

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет _____ Післядипломної освіти _____
(повна назва)

Кафедра _____ Програмної інженерії _____
(повна назва)

АТЕСТАЦІЙНА РОБОТА
Пояснювальна записка

_____ другий (магістерський) _____
(рівень вищої освіти)

Дослідження моделей нейронних мереж для маршрутизації інформаційних мереж
(тема)

Виконав: студент 2 курсу, групи ППЗмзд-17-1
спеціальності 121- Інженерія програмного
забезпечення _____
(код і повна назва спеціальності)

освітньо-професійної програми Інженерія
програмного забезпечення _____
(повна назва освітньої програми)

_____ Тарнавський О.І. _____
(прізвище, ініціали)

Керівник _____ проф. Шубін І.Ю. _____
(посада, прізвище, ініціали)

Допускається до захисту

Зав. кафедри, проф. _____

З.В.Дудар

2019 р.

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет післядипломної освіти

Кафедра програмної інженерії

Рівень вищої освіти другий (магістерський)

Спеціальність 121– Інженерія програмного забезпечення
(код і повна назва)

Освітньо-професійна програма Інженерія програмного забезпечення
(повна назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри _____
(підпис)

«_____» _____ 20__ р.

ЗАВДАННЯ НА АТЕСТАЦІЙНУ РОБОТУ

Студентові Тарнавському Олександровичу
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Дослідження моделей нейронних мереж для маршрутизації інформаційних мереж

затверджена наказом по університету від «_____» _____ 2019 р № _____

2. Термін подання студентом роботи до екзаменаційної комісії «15» червня 2019 р.

3. Вихідні дані до роботи Алгоритми обробки великих обсягів даних, алгоритми захисту даних, методи стримінгу великих даних та пояснювальна записка. Використовувати ОС Windows, середовище об'єктно-орієнтованого проектування.

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі мета роботи, аналіз проблемної галузі і постановка задачі, методи пошуку корисних даних, опис об'єктних моделей, використовувані методи та алгоритми, архітектура програмної системи, опис розробленої програмної системи, результати тестування програмної системи

5. Перелік графічного матеріалу із зазначенням креслеників, схем, плакатів, комп'ютерних ілюстрацій (слайдів) _____ Титульний аркуш, мета завдання, обґрунтування доцільності розроблення, постановка задачі, об'єктна модель системи, базові моделі, методи й алгоритми, структура бази даних, структурно-логічна схема взаємодії даних, інтерфейс програмної системи, результати функціонування програмної системи, демонстраційні матеріали _____

6. Консультанти розділів роботи

Найменування розділу	Консультант (посаду, прізвище, ім'я, по батькові)	Позначка консультанта про виконання розділу	
		підпис	дата
Спецчастина	проф. Шубін І.Ю.		

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів роботи	Терміни виконання етапів роботи	Примітка
1.	Аналіз предметної галузі	19 квітня 2019 р.	
2.	Огляд існуючих методів	27 квітня 2019 р.	
3.	Методи швидкого детектування відрізків	15 травня 2019 р.	
4.	Підготовка пояснювальної записки	20 травня 2019 р.	
5.	Спецчастина	28 травня 2019 р.	
6.	Підготовка презентації та доповіді	05 червня 2019 р.	
7.	Попередній захист	05 червня 2019 р.	
8.	Нормоконтроль, рецензування	06 червня 2019 р.	
9.	Занесення диплома в електронний архів	11 червня 2019 р.	
10.	Допуск до захисту в зав. кафедри	11 червня 2019 р.	

Дата видачі завдання _ « _____ » _____ 2019 р.

Студент _____
(підпис)

Керівник роботи _____ проф. Шубін І.Ю.
(підпис) (посада, прізвище, ініціали)

РЕФЕРАТ / ABSTRACT

Пояснювальна записка до атестаційної роботи: 89 с., 23 рис., 2 табл., 4 додатки, 24 джерел.

НЕЙРОННІ МЕРЕЖИ, МАРШРУТИЗАЦІЯ ПОТОКІВ ДАНИХ, АСОЦІАТИВНА МАШИНА.

Об'єктом дослідження є процес об'єднання думок окремих експертів нейронної мережі.

Метою роботи є підвищення ефективності функціонування комбінованих методів нейронних мереж для вирішення завдання маршрутизації інформації в мережах зв'язку.

У результаті роботи розроблено набір програмних засобів для одержання оперативної інформації та побудовані навчальна й тестова вибірки для асоціативної машини.

NEURAL NETWORKS, ROUTE OF DATA FLOWS, ASSOCIATED MACHINE.

The object of the study is the process of uniting the opinions of individual experts in the neural network.

The aim of the work is to increase the efficiency of the operation of combined neural network methods to solve the problem of routing information in communication networks.

As a result of the work, a set of software tools for obtaining operational information was developed and educational and test samples for the associative machine were constructed. As a result of the work, the program implementation of the data processing system was carried out to determine the quality of courses and clustering of students based on their success.

ЗМІСТ

Вступ	5
1 Аналіз методів і алгоритмів інтелектуального керування потоками інформації....	8
1.1 Сучасні технології для забезпечення безпечної маршрутизації інформації	8
1.2 Аналіз алгоритмів знаходження оптимальних маршрутів	13
1.3 Інтелектуальні технології для вирішення завдань, що важко формалізувати .	15
1.4 Аналіз алгоритмів навчання нейронних мереж	20
1.5 Постановка задач дослідження	21
2 Опис проведених теоретичних досліджень	23
2.1 Алгоритми навчання багатошарових нейромереж	23
2.2 Алгоритми, що містять складні внутрішні залежності	26
3 Аналіз результатів досліджень.....	35
3.1 Проектування алгоритмів навчання експертів	35
3.2 Розробка комбінованого алгоритму пошуку, що попереджає	38
3.3 Структурна схема розроблювальної системи	43
3.4 Розробка алгоритму забезпечення безпеки системи	45
3.5 Проектування алгоритму рішення завдання безпечної маршрутизації	48
4 Опис розробленої програмної системи	52
4.1 Вимоги до програмної емуляції нейроімітаторів	52
4.2 Основні компоненти програмної системи	53
4.3 Опис функціонування програмної системи	59
5 Опис можливості використання отриманих результатів.....	68
Висновки	71
Перелік джерел посилання	73
Додаток А Програмний код	76
Додаток Б Слайди презентації	81
Додаток В Апробація результатів роботи.....	88
Додаток Г Електронні матеріали (CD)	

