основі інтервальних даних (2.5) зводиться до знаходження такої множини параметрів, які забезпечують умови сумісності інтервальної системи лінійних рівнянь (ІСЛАР)

					ДП.КСМ.110418/15.00.00.000.ПЗ	Арк.
						22
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

$$\begin{cases} y_1^- \leq b_1 f_1(\bar{x}_1) + \dots + b_m f_m(\bar{x}_1) \leq y_1^+ \\ \vdots \\ y_i^- \leq b_1 f_1(\bar{x}_i) + \dots + b_m f_m(\bar{x}_i) \leq y_i^+ \\ \vdots \\ y_N^- \leq b_1 f_1(\bar{x}_N) + \dots + b_m f_m(\bar{x}_N) \leq y_N^+ \end{cases} \quad (2.7)$$

Система (2.7) може не мати жодного розв'язку, тобто бути несумісною або мати багато розв'язків [6]. Несумісність системи (2.7) означає, що або невірно задано вигляд функції (2.6), або невірно визначені вихідні інтервали $[y_i^-, y_i^+]$.

Оскільки кожна i -та нерівність у системі (2.7) забезпечує належність значення функції $\hat{y}(\bar{x})$ в i -тій точці експерименту відповідному i -тому інтервалу виходу, то одночасне виконання умов, заданих нерівностями системи, означає існування розв'язку задачі та сумісність ІСЛАР. Розв'язком ІСЛАР є множина Ω оцінок параметрів, яка в просторі параметрів утворює опуклий многогранник [4]

$$\Omega = \{ \vec{b} \in R^m \mid \vec{Y}^- \leq F \cdot \vec{b} \leq \vec{Y}^+ \}, \quad (2.8)$$

де $\vec{Y}^- \leq F \cdot \vec{b} \leq \vec{Y}^+$ - система (3.7) у матричному вигляді;

- $\vec{Y}^- = \{y_i^-, i=1, \dots, N\}$, $\vec{Y}^+ = \{y_i^+, i=1, \dots, N\}$ – вектори, складені із верхніх та нижніх меж інтервалів $[y_i^-, y_i^+]$;

- $F = \{f_{ij}, i=1, \dots, N, j=1, \dots, m\}$ – відома матриця значень базисних функцій.

Із аналізу ІСЛАР (2.7) випливають основні властивості області параметрів математичних моделей, які описані у працях [3, 6, 7]:

- в просторі параметрів β_1, \dots, β_m область Ω є опуклим многогранником;

- будь-який розв'язок системи породжує модель $\hat{y}(\bar{x}) = \vec{f}^T(\bar{x}) \cdot \vec{b}$, що “проходить” через усі інтервали $[y_i^-, y_i^+]$;

					ДП.КСМ.110418/15.00.00.000.ПЗ	Арк.
						23
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

- кожна оцінка з множини Ω при заданій структурі моделі уможлиблює отримати одну інтервальну математичну модель, що належить функціональному коридору

$$[\hat{y}] = [\hat{y}^-; \hat{y}^+], \quad (2.9)$$

де $\hat{y}^- = \min_{\vec{b} \in \Omega} (\vec{f}^T(\vec{x}) \cdot \vec{b})$ та $\hat{y}^+ = \max_{\vec{b} \in \Omega} (\vec{f}^T(x) \cdot \vec{b})$ – нижня та верхня межі функціонального коридору;

- істинний невідомий вектор $\vec{\beta}$ є одним із розв'язків системи (2.7), тобто $\vec{\beta} \in \Omega$.

Знаходження області розв'язків ІСЛАР (2.7) є достатньо трудомісткою задачею, якщо шукати всі вершини многогранника Ω на кожному i -му кроці, $i=1,2,\dots,N$. У праці [6] розглянуто методи гарантованої оцінки параметрів математичних моделей у вигляді багатовимірних еліпсоїдів, проте такі методи дають загрублені оцінки параметрів. Задача допускового оцінювання параметрів передбачає побудову бруса максимального об'єму, який міститься в області $\Omega - \Pi^- \subseteq \Omega$. Недоліком вказаного методу оцінювання параметрів є малий об'єм реальної області параметрів, і, відповідно, на цій основі одержання жорсткіших обмежень на параметри моделі.

Одним із методів локалізації параметрів математичної моделі є метод апроксимації області параметрів m -вимірним прямокутним паралелепіпедом. Геометрично задача гарантованого оцінювання зводиться до побудови бруса мінімального об'єму з гранями, паралельними осям координат, що включає реальну область параметрів $\Pi^+ \supseteq \Omega$. За таким методом шукають спрощені оцінки параметрів моделей, які максимально покривають область параметрів і в той же час є простішими при побудові інтервальних моделей.

Зважаючи на вищезазначене, вихідні дані для задачі моделювання індикаторів економічної безпеки регіону представлені із деякою невизначеністю. При цьому, вихідний нейромережевий сигнал при побудові штучної нейронної

					ДП.КСМ.110418/15.00.00.000.ПЗ	Арк.
						24
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

мережі із радіально-базисними функціями для моделювання показників економічної безпеки регіону буде у інтервальному вигляді. Розглянемо детально алгоритм побудови штучних нейронних мереж із радіально-базисними функціями в межах інтервального підходу.

2.3 Алгоритм автоматизованого синтезу штучних нейронних мереж із радіально-базисними функціями

Алгоритм синтезу ШНМ із РБФ, поєднує процедури налаштування параметрів рецепторного поля радіально-базисних функцій та ідентифікації вагових коефіцієнтів, в основі якої пошук області невідомих параметрів із розв'язку ІСЛАР. Зважаючи на це, розглянемо детально алгоритм автоматизованого синтезу штучних нейронних мереж радіального типу за умов інтервальної невизначеності. Блок-схему алгоритму зображено на рисунку 2.1.

На основі експериментальних даних – \vec{x} обчислюємо центри \vec{c} рецепторного поля радіально-базисних функцій і, при цьому, знаходимо кількість РБФ. Центри налаштовуємо на основі алгоритму субтрактивної кластеризації [11, 16]. Вхідні експериментальні дані \vec{x} , центри \vec{c} та експериментально заданий параметр ширини вікна σ слугують для обчислення значень радіально-базисних функцій \vec{f} .

Із врахуванням похибок експериментальних даних будуємо інтервали вихідних нейромережових сигналів. Беручи до уваги структуру ШНМ із РБФ та вихідні інтервальні експериментальні дані, будуємо інтервальну систему лінійних алгебричних рівнянь.

За умов сумісності ІСЛАР одержуємо гарантовану область оцінок параметрів ШНМ із радіально-базисними функціями, тобто гарантовані оцінки вагових коефіцієнтів. Якщо система несумісна, то повертаємося до синтезу структури ШНМ із РБФ шляхом ускладнення – збільшення кількості кластерів та

					ДП.КСМ.110418/15.00.00.000.ПЗ	Арк.
						25
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

відповідно їх центрів.

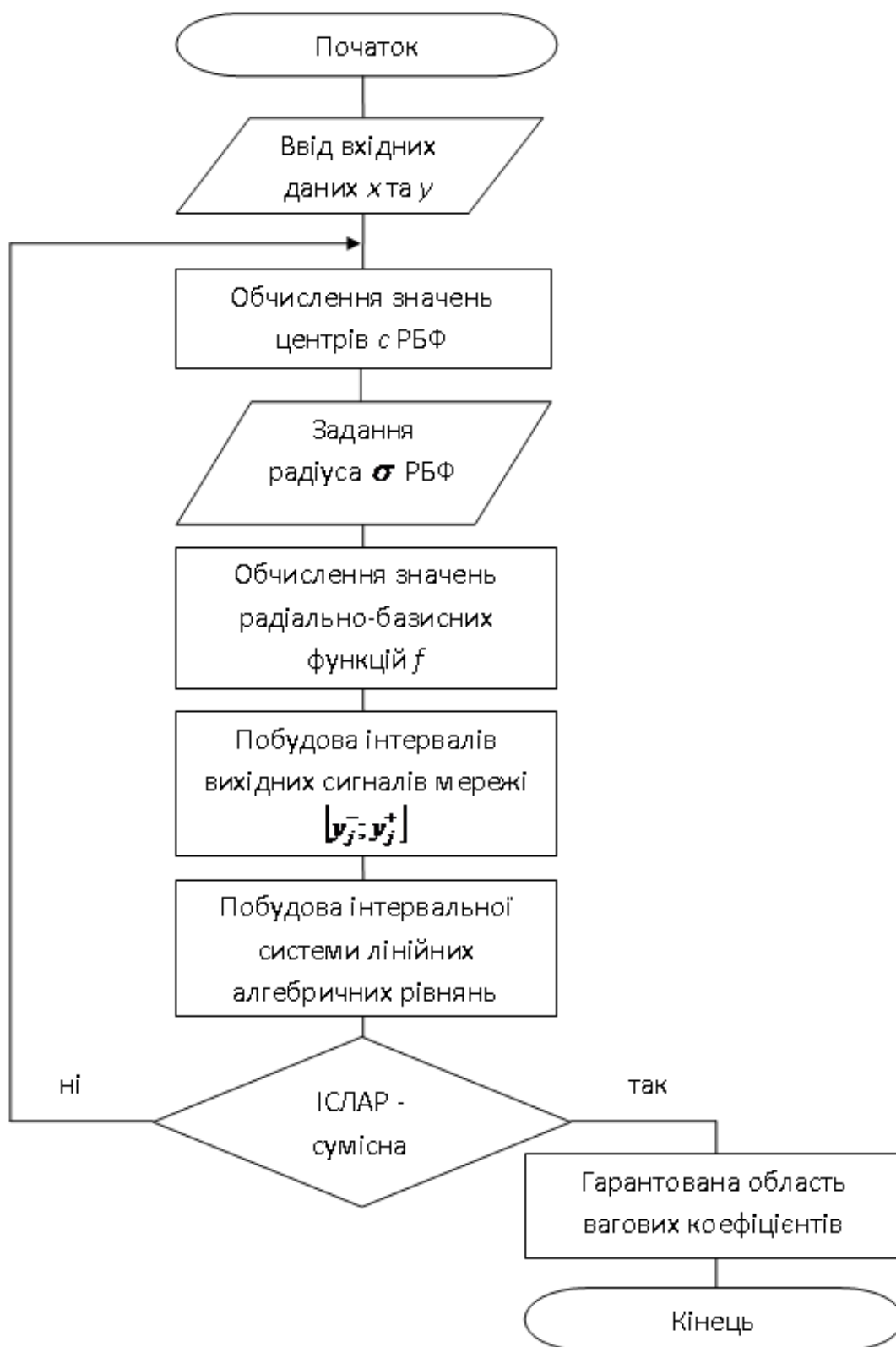


Рисунок 2.1 Блок-схема алгоритму синтезу штучних нейронних мереж радіального типу в межах інтервального підходу

Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата

Оскільки для налаштування центрів використано метод «гірської» кластеризації, то розглянемо детальніше алгоритм реалізації зазначеного методу. На першому кроці роботи алгоритму формуємо потенційні центри кластерів із стрічок матриці X вхідних даних. Як потенційні центри кластерів обираємо стрічки матриці вхідних даних X - й обчислюємо потенціали визначених центрів кластерів за формулою

$$P(c_h) = \sum_{k=1}^N \exp(-\alpha \cdot \|\vec{c}_h - \vec{x}_k\|) = \sum_{k=1}^N \exp\left(-\alpha \cdot \sqrt{(c_{h1} - x_{k1})^2 + (c_{h2} - x_{k2})^2}\right), \quad (2.10)$$

де $\vec{c}_h = (c_{h1}, c_{h2}, \dots, c_{hN})$ - потенційний центр h - го кластера; α - додатна константа; $\|\vec{c}_h - \vec{x}_k\|$ - відстань між потенційним центром кластера h - го кластера \vec{c}_h і вхідними експериментальними даними \vec{x}_k ; N - кількість можливих кластерів. $h = \overline{1, N}$.

Як центри кластерів вибираємо координати "гірських" вершин. Центром першого кластера обираємо точку з найбільшим потенціалом

$$\vec{c}_1 = \arg \max_{c_1, c_2, \dots, c_N} (P_1(\vec{c}_1), P_1(\vec{c}_2), \dots, P_1(\vec{c}_N)). \quad (2.11)$$

Зазвичай, найвища вершина оточена кількома досить високими піками. Зважаючи на це, для вибору наступного центру кластера необхідно спочатку унеможливити вплив щойно знайденого кластера. Для цього значення потенціалу для тих можливих центрів кластерів, що залишилися, перераховуємо таким чином

$$\begin{aligned} P_2(\vec{c}_h) &= P_1(\vec{c}_h) - P_1(\vec{c}_1) \cdot \exp(-\beta \cdot \|\vec{c}_h - \vec{c}_1\|) = \\ &= P_1(\vec{c}_h) - P_1(\vec{c}_1) \cdot \exp\left(-\beta \cdot \sqrt{(c_{h1} - c_{11})^2 + (c_{h2} - c_{12})^2}\right), \end{aligned} \quad (2.12)$$

де $P_1(\vec{c}_h)$ - потенціал центру h -го кластера на першій ітерації; $P_2(\vec{c}_h)$ - потенціал

					ДП.КСМ.110418/15.00.00.000.ПЗ	Арк. 27
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

центру h -го кластера на другій ітерації; \vec{c}_1 - центр першого знайденого кластера, β - додатна константа, $\|\vec{c}_h - \vec{c}_1\|$ - відстань між потенційним центром h - го кластера та центром першого знайденого кластера \vec{c}_1 .

Центр другого кластера визначаємо за максимальним значенням перерахованого потенціалу

$$\vec{c}_2 = \arg \max_{c_1, c_2, \dots, c_N} (P_2(\vec{c}_1), P_2(\vec{c}_2), \dots, P_2(\vec{c}_N)). \quad (2.13)$$

Після цього знову перераховуємо значення потенціалу

$$\begin{aligned} P_3(\vec{c}_h) &= P_2(\vec{c}_h) - P_2(\vec{c}_2) \cdot \exp(-\beta \cdot \|\vec{c}_h - \vec{c}_2\|) = \\ &= P_2(\vec{c}_h) - P_2(\vec{c}_2) \cdot \exp\left(-\beta \cdot \sqrt{(c_{h1} - c_{21})^2 + (c_{h2} - c_{22})^2}\right). \end{aligned} \quad (2.14)$$

Процедуру вибору центрів кластерів продовжуємо до тих пір, поки не буде виключено всі стрічки матриці вхідних даних X . Блок-схему алгоритму субтрактивної кластеризації проілюстровано у додатку А. Варто зазначити, що алгоритм субтрактивної кластеризації не вимагає великих обчислювальних процедур, оскільки кількість кластерів регулюється за допомогою єдиного параметра – радіуса кластера.

					ДП.КСМ.110418/15.00.00.000.ПЗ	Арк.
						28
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

3 ПРАКТИЧНА РЕАЛІЗАЦІЯ АЛГОРИТМУ АВТОМАТИЗОВАНОГО СИНТЕЗУ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ІЗ РАДІАЛЬНО-БАЗИСНИМИ ФУНКЦІЯМИ ЗА УМОВ ІНТЕРВАЛЬНОЇ НЕВИЗНАЧЕНОСТІ

3.1 Структура програмної системи реалізації алгоритму синтезу штучних нейронних мереж радіального типу

Для реалізації вищеописаного алгоритму синтезу штучних нейронних мереж із РБФ розроблено програмну систему. Розглянемо детально функціональні можливості розробленої програмної системи. У результаті аналізу вимог до програмного забезпечення виділено основні варіанти використання та побудовано діаграму, яку проілюстровано на рисунку 3.1, яка візуалізує основні функції програмного продукту.

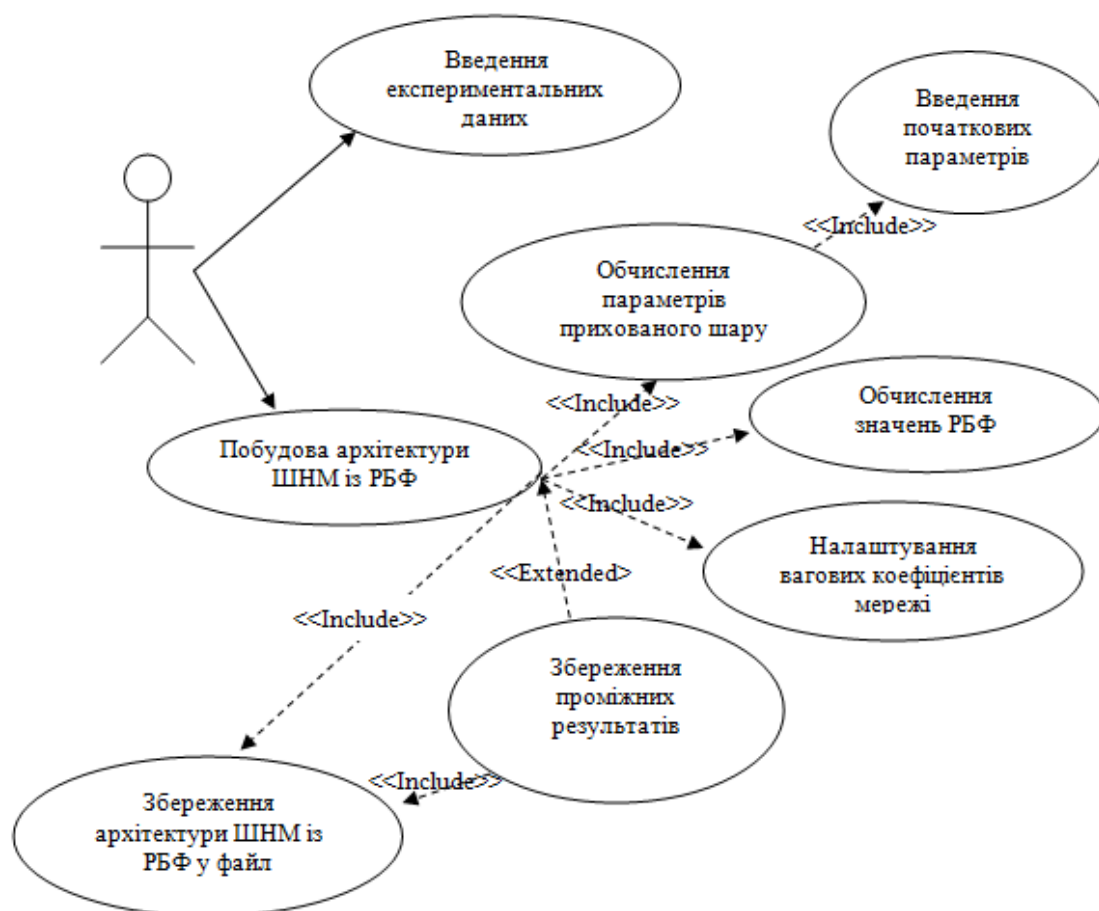


Рисунок 3.1 - Діаграма варіантів використання програмної системи

Адміністратор програмної системи, у ролі якого може виступати особа з необмеженим доступом, яка матиме можливість вводити вхідні та вихідні експериментальні дані та на їх основі розробляти штучну нейронну мережу, базисні функції якої є радіальними.