ВСТУП

Розвиток складних обчислювальних систем і комплексів засноване на транспортуванні інформації від відправника до одержувача. Проблему вибору оптимального шляху, при якому інформація проходить по маршруту, відповідному до певних критеріїв, вирішують алгоритми маршрутизації. Маршрутизація – процес пересування інформації від джерела до пункту призначення через об'єднану мережу. При цьому, як правило, на шляху зустрічається, принаймні, один вузол. Маршрутизація містить у собі два основні компоненти: визначення оптимальних шляхів маршрутизації та транспортування інформаційних повідомлень. Визначення маршруту являє собою складний процес і базується на різних показниках або комбінаціях показників. Якщо процес маршрутизації відбувається в динамічному режимі, тобто шлях, по яким передається інформація, розраховується не на початковому етапі передачі повідомлення, а в міру просування його по мережі, то складність розрахунку маршруту зростає. У практичних завданнях виникають ситуації, коли необхідно виконати передачу інформації у відкритому виді, тобто без використання засобів шифрування. Такий спосіб передачі вимагає побудови маршрутів просування інформації з каналів зв'язку, що володіють певним ступенем надійності й захищеності від втручання зловмисників, зокрема від прямого фізичного підключення до середовища передачі. При маршрутизації на основі заданих умов необхідно виконувати оцінку не тільки характеристик, що забезпечують швидку доставку інформації одержувачеві, але в процесі пошуку оптимального маршруту враховувати параметри безпеки середовища передачі.

Існуючі алгоритми маршрутизації вимагають наявності інформації про повну структуру мережі, у якій буде організовуватися передача даних. Якщо відбувається часта зміна топології мережі, поява й видалення нових з'єднань, зміни в середовищі передачі, то алгоритми маршрутизації втрачають здатність підтримувати оперативний інформаційний обмін у мережі.

Для підтримки здатності телекомунікаційної мережі виконувати доставку інформаційних повідомлень необхідно застосовувати сучасні методи, здатні вирішувати завдання при неповних або суперечливих вхідних даних. До таких методів ставляться обчислювальні методи на базі нейронних мереж, еволюційних і нечітких алгоритмів. Для успішного рішення завдання безпечної маршрутизації потрібне розвиток і комбінування обчислювальних структур на основі наведених інтелектуальних підходів.

Застосування інтелектуальних технологій дозволить виконувати передачу інформації в розподілених мережах навіть у випадках їх часткової деградації або порушення цілісності через дію третіх осіб. Таким чином, завдання дослідження й проектування алгоритмів безпечної маршрутизації за допомогою нейронних мереж є актуальним й практично значущим.

Метою роботи є підвищення ефективності функціонування комбінованих методів нейронних мереж для вирішення завдання маршрутизації інформації в мережах зв'язку. Для досягнення зазначеної мети необхідно розв'язати наступні завдання:

Провести аналіз алгоритмів побудови оптимальних маршрутів у комп'ютерних мережах. Провести класифікацію алгоритмів, а також проаналізувати способи одержання даних, необхідних для роботи системи маршрутизації.

Виконати побудову моделі представленого комітетом маршрутизатора, заснованого на нейронних мережах, що полягає із трьох експертів нейронної мережі: мережі прямого поширення, рекурентної нейронної мережі, радіально-базисної нейронної мережі.

Проаналізувати алгоритми ініціалізації початкового стану нейронних мереж перед виконанням процедури навчання. Розробити алгоритм налаштування параметрів НМ із обліком того, що всі мережі функціонують у складі комітету, що представляє собою єдину обчислювальну структуру – асоціативну машину.

Виконати розробку алгоритму, що забезпечує безпечне функціонування комітету нейронної мережі при виконанні функції маршрутизації інформації.

Спроектувати набір програмних засобів для одержання оперативної інформації про стан фізичних ліній передачі інформації в телекомунікаційній мережі. На основі отриманих даних виконати побудову навчальної й тестової вибірки для асоціативної машини.

Об'єктом дослідження є процес об'єднання думок окремих експертів нейронної мережі.

Предметом дослідження є застосування й розробка комплексу алгоритмів нейронної мережі для одержання комбінованих рішень від різних обчислювальних структур.

Методи й моделі безпечної маршрутизації за допомогою нейронної мережі дозволяють:

- підвищити ефективність безпечної передачі інформації в телекомунікаційних мережах, скоротити витрати на застосування алгоритмів шифрування даних;

- підвищити ймовірність доставки інформаційних повідомлень в умовах деградації мережі зв'язки, за рахунок застосування апроксимуючих здатностей комплексу нейронних мереж;

- виконати побудову оптимального маршруту передачі даних в умовах неповної інформації про стан каналів зв'язки.

1 АНАЛІЗ МЕТОДІВ І АЛГОРИТМІВ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО КЕРУВАННЯ ПОТОКАМИ ІНФОРМАЦІЇ

1.1 Сучасні технології для забезпечення безпечної маршрутизації інформації

Основне завдання різного роду телекомунікаційних мереж – транспортування інформації від відправника до одержувача [1]. У більшості випадків доводиться робити кілька пересилань між вузлами для досягнення кінцевого пункту в передачі даних. Як правило, шляхів передачі інформації в мережі може бути небагато (рис. 1.1) [2]. Від вузла *A* до вузла *B* через мережу може проходити множина різних маршрутів.