Як зображено на рисунку 3.1, програмна система повинна надавати користувачу можливість для введення експериментальних даних та початкових параметрів, які необхідні для реалізації алгоритму пошуку кількості нейронів прихованого рівня, що відповідає кількості центрів радіально-базисних функцій.

Функція “Побудова архітектури штучної нейронної мережі з РБФ” включає підфункції “Обчислення параметрів прихованого шару мережі”, “Обчислення значень РБФ”, “Налаштування вагових коефіцієнтів мережі”, “Запис проміжних результатів”, та “Збереження архітектури нейронної мережі у файл”.

Підфункція “Обчислення параметрів прихованого шару мережі”, безпосередньо реалізує субтрактивний алгоритм кластеризації. В результаті роботи зазначеної підфункції одержуємо вектори центрів кластерів - \vec{C}_h , коваріаційну матрицю R_h та кількість радіально-базисних функцій - h , що відповідає кількості нейронів прихованого шару штучної нейронної мережі зазначеного типу.

Підфункція “Обчислення значень РБФ” на основі вектора вхідних сигналів \vec{x}_n , $n=1, \dots, N$, вектора центрів радіально-базисних функцій \vec{C}_h , $h=1, \dots, H$ та коваріаційної матриці R_h обчислює значення радіально-базисних функцій f_h , $h=1, \dots, H$.

Підфункція “Налаштування вагових коефіцієнтів мережі” реалізує метод налаштування вагових коефіцієнтів синаптичних зв’язків штучних нейронних мереж із радіально-базисними функціями на основі аналізу інтервальних даних, що детально описаний у працях [8, 12, 18, 21]. На основі вхідних даних \vec{x}_n - та інтервальних вихідних $[y_n^-; y_n^+]$, $n=1, \dots, N$, які вводить користувач, одержуємо вектор оцінок вагових коефіцієнтів синаптичних зв’язків $[\vec{w}_h]$, $h=1, \dots, H$ штучних

					ДП.КСМ.110418/15.00.00.000.ПЗ	Арк.
						30
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

нейронних мереж, базисні функції яких є радіальними.

Підфункція “Запис проміжних результатів” забезпечує можливість зупинки програми у процесі роботи функції побудови структури штучної нейронної мережі з РБФ, запис результатів у файл. При наступному запуску програми зазначена підфункція уможливить продовження процедури налаштування штучної нейронної мережі з РБФ із місця зупинки.

Програмну систему для автоматизації синтезу штучних нейронних мереж із РБФ за умов інтервального представлення вихідних сигналів 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.

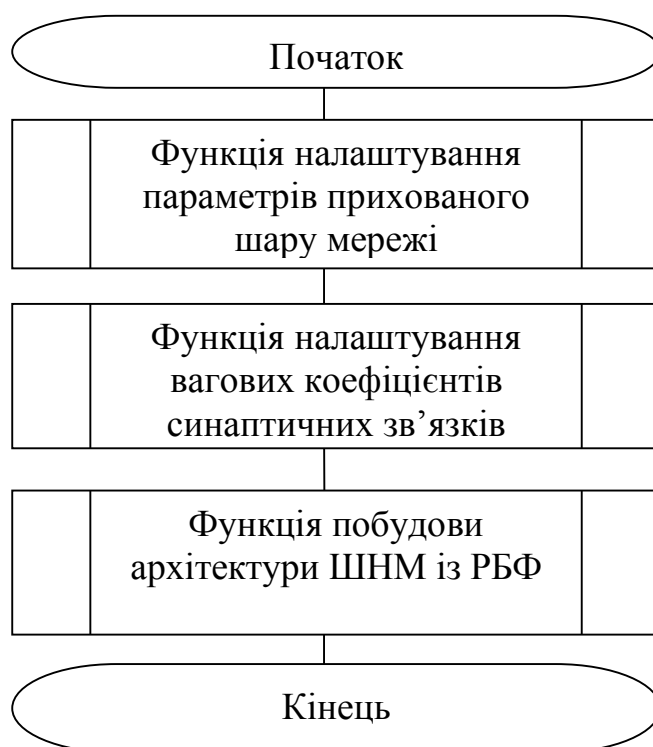


Рисунок 3.2 - Алгоритм функціонування програмного модуля побудови архітектури ШНМ з РБФ

Як бачимо на рисунку 3.2, алгоритм функціонування програмного модуля пошуку архітектури штучної нейронної мережі з РБФ включає реалізацію трьох функцій. Зважаючи на це, у наступному підрозділі розглянемо детально

програмне середовище для реалізації алгоритму синтезу штучних нейронних мереж із радіально-базисними функціями.

3.2 Реалізація алгоритму синтезу штучних нейронних мереж із радіально-базисними функціями на основі аналізу інтервальних даних

Для реалізації програмної системи використано пакет прикладних програм для математичного моделювання (компілятор Matlab), який є ефективним інструментом проведення прикладних розрахунків та розробки нових алгоритмів [10, 19]. Matlab – це інтерактивна система, в якій основним елементом даних являється масив. Це уможливує вирішувати технічні задачі, особливо у яких використовуються матриці та вектори, набагато швидше, ніж при написанні програм із використанням мов програмування.

Особливістю пакету прикладних програм Matlab є наявність вбудованих тулбоксів – груп функцій, які дозволяють розв’язувати певні класи задач – обробки сигналів, розпізнавання образів, побудови штучних нейронних мереж, розробки нечітких систем та ін.

Налаштування параметрів прихованого шару мережі зводиться до налаштування центрів радіально-базисних функцій, оскільки, як зазначено у розділі 1, як радіально-базисну використовуюмо функцію Гауса, де параметр ширини базисної функції σ - стандартне відхилення, яке задаємо експериментальним чином. Для налаштування центрів радіально-базисних функцій штучної нейронної мережі радіального типу застосовуємо алгоритм субтрактивної кластеризації. Метод субтрактивної кластеризації передбачає, що кожна точка даних є потенційним центром кластерів і обчислює міру ймовірності того, що кожна точка вхідних даних визначатиме кластерний центр на основі щільності оточуючих точок даних.

Для реалізації алгоритму кластеризації із застосуванням пакету прикладних

					ДП.КСМ.110418/15.00.00.000.ПЗ	Арк.
						32
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

програм Matlab служить функція Fuzzy Logic Toolbox (тулбоксу нечіткої логіки) subclust. Функція subclust має такий синтаксис [19]:

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

де X – матриця вхідних даних, що містить дані для кластеризації. Кожен рядок матриці X є точкою даних;

radii - це вектор радіуса кластера, що заходиться у промжку $[0,1]$, який визначає діапазон впливу центра кластера в кожному з параметрів даних;

xBounds - це матриця $(2*N)$, яка вказує, як нормалізувати вхідні дані X для кластеризації, де N - це розмір даних. Цей аргумент необов'язковий, якщо дані матриці попередньо нормалізовано;

options – параметр, який використовують для перевизначення параметрів алгоритму, які встановлено за замовчуванням:

- options(1) = quashFactor - це фактор, який використовують для множення значень радіуса кластера з метою виключення потенціалу для віддалених точок, які слід розглядати як частину цього кластера. (за замовчуванням 1,25);

- options(2) = acceptRatio - визначає потенціал, як частку потенціалу першого центру кластера, вище якого інша точка даних буде прийнята як центр кластера (за умовчанням 0,5);

- options(3) = rejectRatio - визначає потенціал як частку потенціалу першого центру кластера, нижче якого точку даних буде відхилено як центр кластера. (за замовчуванням 0,15);

- options(4) = verbose - якщо параметр не дорівнює нулю, то буде видна інформація про успіх процесу кластеризації (за умовчанням 0).

У результаті реалізації функції налаштування центрів радіально-базисних функцій одержуємо вектор центрів та параметр ширини рецепторних полів. Екранну форму вікна візуалізації результатів реалізації функції subclust зображено на рисунку 3.8.

					ДП.КСМ.110418/15.00.00.000.ПЗ	Арк.
						33
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

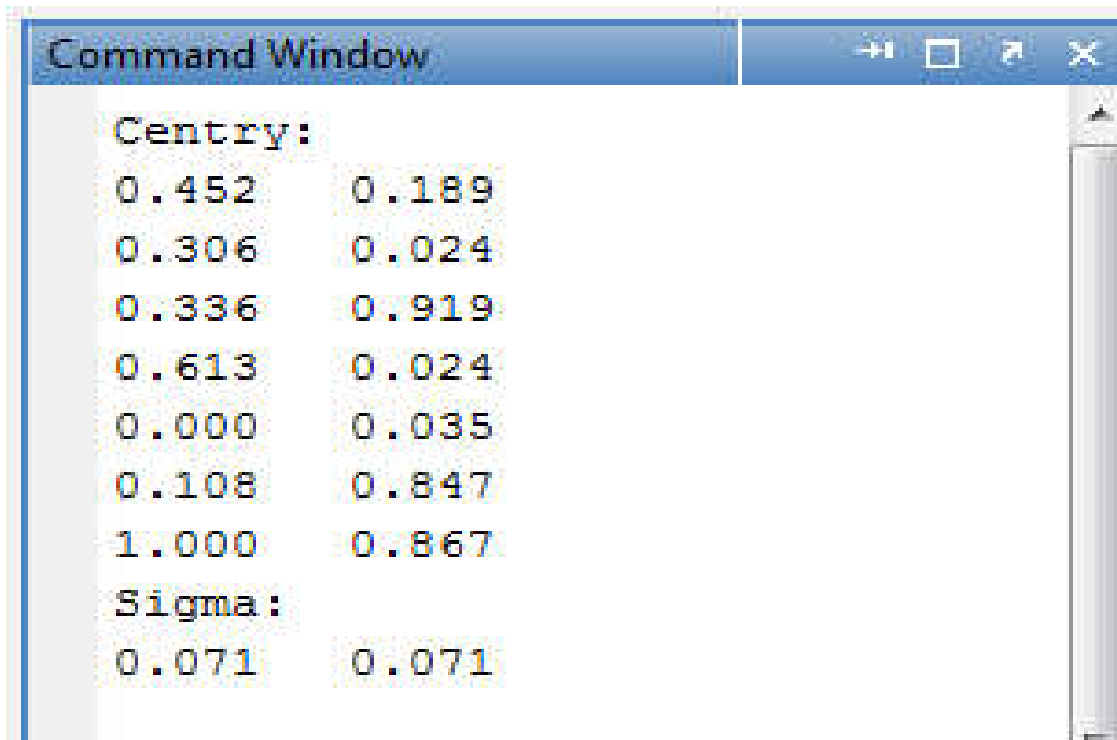


Рисунок 3.3 - Екранна форма візуалізації результатів реалізації функції налаштування параметрів прихованого шару мережі

Із рисунка 3.3. бачимо, що штучна нейронна мережа з радіально-базисними функціями містить 7 векторів центрів радіально-базисних функцій із відповідними параметрами рецепторних полів. Вектор центрів при цьому містить дві компоненти. Зважаючи на це, ШНМ із РБФ мстить 7 ейронів прихованого шару.

Функція налаштування вагових коефіцієнтів синаптичних зв'язків штучної нейронної мережі з радіально-базисними функціями зводиться до розв'язку системи лінійних алгебричних рівнянь, оскільки вихідні сигнали мережі представлено у інтервальному вигляді. Для розв'язку ІСЛАР сужить функція Optimization Toolbox (оптимізаційного тулбоксу) – linprog. У результаті реалізації функції одержуємо множинні оцінки вагови коефіцієнти сиаптичних зв'язків. На основі множинних оцінок відбувається синтез інтервальних вагови коефіцієнтів синаптичних зв'язків ШНМ із РБФ. Екранні форми візуалізації результатів зображено на рисунках 3.4, 3.5.

```

Command Window

Wmin =

    0.6539    4.6070    2.8899    27.2540   -9.6643    26.7449
    1.8234    3.3880   27.0665   22.6321   -9.5643    26.7358
    0.6539    4.6070    2.8899    27.2540   -9.6643    26.7449
    3.8291    6.5784   28.2013   18.9566   -8.8253    25.7590
    0.6539    4.6070    2.8899    27.2540   -9.6643    26.7449
    3.8431    6.5813    4.2346    18.9643   -8.8238    25.7573

Wmax =

    3.8431    6.5813    4.2346    18.9643   -8.8238    25.7573
    3.8431    6.5813    4.2346    18.9643   -8.8238    25.7573
    3.8291    6.5784   28.2013   18.9566   -8.8253    25.7590
    2.5599    6.1957    3.6389   27.5541   -9.0195    25.9817
    3.8279    6.5447    4.2251   18.9878   -2.5145    25.7658
    0.6539    4.6070    2.8903   27.2539   -9.6643    26.7449

```

Рисунок 3.4 - Екранна форма візуалізації результатів реалізації функції налаштування вагових коефіцієнтів штучної нейронної мережі

```

Command Window

W =

    14.3111    15.3677
    14.9888    15.2105
     8.5805     8.6276
    28.5145    28.5739
    15.9749    17.3363
    11.5030    13.4721

```

Рисунок 3.5 - Екранна форма візуалізації результатів синтезу інтервальних оцінок вагових коефіцієнтів синаптичних зв'язків

Для побудови архітектури штучної нейронної мережі з радіально-базисними функціями служить функція newrb Neural Network Toolbox (тулбокс нейроних

мереж). Функція `newrb` має такий синтаксис [19]:

```
net = newrb(P,T,GOAL,SPREAD, MN,DF),
```

де входами функції є P - вектор входів, T – вектор виходів, $GOAL$ – допустима ерешкокадатична похибка мережі, $SPREAD$ – параметр впливу, MN – максимальна кількість нейронів прихованого рівня, DF – кількість нейронів, що добавляються на кожному кроці, а виходом – опис штучної нейронної мережі з радіально-базисними функціями.

У результаті реалізації функції одержуємо графік навчання мережі, що представлено на рисунку 3.6 та опис процесу налаштування ШНМ із РБФ, який частково проілюстровано на рисунку 3.7.

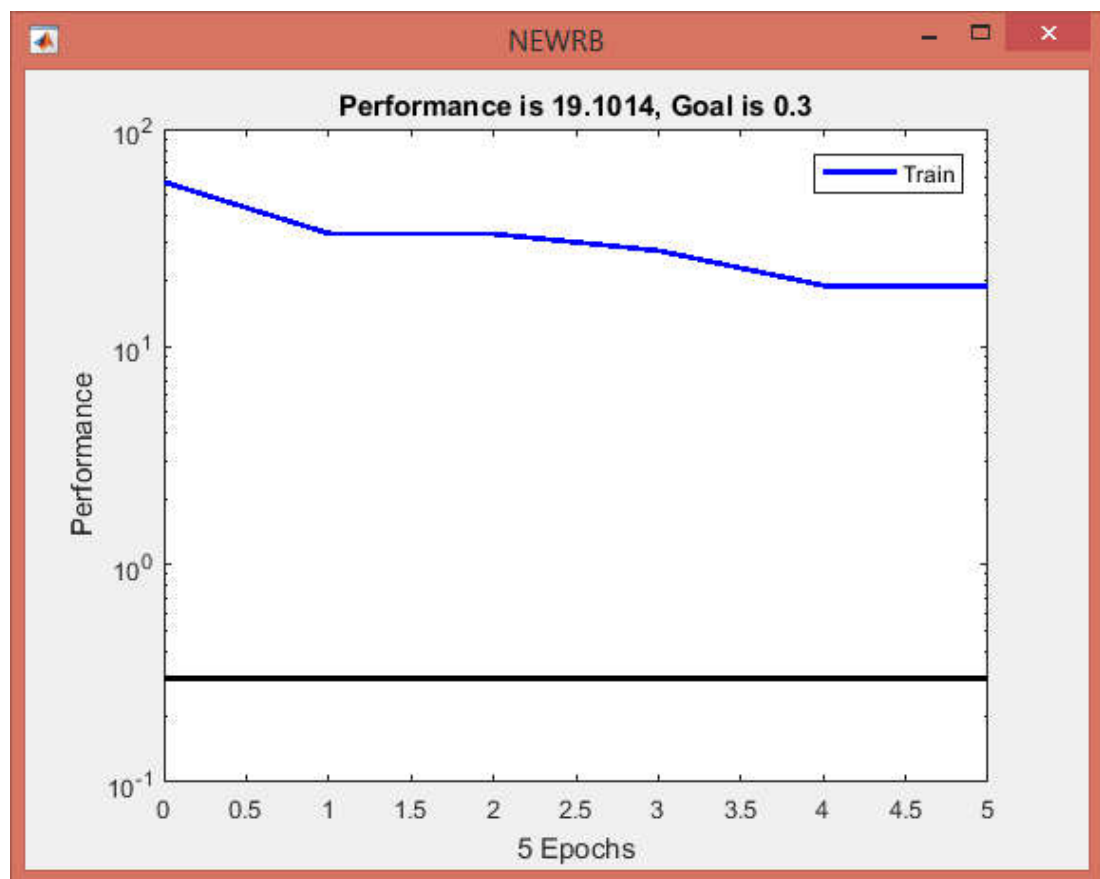


Рисунок 3.6 – Ілюстрація навчання штучної нейронної мережі з радіально-базисними функціями

державній службі зайнятості, як одного із важливих соціальних показників. Проаналізувавши експериментальні дані, що розміщені у додатку Б, бачимо, що на результативний показник – кількість зареєстрованих безробітних на біржі праці (y) – вихідний сигнал штучної нейронної мережі радіального типу, впливають 8 чинників, отже $\vec{x} = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_8)$ - вхідні сигнали мережі. В той же ж час, вихідний нейромережевий сигнал представлений із похибкою 28%, тобто $\zeta = 28\%$.

Проведемо налаштування архітектури ШНМ із РБФ, яка б уможливила одержати прогноз в межах похибок експериментальних даних. Для цього шукаємо параметри радіально-базисного шару, тобто центри радіально-базисних функцій із застосуванням субтрактивного алгоритму, що описаний у розділі 2.

На початковому етапі одержуємо архітектуру штучної нейронної мережі радіального типу, що містить 51 нейрон прихованого рівня, тобто 8:51:1. Зазначена архітектура є занадто громіздкою, що суттєво збільшує обчислювальні витрати на її налаштування та унеможливає одержати прогноз. При збільшенні радіуса кластера, одержуємо наступну архітектуру ШНМ із РБФ у вигляді 8:16:1. Знайдена архітектура містить 16 нейронів у прихованому шарі, проте не може бути оптимальною для моделювання кількості зареєстрованих безробітних у центрі зайнятості, оскільки не володіє прогностичними властивостями. Зазначений випадок проілюстровано на рисунку 3.8.

На наступній ітерації налаштування архітектури ШНМ із РБФ одержуємо архітектуру штучної нейронної мережі з радіально-базисними функціями у вигляді 8:5:1. Зазначена архітектура містить 5 нейронів прихованого рівня, тобто не є складною, що суттєво зменшує обчислювальні витрати, а також є оптимальною для моделювання кількості зареєстрованих безробітних у державній службі зайнятості, оскільки забезпечує умову включення модельованого показника у коридор експериментальних даних та володіє достатніми прогностичними властивостями. Значення знайдених центрів радіально-базисних функцій наведено у таблиці 3.1.