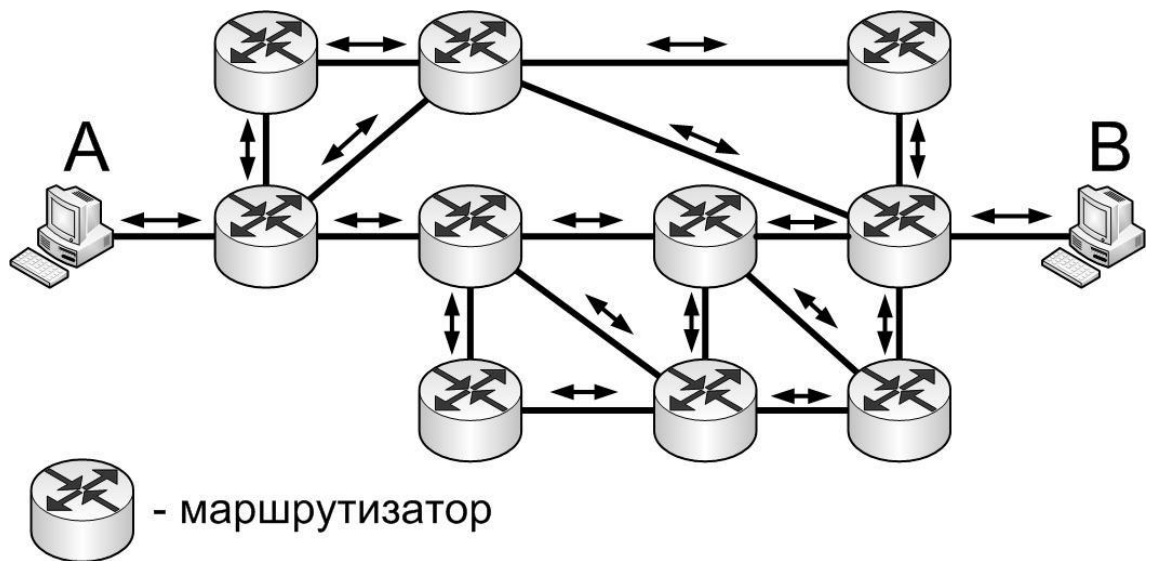


Рисунок 1.1 – Проблема вибору оптимального маршруту

Для вибору оптимального шляху, відповідного до заданих критеріїв, застосовують алгоритми маршрутизації. Маршрутизація містить у собі два паралельні процеси [3]:

- створення таблиці маршрутизації – інформаційної структури, у якій утримується інформація про наступний пункт передачі інформації для оптимальної доставки даних вузлу призначення;

- керування потоками передачі інформації за допомогою отриманої таблиці.

Програмні або апаратні засоби, що виконують побудову таблиці маршрутизації, одержали назву маршрутизаторів. Маршрутизатори здійснюють вибір оптимального шляху на основі різних критеріїв – метрик. Метрики характеризують перевагу вибору маршруту [4]. Вибір застосовуваних показників якості залежить від специфіки роботи мережі. Для швидкої доставки інформації необхідно застосовувати критерії, що характеризують відстань, подолане пакетом даних при русі до вузла призначення. Алгоритми маршрутизації враховують пропускну здатність каналів зв'язки, затримку передачі, вартість передачі інформації та ін.

На цей час у більшості телекомунікаційних мереж застосовують адаптивні розподілені алгоритми маршрутизації: дистанційно-векторні алгоритми та алгоритми стану зв'язків. При розподіленому підході всі маршрутизатори в мережі перебувають в однакових умовах, вони виявляють маршрути, будують таблиці маршрутизації, взаємодіють один з одним [5]. Такий підхід має більшу перевагу перед централізованим підходом, коли в мережі присутня тільки один маршрутизатор, який збирає інформацію про мережу від інших маршрутизаторів і конфігурує маршрути руху даних. У випадку відмови центрального маршрутизатора вся мережа вийде з ладу, тому такий підхід не одержав широкого поширення при проектуванні мереж.

При використанні маршрутизаторами дистанційно-векторних алгоритмів (ДВА) проводиться регулярний обмін копіями таблиць маршрутизації [6]. При здійсненні регулярних оновлень маршрутизатори повідомляють один одному про зміну топології мережі. Таким чином, кожний маршрутизатор одержує через сусідні маршрутизатори інформацію про всі наявні вузли в мережі. Пошук оптимального маршруту базується на використанні вектору відстані, який показує

необхідну кількість переходів для досягнення заданого пункту. У кожній з позицій таблиці маршрутизації є сумарний вектор, який показує, на якій відстані перебуває відповідна мережа або вузол (рис. 1.2).

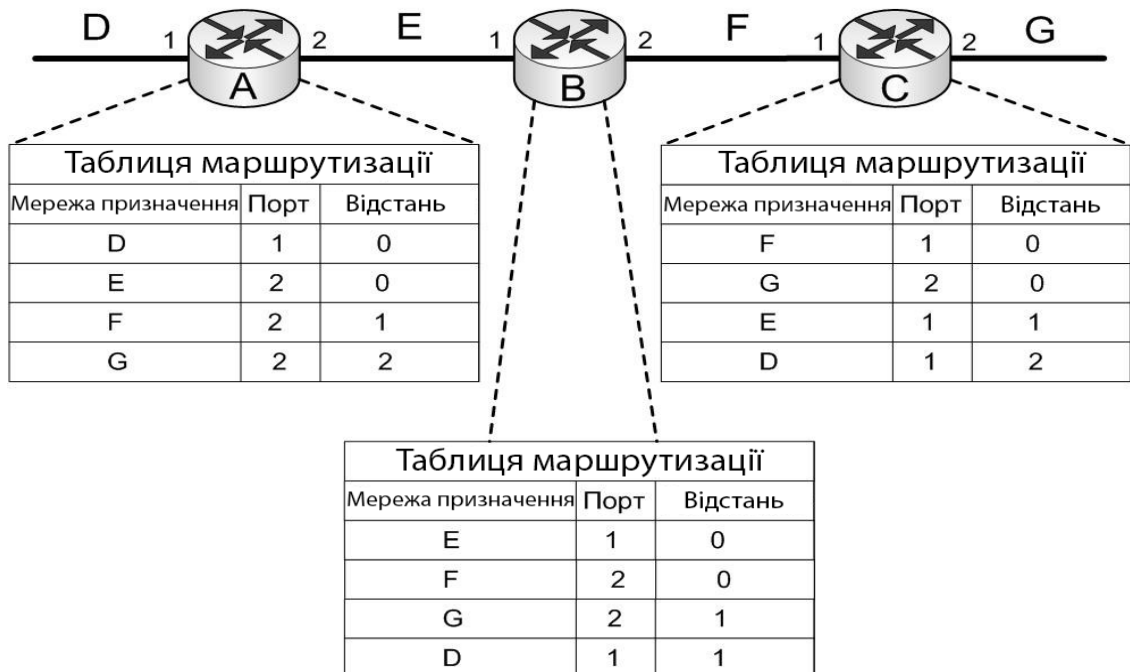


Рисунок 1.2 – Формування таблиць маршрутизації ДВА

На основі ДВА базується дистанційно-векторний протокол маршрутизації групового віщання DVMRP (Distance Vector Multicast Routing Protocol) [7]. Даний протокол є одним з перших протоколів для визначення шляху руху групового трафіка, тобто доставки даних декільком одержувачам з одного джерела. Даний тип передачі інформації відіграє важливу роль для розсилки команд керування або даних великій кількості вузлів. При виборі маршрутів розсилання також є актуальною проблема вибору безпечного маршруту з надійною доставкою інформації. Розвиток протоколів широкомовного розсилання починався з алгоритму пересилання інформації маршрутизатором на всі інтерфейси, крім вхідного. Така стратегія приводить до генерації великої кількості пошуку трафіка в мережі [8]. Модифікації алгоритму дозволяють виконати поширення трафіка від джерела до одержувача так, щоб пакети просувалися тільки по тем шляхам, які

оптимальним образом з'єднували джерело з кожним одержувачем. На рис. 1.3 виключені маршрути групового трафіка від джерела до тих одержувачів, для яких він не призначений.

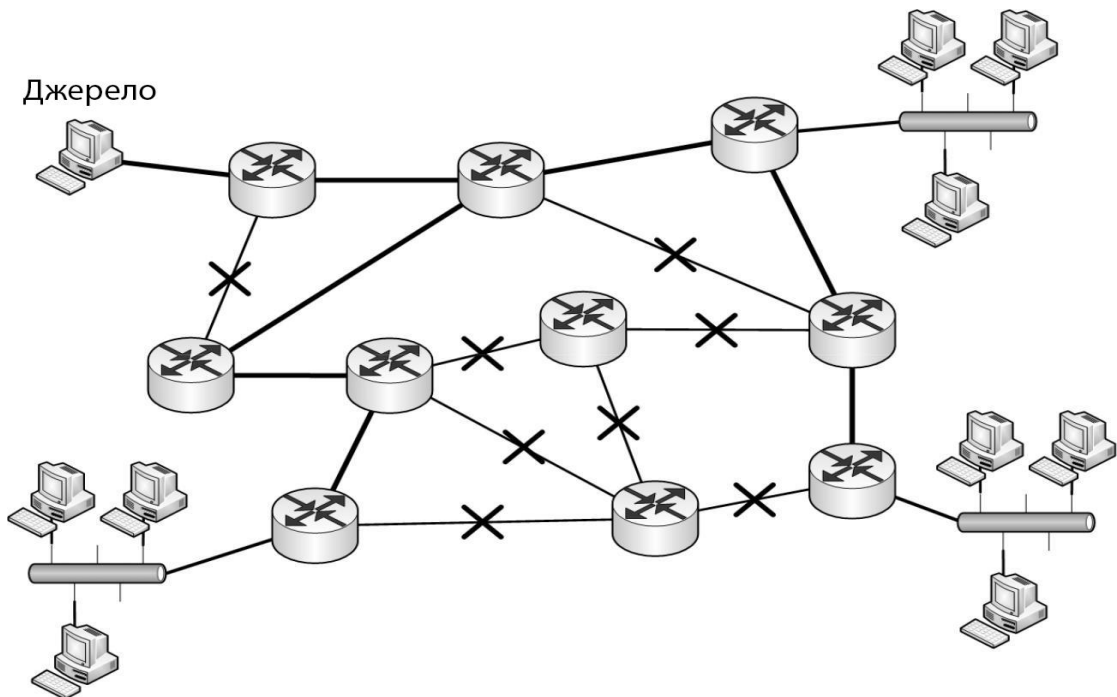


Рисунок 1.3 – Керування груповою передачею інформації

В результаті необхідно виконати побудову дерева з вершиною в джерелі переданої інформації. Структура дерева з'єднує всі маршрутизатори, до яких безпосередньо підключені локальні мережі, що містять одержувачів даної групи, найкращими шляхами [7]. Застосування технологій нейронних мереж при модифікації даного типу алгоритмів дозволить виконати побудову маршруту руху групової інформації з найбільш безпечним шляхом та урахуванням змін у структурі мережі.

До недоліків зазначеного алгоритму маршрутизації можна віднести наступні:

- стабільна робота алгоритму забезпечується в невеликих мережах. У більших мережах проводиться інтенсивний обмін таблицями маршрутизації, що приводить до додаткового навантаження ліній зв'язку;

- зміна конфігурації мережі не завжди може бути коректно оброблена даними типами алгоритмів маршрутизації, тому що маршрутизатори не мають відомості про точну топологію мережі;

- протоколи, що використовують у своїй роботі ДВА маршрутизації (наприклад, RIP – Routing Information Protocol), важко адаптуються до втрати маршруту, тому що вони передають інформацію, необхідну для поповнення таблиць маршрутизації;

- можливе зациклення інформації – постійне пересування інформаційних груп від одного маршрутизатора до іншого.

Існує ймовірність появи помилкових маршрутів, які виникають при використанні інформації про неіснуючі маршрути [9].