					ДП.КСМ.110418/15.00.00.000.ПЗ	Арк.
						38
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

Таблиця 3.1 - Значення параметрів прихованого шару - центрів радіально-базисних функцій

\vec{c}_1	0,106	0,104	0,192	0,349	0,093	0,414	0,001	0,002
\vec{c}_2	0,192	0,164	0,302	0,503	0,644	0,715	0,014	0,003
\vec{c}_3	0,463	0,403	0,615	0,874	1,000	0,693	0,003	0,002
\vec{c}_4	0,480	0,400	0,613	0,607	0,453	0,806	0,002	0,001
\vec{c}_5	0,059	0,129	0,124	0,311	0,471	0,288	0,003	0,002

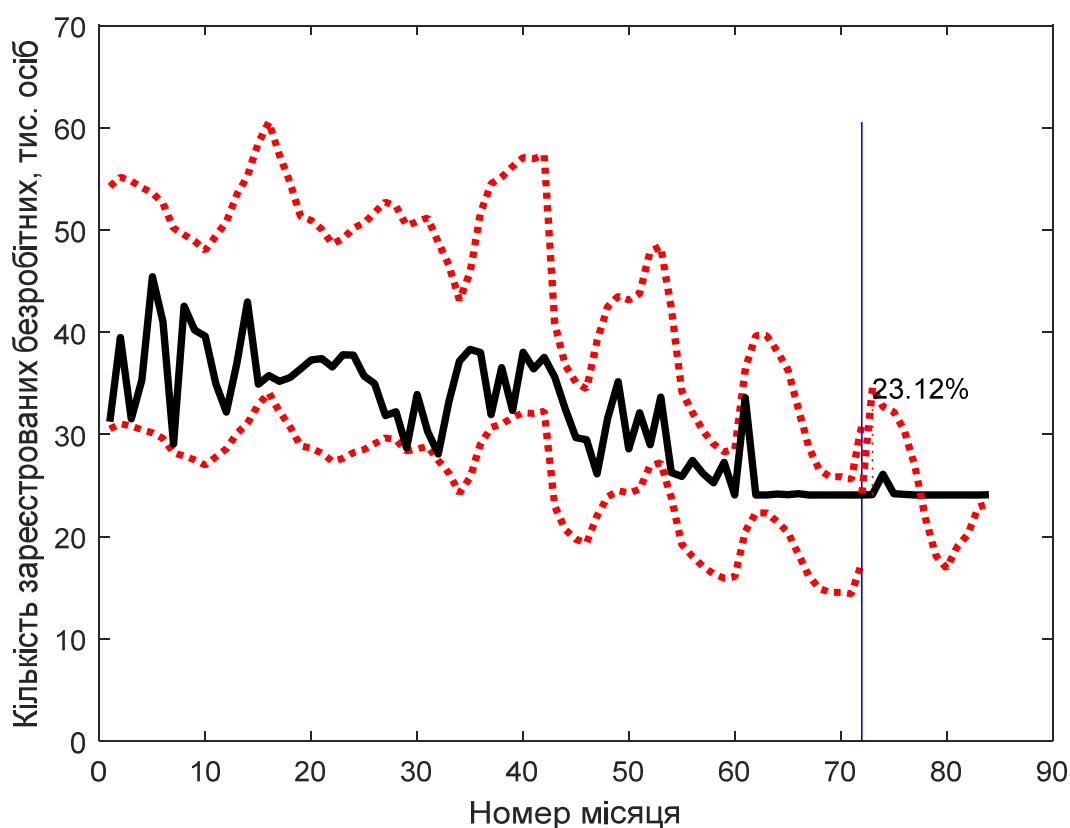


Рисунок 3.8 – Моделювання кількості зареєстрованих безробітних на основі архітектури ШНМ із РБФ 8:16:1

Оптимальну архітектуру ШНМ із РБФ для прогнозування соціального показника – кількості зареєстрованих безробітних зображено на рисунку 3.9.

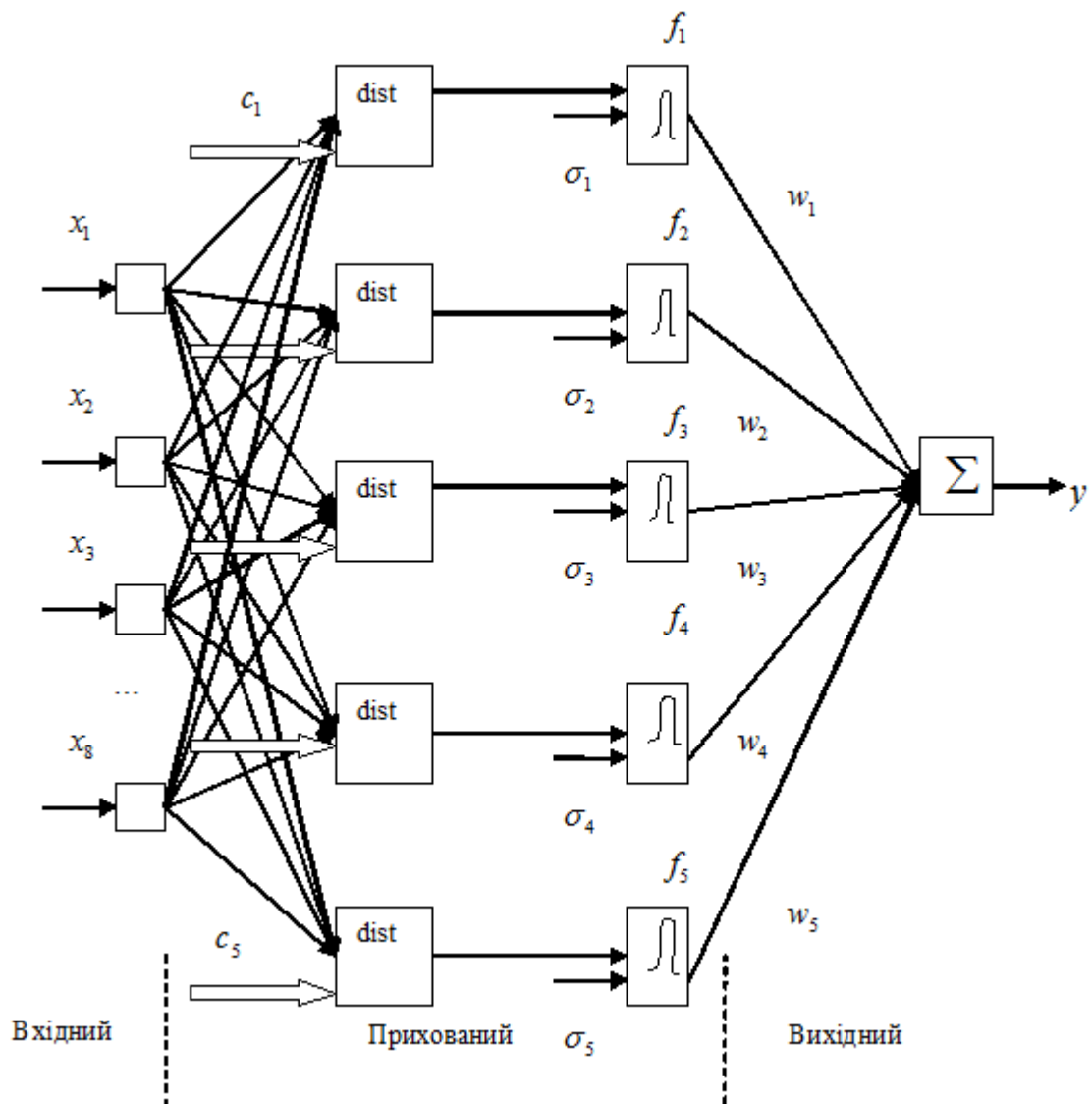


Рисунок 3.9 – Архітектура ШНМ із РБФ для прогнозування кількості зареєстрованих безробітних у службі зайнятості

Тепер перейдемо до налаштування вагових коефіцієнтів синаптичних зв'язків знайденої архітектури ШНМ із РБФ. Оскільки вихідні дані для задачі прогнозування представлено із похибкою, то $y^-(k) = y(k) - \zeta(k)$, $y^+(k) = y(k) + \zeta(k)$ (див. додаток Б).

Зважаючи на загальний вигляд структури штучної нейронної мережі, що описаний у розділі 1, представимо структуру знайденої ШНМ із РБФ

$$\hat{y} = w_1 f_1(\|\bar{x} - \bar{c}_1\| \sigma^{-2}) + w_2 f_2(\|\bar{x} - \bar{c}_2\| \sigma^{-2}) + w_3 f_3(\|\bar{x} - \bar{c}_3\| \sigma^{-2}) + w_4 f_4(\|\bar{x} - \bar{c}_4\| \sigma^{-2}) + w_5 f_5(\|\bar{x} - \bar{c}_5\| \sigma^{-2}) \quad (3.1)$$

Записуємо інтервальну систему лінійних алгебричних рівнянь

$$\begin{cases} y^-(k) \leq w_0 + w_1 f_1(\|\bar{x}(k) - \bar{c}_1\| R^{-1}) + \dots \\ \dots + w_5 f_5(\|\bar{x}(k) - \bar{c}_5\| R^{-1}) \leq y^+(k) \\ \vdots \\ y^-(k) \leq w_0 + w_1 f_1(\|\bar{x}(k) - \bar{c}_1\| R^{-1}) + \dots \\ \dots + w_5 f_5(\|\bar{x}(k) - \bar{c}_5\| R^{-1}) \leq y^+(k) \\ \vdots \\ y^-(k) \leq w_0 + w_1 f_1(\|\bar{x}(k) - \bar{c}_1\| R^{-1}) + \dots \\ \dots + w_5 f_5(\|\bar{x}(k) - \bar{c}_5\| R^{-1}) \leq y^+(k) \end{cases} \quad (3.2)$$

Розв'язуючи задачі лінійного програмування

$$w_h \rightarrow \min, h = 1 \dots H, \quad w_h \rightarrow \max, h = 1 \dots H \quad (3.3)$$

за умов (3.2), одержуємо вершини області значень вагових коефіцієнтів синаптичних зв'язків штучної нейронної мережі радіального типу

$$\bar{w}_1 = (0.6539; 4.6070; 2.8899; 27.2540; -9.6643),$$

$$\bar{w}_2 = (1.8234; 3.3880; 27.0665; 22.6321; -9.5643),$$

$$\bar{w}_3 = (0.6539; 4.6070; 2.8899; 27.2541; -9.6644),$$

$$\bar{w}_4 = (3.8291; 6.5784; 28.2013; 18.9566; -8.8253),$$

$$\bar{w}_5 = (0.6539; 4.6070; 2.8899; 27.2541; -9.6643),$$

$$\bar{w}_6 = (3.8431; 6.5813; 4.2346; 18.9643; -8.8238),$$

					ДП.КСМ.110418/15.00.00.000.ПЗ	Арк.
						41
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

$$\bar{w}_7=(3.8431; 6.5813; 3.2346; 18.9643; -8.8238),$$

$$\bar{w}_8=(3.8291; 6.5784; 28.2013; 18.9567; -8.8254),$$

$$\bar{w}_9=(2.5599; 6.1957; 3.6389; 27.5541; -9.0195),$$

$$\bar{w}_{10}=(3.8279; 6.5447; 4.2251; 18.9878; -2.5145).$$

При цьому, гарантовані прогнознi коридори для обсягу зареєстрованих безробітних у службі зайнятості записуємо у вигляді

$$\begin{aligned} & [\hat{y}^-(k); \hat{y}^+(k)] = \\ & = \left[\min_{\bar{w}_s \in \Omega} (\bar{w}_1 \cdot f_1(\|\bar{x}(k) - \bar{c}_1\|_{R^{-1}}) + \dots + \bar{w}_5 \cdot f_5(\|\bar{x}(k) - \bar{c}_5\|_{R^{-1}})), \right. \\ & \left. \max_{\bar{w}_s \in \Omega} (\bar{w}_1 \cdot f_1(\|\bar{x}(k) - \bar{c}_1\|_{R^{-1}}) + \dots + \bar{w}_5 \cdot f_5(\|\bar{x}(k) - \bar{c}_5\|_{R^{-1}})) \right] \end{aligned}$$

Графік прогнозу кількості зареєстрованих безробітних у службі зайнятості на основі інтервальної моделі штучної нейронної мережі з РБФ зображено на рисунку 3.10. При цьому налаштовані вагові коефіцієнти синаптичних зв'язків мережі одержано за формулою середнього

$$\bar{w}_1=1/10 \cdot (0.6539+1.8234+0.6539+3.8291+0.6539+3.8431+3.8431+3.8291+2.5599+3.8279)=2,5517;$$

$$\bar{w}_2=1/10 \cdot (4.6070+3.3880+4.6070+6.5784+4.6070+6.5813+6.5813+6.5784+6.1957+6.5447)=5,6268;$$

$$\bar{w}_3=1/10 \cdot (2,8899+27.0665+2.8899+28.2013+2.8899+4.2346+3.2346+28.2013+3.6389+4.2251)=10.7472;$$

					ДП.КСМ.110418/15.00.00.000.ПЗ	Арк.
						42
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

$$\bar{w}_4 = 1/10 \cdot (27.2540 + 22.6321 + 27.2541 + 18.9566 + 27.2541 + 18.9643 + 18.9643 + 18.9567 + 27.5541 + 18.9878) = 22.7778;$$

$$\bar{w}_5 = 1/10 \cdot ((-9.6643) + (-9.5643) + (-9.6644) + (-8.8253) + (-9.6643) + (-8.8238) + (-8.8238) + (-8.8254) + (-9.0195) + (-2.5145)) = -8,5389$$

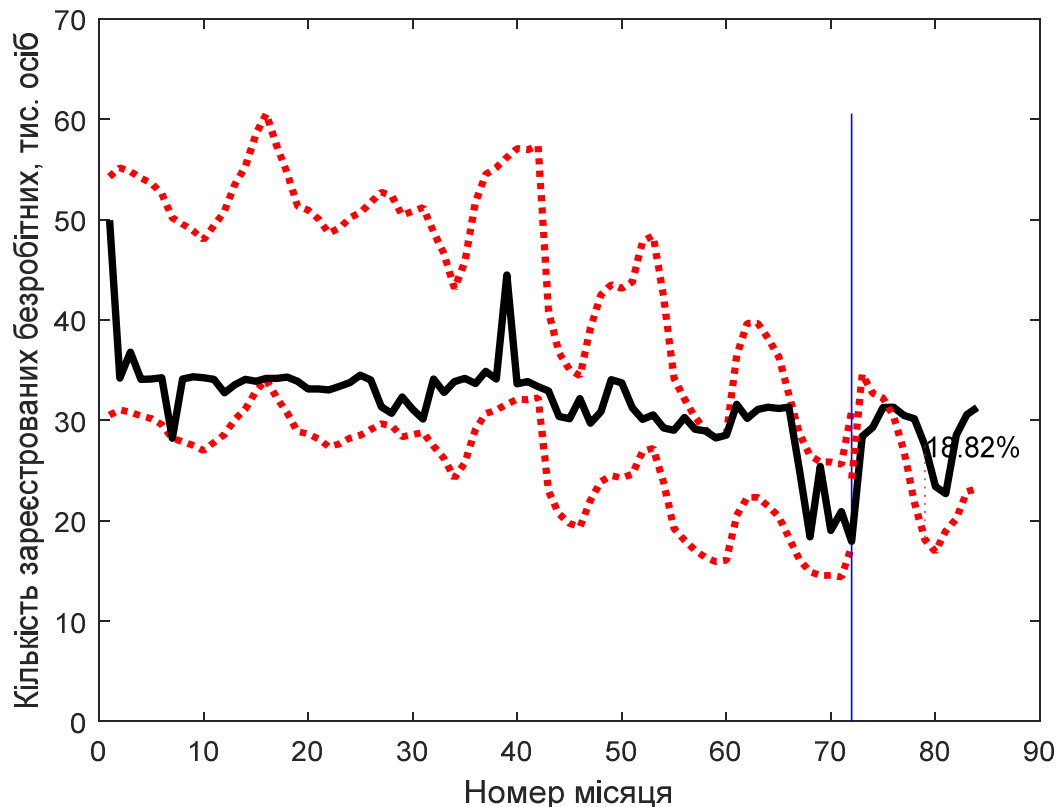


Рисунок 3.10 – Прогнозування кількості зареєстрованих безробітних у службі зайнятості на основі інтервальної моделі штучної нейронної мережі з РБФ

Як видно із рисунка 3.10, з 1 по 72 місяць виконується умова включення модельованого показника в коридор експериментальних даних, ширина якого визначається шириною інтервалу. З 73 по 84 місяць наведено результат використання розробленої ШНМ із РБФ для прогнозування кількості зареєстрованих осіб у службі зайнятості. Пунктирна крива позначає реальне значення модельованого показника. Вертикальною лінією розділено навчальну вибірку даних та контрольну (тестову).

У прогностичний період відносна максимальна похибка відхилення прогностичного значення від експериментального (див. рисунок 3.10) становить 18,82 %, що підтверджує достатньо високі прогностичні властивості розробленої штучної нейронної мережі з радіально-базисними функціями в межах інтервального підходу.

					ДП.КСМ.110418/15.00.00.000.ПЗ	Арк.
						44
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

4 ТЕХНІКО – ЕКОНОМІЧНЕ ОБҐРУНТУВАННЯ РОЗРОБКИ ПРОЕКТУ

4.1 Визначення витрат на оплату праці та відрахувань у соціальні фонди

Розроблене програмне забезпечення призначене для моделювання та прогнозування індикаторів економічної безпеки регіону на основі штучних нейронних мереж із радіально-базисними функціями. Алгоритм навчання штучних нейронних мереж із радіально-базисними функціями, на якому базується розроблене програмне забезпечення не вимагає значних обчислювальних процедур та характеризується високою швидкістю реалізації, що уможливорює одержати модельоване значення показника безпеки регіону із мінімальними затратами часу

Витрати на розробку і впровадження програмних засобів (K) включають:

$$K = K_1 + K_2,$$

де K_1 - витрати на розробку програмних засобів, грн.; K_2 - витрати на відлагодження і дослідну експлуатацію програми вирішення задачі на комп'ютері, грн.

Витрати на розробку програмних засобів включають:

- витрати на оплату праці розробників;
- витрати на відрахування у спеціальні державні фонди;
- витрати на покупні вироби;
- витрати на придбання спецобладнання для проведення експериментальних робіт;
- накладні витрати;
- інші витрати.

Витрати на оплату праці включають заробітну плату (ЗП) всіх категорій працівників, безпосередньо зайнятих на всіх етапах проектування. Розмір ЗП обчислюється на основі трудомісткості відповідних робіт у людиноднях та

					ДП.КСМ.110418/15.00.00.000.ПЗ	Арк.
						45
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

середньої ЗП відповідних категорій працівників.

У розробці проектного рішення задіяні такі спеціалісти - розробники, а саме: керівник проекту, студент-дипломник, консультант з техніко-економічного розділу.