Алгоритми стану зв'язків (АСЗ) забезпечують кожний маршрутизатор інформацією, якої вистачає для побудови точного графа мережі [10]. Маршрутизатори, що працюють на основі АСЗ, підтримують складну базу, що містить інформацію про топологію з'єднань у мережі. Функціонування всіх маршрутизаторів засноване на одному графі мережі, що робить процес маршрутизації стійким до змін конфігурації. ДВА маршрутизації не містять інформації про вилучені мережі й маршрутизатори.

Процедура побудови таблиці маршрутизатора проводиться у два етапи [11].

Побудова бази даних про стан зв'язків у мережі. Топологія мережі представляється у вигляді графа, у якому вершинами є маршрутизатори, а ребрами – зв'язки між ними. Маршрутизатори обмінюютьсясусідніми обладнаннями інформацією про граф мережі, якою кожний володіє на теперішній момент. Маршрутизатори не роблять модифікацію інформації при передачі. У результаті всі маршрутизатори у мережі одержують ідентичні відомості про структуру мережі. Уся інформація впорядковується в логічну топологію, представлену деревом зв'язків. Корінь дерева – поточний маршрутизатор, а гілки – можливі маршрути до усіх підмереж. Якщо стан зв'язків змінився, то процес побудови графа повторюється.

1.2 Аналіз алгоритмів знаходження оптимальних маршрутів

Після побудови дерева зв'язків, необхідно розв'язати трудомістке завдання знаходження оптимального шляху на графі. Протоколи маршрутизації, засновані на АСЗ (наприклад, OSPF – Open Shortest Path First [7, 12]), для пошуку оптимального маршруту використовують ітеративний алгоритм Дейкстри. Кожний маршрутизатор виконує пошук оптимальних шляхів від своїх інтерфейсів до всіх відомих підмереж. У кожному знайденому шляху запам'ятовується тільки перший крок. Саме він заноситься в таблицю маршрутизації.

На рис. 1.4 наведено приклад мережі, що складається із шести маршрутизаторів (R_1 – R_6) і підмереж (N_1 – N_6). На основі оцінки стану каналів, кожному приписується міра вартості. На рис. 1.5 показано дерево найкоротших шляхів для маршрутизатора R_3 . Таким чином, кожний маршрутизатор може відслідковувати альтернативні шляхи й робити вибір кращого для кожної кінцевої точки.