Таблиця 4.1 - Вихідні дані для розрахунку витрат на оплату праці

№ п/п	Посада виконавців	Місячний оклад, грн.
1	Керівник ДП, старший викладач	5286
2	Консультант з техніко-економічного розділу, доцент	6026
3	Студент	1400

Витрати на оплату праці розробників проекту визначаються за формулою:

$$B_{оп} = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M n_{ij} \cdot t_{ij} \cdot C_{ij} , \quad (4.1)$$

де n_{ij} – чисельність розробників i -ої спеціальності j -го тарифного розряду, осіб;
 t_{ij} - затрачений час на розробку проекту співробітником i -ої спеціальності j -го тарифного розряду, год.; C_{ij} – годинна ставка працівника i -ої спеціальності j -го тарифного розряду, грн.

Середньогодинну ставку працівника розраховуємо за формулою:

$$C_{ij} = \frac{C_{ij}^0 (1+h)}{PЧ_i} , \quad (4.2)$$

де C_{ij}^0 – основна місячна заробітна плата розробника i -ої спеціальності j -го тарифного розряду, грн.; h – коефіцієнт, що визначає розмір додаткової заробітної плати (при умові наявності доплат); $PЧ_i$ - місячний фонд робочого часу

					ДП.КСМ.110418/15.00.00.000.ПЗ	Арк.
						46
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

працівника i -ої спеціальності j -го тарифного розряду, год. (приймаємо 168 год.).

Результати розрахунків записуємо у таблицю 4.2.

Таблиця 4.2 - Розрахунок витрат на оплату праці

№ п/п	Посада виконавців	Час розробки, год	Погодинна заробітна плата, грн/год.	Витрати на розробку, грн.
1	Керівник ДП, старший викладач	16	30	480
2	Консультант з техніко-економічного розділу, доцент	2	48	96
3	Студент	150	8	1200
Разом				1776

Величну відрахувань у соціальні фонди визначаємо згідно діючого законодавства у розмірі 20,5 % від суми заробітної плати:

$$B_{\phi} = \frac{20,5}{100} \cdot 1776 = 364,08 \text{ грн.}$$

Розрахунок витрат на матеріали та комплектуючі зведемо у таблицю 4.3.

Таблиця 4.3 - Розрахунок витрат на матеріали та комплектуючі

№ п/п	Найменування купованих виробів	Одиниця виміру	Ціна, грн	Кількість купованих виробів	Сума, грн	Транспортні витрати (10% від суми)	Загальна сума, грн
1	Папір (формат А4)	уп	80,0	2	160,00	16,0	176,0
2	Ручка кулькова	шт	10,0	1	10,00	1,0	11,0
3	Олівець простий	шт	8	2	16,00	1,6	17,6
4	Диски CD-R	шт	9	2	18,00	1,8	19,8
5	Зошит, 96 арк	шт	5	1	5	0,5	5,5
6	Тонер для принтера	уп	80	1	80	8,0	88
Разом							317,9

Витрати на використання комп'ютерної техніки включають витрати на амортизацію комп'ютерної техніки, витрати на користування програмним забезпеченням, витрати на електроенергію, що споживається комп'ютером. За даними обчислювального центру ТНЕУ для комп'ютера типу IBM PC/ATX вартість години роботи становить 4,5 грн. Середній щоденний час роботи на комп'ютері – 2 години. Розрахунок витрат на використання комп'ютерної техніки приведений в таблиці 4.4.

Таблиця 4.4- Розрахунок витрат на використання комп'ютерної техніки

№ п/п	Назва етапів робіт, при виконанні яких використовується комп'ютер	Час використання комп'ютера, год.	Витрати на використання комп'ютера, грн.
1	Проведення досліджень та оформлення їх результатів	90	405
2	Оформлення техніко-економічного розділу	10	45
4	Оформлення ДП	24	108
Разом		124	558

Накладні витрати включають три групи видатків: витрати на управління, загальногосподарські витрати, невиробничі витрати. Вони розраховуються за встановленими відсотками від витрат на оплату праці. Середньостатистичний відсоток накладних витрат приймемо 150% від заробітної плати:

$$H = 1,5 \cdot 1776 = 2664 \text{ грн.}$$

Інші витрати є витратами, які не враховані в попередніх статтях. Вони становлять 10% від заробітної плати:

$$I = 1776 \cdot 0,1 = 177,6 \text{ грн.}$$

Витрати на розробку програмного забезпечення складають:

					ДП.КСМ.110418/15.00.00.000.ПЗ	Арк.
						48
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

$$K_1 = B_{ОП} + B_{Ф} + B_{ПВ} + H + I. \quad (4.3)$$

$$K_1 = 1776 + 364,08 + 317,9 + 2664 + 177,6 = 5299,58 \text{ грн.}$$

Витрати на відлагодження і дослідну експлуатацію програмного продукту визначаємо за формулою:

$$K_2 = S_{м.г.} \cdot t_{від}, \quad (4.4)$$

де $S_{м.г.}$ - вартість однієї машино-години роботи ПК, грн./год; $t_{від}$ - комп'ютерний час, витрачений на відлагодження і дослідну експлуатацію створеного програмного продукту, год.

Загальна кількість днів роботи на комп'ютері дорівнює 30 днів, середній щоденний час роботи на комп'ютері – 2 год., вартість години роботи комп'ютера дорівнює 2,5 грн. Звідси витрати на відлагодження та експлуатацію розраховуємо

$$K_2 = 2,5 \cdot 60 = 150 \text{ грн.}$$

На основі отриманих даних складаємо кошторис витрат на розробку програмного забезпечення і заносимо їх у таблицю 4.5.

Таблиця 4.5 - Кошторис витрат на розробку програмного забезпечення

№ п/п	Найменування витрат	Сума витрат, грн.
1	Витрати на оплату праці	1776
2	Відрахування у спеціальні державні фонди	364,08
3	Витрати на куповані вироби	317,9
4	Накладні витрати	2664
5	Інші витрати	177,6
6	Витрати на відлагодження і дослідну експлуатацію програмного продукту	150,0
Разом		5449,58

4.2 Розрахунок ціни проекту

Для оцінки економічної ефективності розробленого програмного продукту слід порівняти його з аналогом, тобто існуючим програмним забезпеченням ідентичного функціонального призначення. Для цього визначимо експлуатаційні витрати на робробку проекту.

Експлуатаційні одноразові витрати по розробці програмного забезпечення і його аналогу включають вартість підготовки даних і вартість роботи комп'ютера (за час дії програми):

$$E_{\Pi} = E_{1\Pi} + E_{2\Pi}, \quad (4.5)$$

де E_{Π} - одноразові експлуатаційні витрати на ПЗ (аналог), грн.; $E_{1\Pi}$ - вартість підготовки даних для експлуатації ПЗ (аналогу), грн.; $E_{2\Pi}$ - вартість роботи комп'ютера для розробки програмного продукту (аналогу), грн.

Річні експлуатаційні витрати $B_{E\Pi}$ визначаються за формулою:

$$B_{E\Pi} = E_{\Pi} * N_{\Pi}, \quad (4.6)$$

де N_{Π} - періодичність експлуатації ПЗ (аналогу), раз/рік.

Вартість підготовки даних для роботи на комп'ютері визначається за формулою:

$$E_{1\Pi} = \sum_{l=1}^n n_i t_i c_i, \quad (4.7)$$

де i - категорії працівників, які приймають участь у підготовці даних ($i=1,2,\dots,n$);

n_i - кількість працівників i -ої категорії, осіб; t_i - трудомісткість роботи

					ДП.КСМ.110418/15.00.00.000.ПЗ	Арк.
						50
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

співробітників i -ої категорії по підготовці даних, год.; c_i - середньогодинна ставка працівника i -ої категорії з врахуванням додаткової заробітної плати, що знаходиться із співвідношення (4.2):

$$c_i = \frac{1400(1 + 0)}{21 * 8} = 8 \text{ грн/год.}$$

Трудомісткість підготовки даних для проектного рішення складає 2 год., для аналога 3 год.

Таблиця 4.6 - Розрахунок витрат на підготовку даних та реалізацію проектного рішення на комп'ютері

№	Час роботи співробітників, год.	Середньогодинна заробітна плата, грн./год.	Витрати, грн.
Проектне рішення			
1	2	8	16
Аналог			
1	3	8	24

Витрати на експлуатацію комп'ютера визначається за формулою:

$$E_{2\Pi} = t * S_{MG},$$

де t - витрати машинного часу для реалізації проектного рішення (аналогу), год.; S_{MG} - вартість однієї години роботи комп'ютера, грн./год.

Зважаючи на вище написане, проверемо розрахунки:

$$E_{2\Pi} = 2 \cdot 2,5 = 5 \text{ грн.}, E_{2\Pi_a} = 3 \cdot 2,5 = 7,5 \text{ грн.};$$

$$E_{\Pi} = 16 + 5 = 21 \text{ грн.}, E_{\Pi_a} = 24 + 7,5 = 31,5 \text{ грн.};$$

					ДП.КСМ.110418/15.00.00.000.ПЗ	Арк. 51
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

$$B_{E\Pi} = 21 \cdot 252 = 5292 \text{ грн.}, B_{E\Pi_a} = 31,5 \cdot 252 = 7938 \text{ грн.}$$

Ціна споживання програмного продукту - це витрати на придбання і експлуатацію програмного засобу за весь період його служби:

$$C_{C(\Pi)} = C_{\Pi} + B_{(E)NPV}, \quad (4.8)$$

де C_{Π} - ціна придбання програмного засобу, грн.

$$C_{\Pi} = K(1 + \frac{P_p}{100}) + K_0 + K_k, \quad (4.9)$$

де K - кошторисна вартість; P_p - рентабельність; K_0 - витрати на прив'язку та освоєння програмного засобу на конкретному об'єкті, грн.; K_k - витрати на доукомплектування технічних засобів на об'єкті, грн. Зважаючи на вищеописане, розрахуємо ціну програмного засобу

$$C_{\Pi} = 5449,58 \cdot (1 + 0,3) = 7084,45 \text{ грн.}$$

Вартість витрат на експлуатацію програмного продукту (за весь час його експлуатації) розраховуємо за формулою

$$B_{enpv} = \sum_{t=0}^T \frac{B_{E\Pi}}{(1 + R)^t}, \quad (4.10)$$

де $B_{E\Pi}$ - річні експлуатаційні витрати, грн.; T - термін служби програмного засобу, років; R - річна ставка проценту банку.

Розрахуємо витрати на експлуатацію для розробленого програмного продукту та його аналогу:

					ДП.КСМ.110418/15.00.00.000.ПЗ	Арк.
						52
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

$$B_{\text{епрв}} = \sum_{t=1}^5 \frac{5292}{(1 + 0,08)^t} = 21114 \text{ грн.},$$

$$B_{\text{епрв}} = \sum_{t=1}^5 \frac{7938}{(1 + 0,08)^t} = 31672 \text{ грн.}$$

Тоді ціна споживання для розробленого програмного продукту та його аналогу становитиме:

$$Ц_{C(П)} = 7084 + 21114 = 29198 \text{ грн.},$$

$$Ц_{C(П)_a} = 5480 + 31672 = 37152 \text{ грн.}$$

У наступному підрозділі проведемо аналіз економічної ефективності розробки програмного продукту.

4.3 Визначення економічної ефективності розробки проекту

Для того, щоб побудувати таблицю показників економічної ефективності розробки програмного продукту, проведемо розрахунки необхідних показників. Розрахуємо на початку економічний ефект в сфері проектування рішення за формулою

$$E_{\text{ПР}} = Ц_{\text{П}} - Ц_{\text{А}}, \quad (4.11)$$

$$E_{\text{ПР}} = 7084,35 - 5480 = 2504,35 \text{ грн.}$$

					ДП.КСМ.110418/15.00.00.000.ПЗ	Арк.
						53
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

Річний економічний ефект в сфері експлуатації програмного продукту одержимо із співвідношення:

$$E_{KC} = B_{EA} - B_{EP}, \quad (4.12)$$

$$E_{KC} = 7938 - 5292 = 2646 \text{ грн.}$$

Додатковий економічний ефект у сфері експлуатації програмного продукту розраховуємо таким чином:

$$\Delta E_{ekc} = \sum_{t=1}^T E_{ekc} (1 + R)^{T-t} \quad (4.13)$$

$$\Delta E_{ekc} = \sum_{t=1}^5 2646(1 + 0,08)^{5-t} = 15532 \text{ грн.}$$

Зважаючи на проведені розрахунки ефективності розробки програмного забезпечення, обчислимо сумарний ефект від розробки програмного продукту:

$$E = E_{ПП} + \Delta E_{ekc} = 2505,35 + 15532 = 18037,35 \text{ грн.}$$

Таблиця 4.7 - Показники економічної ефективності проектного рішення

№	Найменування	Значення показників	
		Аналог	Новий варіант
1	Капітальні вкладення	-	5301,45
2	Ціна придбання	5480	7084,35
3	Річні експлуатаційні витрати	7938	5292
4	Ціна споживання	37152	29198
5	Економічний ефект в сфері проектування	-	2504,35
6	Економічний ефект в сфері експлуатації	-	2646
7	Додатковий ефект в сфері експлуатації	-	15532
8	Сумарний ефект	18037,35	

					ДП.КСМ.110418/15.00.00.000.ПЗ	Арк.
						54
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

Отже, у цьому розділі проведено розрахунок витрат на розробку програмного забезпечення. Показники, що характеризують витрати на розробку програмного продукту порівняно із показниками, як характеризують програмний продукт із аналогічним функціональним призначенням.

Із результатів порівняння видно, що розроблене програмне забезпечення має суттєві переваги у порівнянні із аналогами, зокрема простота використання, швидкість проведення розрахунків, стійкість до неоднорідних даних, зручність. Згідно з проведеними розрахунками, що обґрунтовують економічну ефективність розробки програмного продукту, можна зробити висновок, що розроблене програмне забезпечення є конкурентоздатним. Крім того, отримано економічний ефект у розмірі 18037,35 грн., що свідчить про економічну доцільність розробки і впровадження програмного забезпечення для моделювання показників економічної безпеки регіону із застосуванням штучних нейронних мереж із радіально-базисними функціями.

					ДП.КСМ.110418/15.00.00.000.ПЗ	Арк.
						55
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

ВИСНОВКИ

У дипломній роботі розв'язано задачу розробки програмного засобу автоматизованого синтезу штучних нейронних мереж із радіально-базисними функціями в межах інтервального підходу, що уможливорює побудову штучних нейронних мереж радіального типу, які здатні моделювати та прогнозувати в умовах невизначеності. При цьому одержано такі результати.

1. Проаналізовано методи та алгоритми синтезу штучних нейронних мереж й показано відсутність методу синтезу штучних нейронних мереж радіального типу за умов інтервального представлення їх вихідних сигналів.

2. Проаналізовано метода аналізу інтервальних даних, виділено основні властивості області можливих значень параметрів моделей, які обчислено із застосуванням інтервального підходу.

3. Розроблено алгоритм автоматизованого синтезу штучних нейронних мереж із радіально-базисними функціями на основі аналізу інтервальних даних.

4. Розроблено програмне забезпечення для реалізації алгоритму, представлено діаграму варіантів використання програмного забезпечення.

5. Описано реалізацію алгоритму автоматизованого синтезу штучних нейронних мереж.

6. На основі розробленого алгоритму побудовано архітектуру штучної нейронної мережі радіального типу для задачі моделювання та прогнозування кількості зареєстрованих осіб у державній службі зайнятості. Результатами моделювання підтверджено ефективність розробленого алгоритму.

					ДП.КСМ.110418/15.00.00.000.ПЗ	Арк.
						56
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

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

2. 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.

3. Вошинин А. П. Интервальный анализ: развитие и перспективы / А. П. Вошинин // Заводская лаборатория. - 2002. - №1. - С.118–126.

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

5. Дивак М. П. Властивості інтервальних моделей при інтервальній формі їх параметрів / М. П. Дивак // Сб. науч. тр. международного науч.-учеб. центра информ. технологий и систем, науч. совет НАН Украины по пробл. “Кибернетика”. Моделирование и управление состоянием эколого-экономических систем региона. - К., 2001. - С.58–63.

6. Дивак М. П. Задачі математичного моделювання статичних систем із інтервальними даними / М. П. Дивак.- Терноіль: ТНЕУ “Економічна думка”, 2011. – 216 с.

7. Дивак М. П. Ідентифікація параметрів моделі на основі аналізу інтервальних даних / М. П. Дивак, О. В. Крамар // Вісн. Тернопільського держ. технічн. унів. - 1999. - Т. 4. – №1. - С.76–80.

8. Дивак М. П. Метод ідентифікації вагових коефіцієнтів синаптичних зв'язків штучних нейронних мереж із радіально-базисними функціями на основі аналізу інтервальних даних / М. П. Дивак, Н.Я. Савка // Наукові праці Донецького національного технічного університету. Серія «Інформатика, кібернетика та

					ДП.КСМ.110418/15.00.00.000.ПЗ	Арк.
						57
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

обчислювальна техніка». - 2012. - Вип. 15 (203). - С.132-139.

9. Дивак М. П. Метод локалізації гарантованих оцінок в задачах параметричної ідентифікації / М. П. Дивак // Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах. - 2000. - №4. - С.12–17.

10. Лазарев Ю. Ф. Начала программирования в среде MatLAB: Учебное пособие. - К.: НТУУ "КПИ", 2003. - 424с.

11. Метод гірської кластеризації [Електронний ресурс]. - Режим доступу:<https://sites.google.com/site/ne4itkalogika/necitka-klasterizacia/metod-girskoie-klasterizaciie>. – Назва з екрану.

12. Савка Н. Алгоритм ідентифікації штучних нейронних мереж із радіально-базисними функціями на основі аналізу інтервальних даних // Матеріали Міжнародної молодіжної наукової конференції “Покоління майбутнього: Взгляд молодых ученых”. - Курск (Росія): Юго-Зап. гос. ун-т, 2012. - С.150-153.

13. Савка Н.Я. Етапи ідентифікації штучних нейронних мереж з радіально-базисними функціями / Н. Я. Савка // Матеріали Всеукраїнської школи-семінару молодих вчених і студентів “Сучасні комп’ютерні інформаційні технології”. - Тернопіль: ТНЕУ, 2011. - С.87.

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

15. 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

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

					ДП.КСМ.110418/15.00.00.000.ПЗ	Арк.
						58
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

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

18. Dyvak M. Identification of Artificial Neural Networks with Radial Basis Functions by Methods of Interval Data Analysis / Dyvak M., Savka N. // Proc. of the XIth International Conference "The Experience of Designing and Application of CAD Systems in Microelectronics" (CADSM). - Lviv-Polyana-Svalyava, 2011. - P.304.

19. MATLAB&Toolboxes [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <http://matlab.exponenta.ru/signalprocess/index.php>. - Назва з екрану.

20. Nelles O. Nonlinear Systems Identification / O. Nelles. - Berlin: Springer, 2001. - 785p.

21. Savka N. The Method of Identifying Weights of Artificial Neural Networks with Radial Basis Functions Based on Multiple-Set Approach / N/ Savka, V. Nemish, O. Kushnir // Proceedings of the XI th International Conference "Modern Problems of Radio Engineering, Telecommunications " (TCSET'2012). - Lviv – Slavske: Publishing House of Lviv Polytechnic, 2012. - P.392.

22. 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.110418/15.00.00.000.ПЗ	Арк.
						59
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		