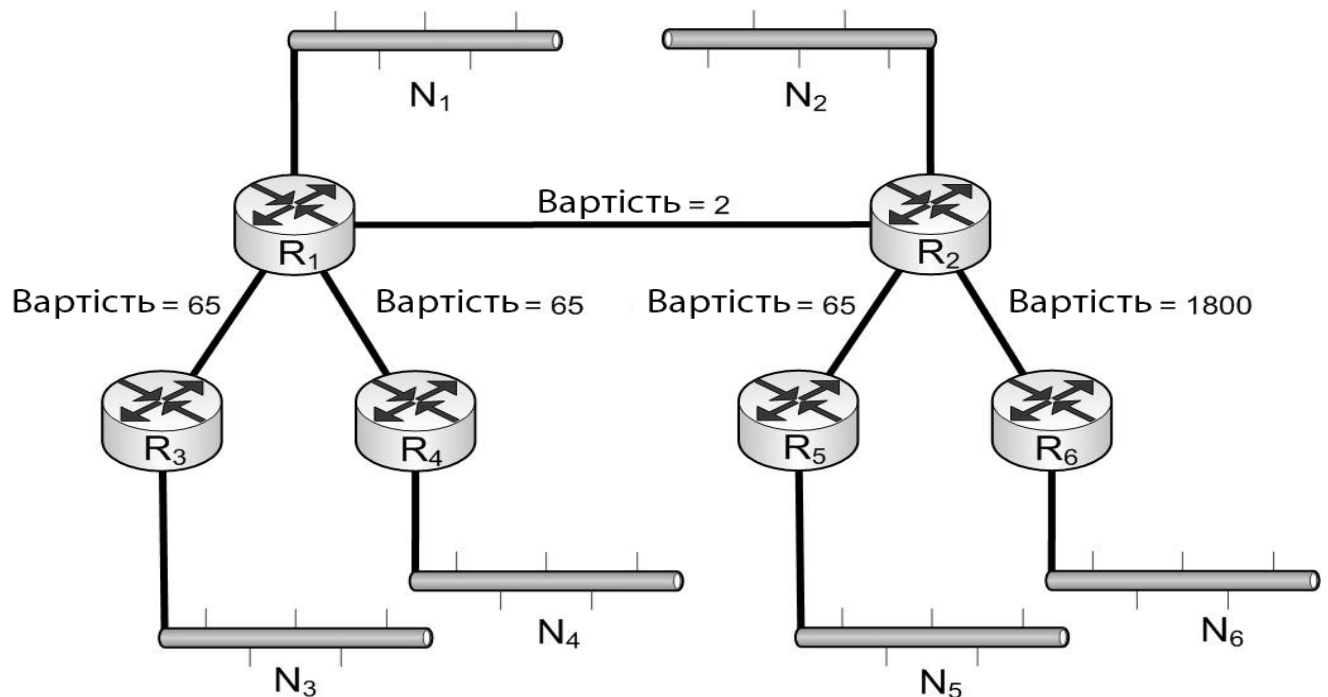


Рисунок 1.4 – Приклад організації мережі й оцінка каналів

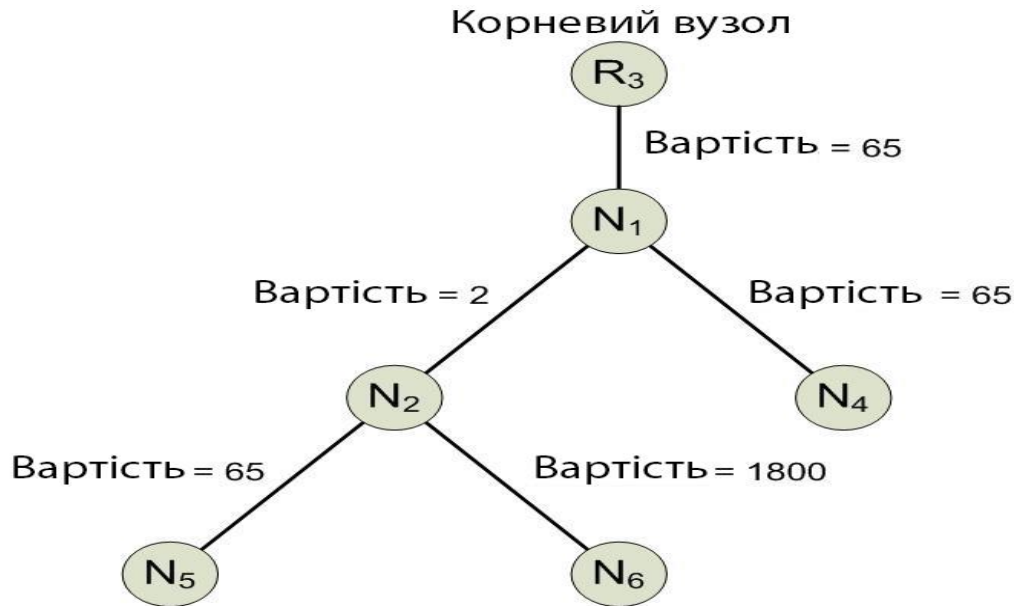


Рисунок 1.5 – Дерево найкоротших шляхів для маршрутизатора R_3

На основі AC3 функціонує й протокол MOSF (Multicast extensions to OSPF), призначений для групового віщання [9]. Маршрутизатори додають до інформації про стан каналів передачі інформації дані про членство в групах різних вузлів мережі. У результаті маршрутизатори формують не тільки загальний граф мережі, але одержують інформацію про склад груп для розсилання повідомлень. На підставі цієї інформації алгоритми маршрутизації знаходять дерево найкоротших шляхів для кожної групи. Це дозволяє доставляти інформаційні повідомлення найкоротшим шляхом від джерела до підмереж, у яких знаходяться члени групи, яким призначена інформація.

При використанні алгоритму маршрутизації, організованого на основі оцінки станів каналів передачі, виникають наступні проблеми:

- алгоритм вимагає великої кількості пам'яті й обчислювальних ресурсів для обробки великого потоку інформації, підтримки логічного дерева й таблиці маршрутизації;

- динамічне визначення структури мережі, призводить до генерації великого обсягу трафіка, необхідного для обміну інформацією між маршрутизаторами;

- якщо мережева структура має складну топологію з множинною зв'язків, то часта зміна характеристик каналів зв'язку, поява нових з'єднань, відключення деяких каналів зв'язку приводить до повної відмови алгоритму маршрутизації.

1.3 Інтелектуальні технології для вирішення завдань, що важко формалізувати

В якості основного механізму прийняття рішень у завданнях, що важко формалізувати (у контексті даної роботи – завдання безпечної маршрутизації цифрової інформації в мережах зв'язку), у роботі пропонується використовувати комітет нейронних мереж (асоціативну машину). Основу даного комітету будуть становити експерти нейронної мережі трьох різних архітектур: багат шаровий персептрон, радіально-базисна нейронна мережа, рекуррентна мережа Ельмана. Застосування нейронних мереж обумовлене наступними причинами [15]:

- для кожної з розглянутих НС існують алгоритми навчання й налаштування їх внутрішньої структури, які здатні ефективно робити оптимізацію компонентів мережі для рішення прикладних завдань;

- системи, основу керуючих модулів яких становлять технології нейронної мережі, є адаптивними структурами, для яких немає необхідності робити точний розрахунок параметрів перед початком роботи;

- етап навчання НМ дозволяє виконати адаптацію параметрів для налаштування на конкретні умови сигналу й шуму;

- структура експертів нейронної мережі може бути адаптована до конкретного обчислювального завдання.

Проаналізовано особливості архітектури компонентів асоціативної машин-експертів, представлених різними типами нейронних мереж (експертів нейронної мережі).

Перший компонент – багатошаровий перцептрон, у якому кожний елемент обчислює зважену суму своїх входів з виправленням у вигляді порога активації нейрона й потім перетворює цю величину за допомогою передавальної функції, формуючи вихідне значення цього елемента [18].

Елементи організовані в пошарову топологію із прямою передачею сигналу (рис. 1.6). На рис. введені наступні позначення:

$w_{ij}^{[a]}$ - значення вагового коефіцієнта, що з'єднує i -й і j -й нейрони,

a – номер шару,

u – зважена сума вхідних сигналів,

o – значення вихідного сигналу.

Таку мережу можна інтерпретувати як модель вхід-вихід, у якій ваги й граничні значення є параметрами, що настроюються [16]. Мережа може моделювати функцію практично будь-якого ступеню складності [17], при цьому число шарів і число елементів у кожному шарі визначає складність функції.

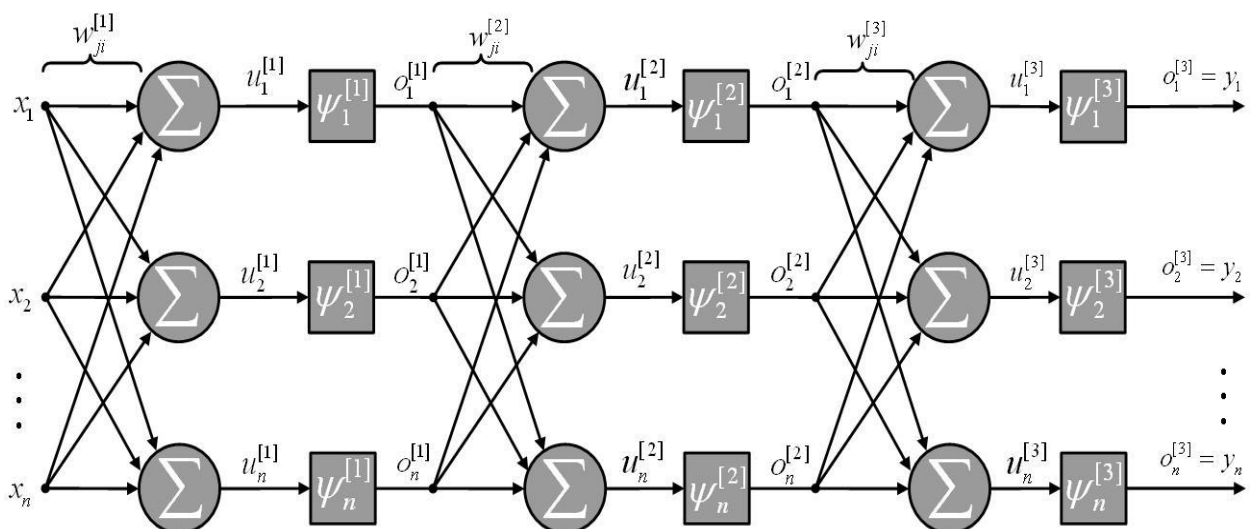


Рисунок 1.6 – Тришаровий перцептрон

У якості другого експерта нейронної мережі застосовується радіально-базисна нейронна мережа. Функціонування такої мережі базується на іншому принципі формування вихідного сигналу. У нервових системах організмів присутні нейрони, вихідний сигнал яких «настроений» на обмежену область вхідного простору [18]. Мережа, побудована на штучних нейронах, що володіють вираженими локальними характеристиками (нейрони реалізують функції, що радіально змінюються навколо обраного центру ненульові значення, що й ухвалюють, тільки в околиці цього центру [19]), є альтернативою багат шаровим перцептронам і одержала назву радіально-базисної нейронної мережі (РБМ) [20]. Даний тип нейронної мережі, також як і багат шаровий перцептрон, відноситься до класу універсальних апроксиматорів [21]. На рис. 1.7 зазначена схема радіально-базисної мережі з n - входами й m - виходами, що виконує нелінійне перетворення виду:

$$y_j = \sum_{i=1}^h w_{ji} \varphi_i(x) \quad , \quad (1.1)$$

де $\varphi_i(x)$ – радіально-базисні функції, що визначають процес перетворення з n -мірного простору входів в m -мірний простір виходів,
 h – кількість нейронів у схованому шарі,
 w_{ij} – ваговий коефіцієнт, що характеризує силу синаптичного зв'язку між нейронами i і j .

Властивості такої мережі повністю визначаються радіально-базисними функціями [13], які є основними компонентами в нейронах схованого шару й формують базис для вхідних векторів x . Радіально-базисна функція:

$$\phi(x) = \phi(|x - c|, \sigma) = \Phi(r, \sigma) \quad , \quad (1.2)$$

це багатомірна функція, що залежить від відстані $r = |x - c|$ між вхідним вектором x і власним центром c і параметра ширини σ . Найбільше поширення одержала функція Гауса, що ухвалює максимальне значення у центрі та монотонно убиває в міру віддалення від центру.

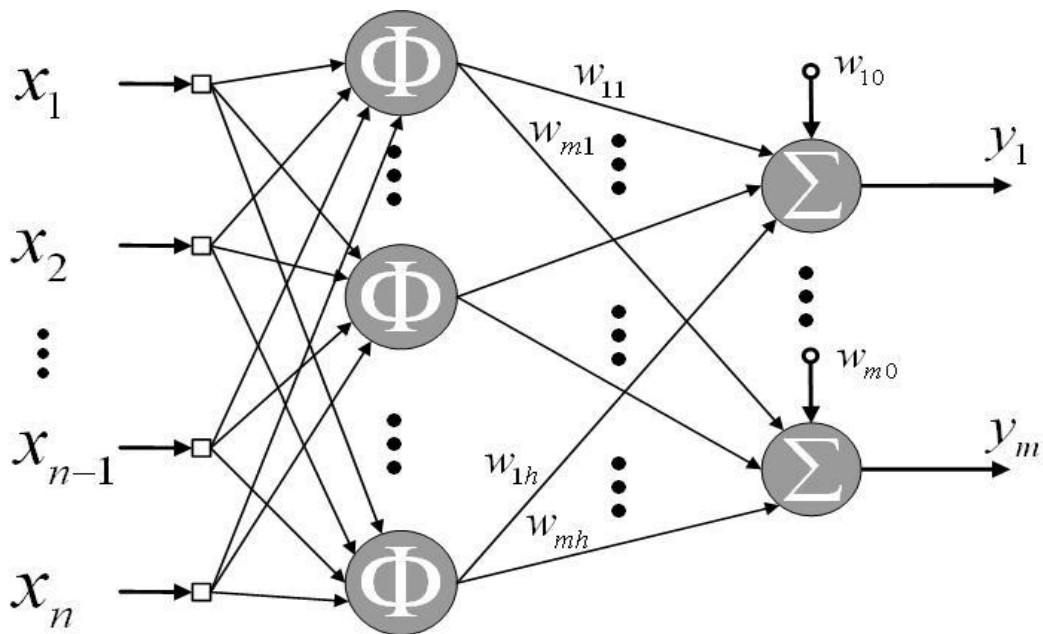


Рисунок 1.7 – Радіально-базисна нейронна мережа

Розглянуті мережі із прямою передачею інформації характеризуються поширенням і обробкою сигналів в одному напрямку – від входу до виходу ІНМ. Іншу групу нейронних мереж представляють рекурентні нейронні мережі, що мають замкнені петлі зворотного зв'язку між шарами [19]. Вхідні сигнали в ІНМ такого типу повинні бути задані у формі тимчасової послідовності.

На основі наведених моделей нейронних мереж виконується побудова комітету нейронних мереж. Нейронні мережі, що входять до складу асоціативної машини мають три різні архітектури, що призводить до використання різних механізмів пошуку рішень – це дозволяє підвищити ймовірність одержання оптимального рішення.

Для успішного застосування комітетів у завданнях розпізнавання образів, апроксимації функцій, рішення завдань оптимізації, необхідно виконати налаштування архітектури нейронної мережі, визначити параметри функцій активації нейронів, початкові стани, спосіб об'єднання рішень від різних НМ [21].

Початкові стани експертів нейронної мережі – це стан вагових коефіцієнтів синаптичних зв'язків і параметрів функцій активації до початку процедури навчання НМ [22]. Дані параметри впливають на весь процес навчання. У якості

оптимальних початкових значень вагових коефіцієнтів вважаються параметри, встановлені таким чином, що мережа видає очікувану реакцію на елементи навчальної вибірки. У результаті відбувається прискорення процесу навчання й усунення затримок у локальних мінімумах [20]. У практичних завданнях такий стан визначити практично неможливо, і для ініціалізації параметрів НМ перед процедурою навчання застосовують різні методи [23].

Процедура первинної ініціалізації параметрів вагових коефіцієнтів відіграє важливу роль для подальшого навчання окремих експертів нейронної мережі. При помилковій установці початкових значень стає можливим уведення деяких сигмоїдальних функцій активації нейронів у режим насичення, що призводить до виключення даних нейронів із процесу функціонування всієї нейронної мережі. У результаті відбувається ослаблення апроксимуючих можливостей окремих компонентів асоціативної машини, що призводить до її деградації й нездатності вирішувати поставлені проблеми.

Одним з основних способів ініціалізації ваг вважається метод випадкової установки параметрів вагових коефіцієнтів. У результаті такої установки намагаються одержати початковий стан кожного нейрона, який лежить на значній відстані від точки його насичення. На підставі численних експериментів, різними дослідниками пропонуються різноманітні інтервали, у яких можуть перебувати значення даних ваг коефіцієнтів [23], у більшості випадків припустимим є інтервал $(0, \dots, 1)$. Нульове значення не дозволяється привласнювати первинним значенням вагових коефіцієнтів, тому що не вдасться зробити оптимізацію градієнтними методами через рівність нулю похідних. У цьому випадку навчання необхідно починати не з градієнтного підходу, а використовувати методи оптимізації нульового порядку [16]: метод випадкового пошуку, метод покоординатного спуску, метод багатогранника та ін.

У методу випадкового налаштування параметрів НМ перед процесом навчання існує множина модифікацій [9], у яких початкові значення вагових коефіцієнтів можуть бути обнулені на основі різного роду розподілів [22]. У всіх методів даного класу виділяється істотний недолік: не проводиться аналіз

особливостей навчальної вибірки. Процес навчання може розвиватися необмежено довгий проміжок часу.

Альтернативою методу випадкового налаштування параметрів НС перед навчанням є метод головних компонентів. Суть процесу полягає в послідовному виділенні головних компонентів за допомогою одного з методів[24] (алгоритм Ойя, фільтр Хебба, алгоритм АРЕХ та ін.) та пропущення їх через шари нейронів. Вихідний шар ініціалізується на основі лінійної регресії виходів вибірки по виходах останнього шару НМ. Позитивною стороною цього алгоритму є можливість паралельної організації обчислень початкових значень. Недоліком алгоритму є обмеження на застосування алгоритмів обчислення головних компонентів, що накладає обмеження на структуру нейронної мережі. Для усунення цього недоліку потрібно застосувати процедуру зміни структури мережі [18].

1.4 Аналіз алгоритмів навчання нейронних мереж

В ході проведеного аналізу методу ініціалізації початкових значень багат шарової нейронної мережі з урахуванням специфіки застосування кожної НМ, усі нейронні мережі функціонують у складі структури, яка ухвалює фінальне рішення на основі результатів функціонування кожного експерта нейронної мережі. Оскільки асоціативна машина має складну внутрішню топологію, то необхідно застосовувати метод, що комбінує в собі налаштування початкових параметрів мереж як на основі попередніх знань про елементи навчальної вибірки, так і з урахуванням можливостей способу випадкової ініціалізації ваг. Для рішення даної проблеми пропонується метод ініціалізації, заснований на застосуванні кооперативного імунного підходу. Даний спосіб ураховує структуру всієї вирішальної системи й дозволяє сформувати алгоритм налаштування параметрів

НМ перед навчанням таким чином, щоб при подальшій навчання і функціонуванні вся сукупність НМ діяла максимально ефективно.

Визначення числа проміжних шарів і числа елементів у них є важливим питанням при конструюванні нейронних мереж [23]. Кількість вхідних і вихідних елементів визначається умовами завдання. Після того, як визначено число шарів і число елементів (залежно від предметної області) у кожному з них, потрібно знайти значення для ваг і порогів мережі, які б мінімізували помилку прогнозу, що видає мережа. Для цього використовуються алгоритми навчання. Із застосуванням зібраних статистичних даних ваги й граничні значення автоматично коректуються з метою мінімізувати цю помилку. Цей процес являє собою адаптацію моделі, яка реалізується мережею, до наявних навчальних даних [17]. Помилка для конкретної конфігурації мережі визначається шляхом пропущення через мережу всіх наявних спостережень і порівняння реально видаваних вихідних значень із бажаними (цільовими) значеннями. Для застосування комплексу нейронних мереж у системах безпечної маршрутизації інформації необхідний алгоритм оптимізації параметрів нейронних мереж, який швидко сходиться за прийнятний час і формує експерта нейронної таким чином, щоб мінімізувати ймовірність помилкових рішень. Для цієї мети може бути використана множина різних алгоритмів навчання, що базуються на принципі мінімізації сумарної помилки розпізнавання [21].

Найбільш відомим і найчастіше застосовуваним для багат шарових нейронних мереж алгоритмом навчання є метод зворотного поширення помилки [15]. У роботі для навчання експерта на основі багат шарового перцептрона використовується саме цей метод.

1.5 Постановка задач дослідження

Виконати аналіз алгоритмів, які застосовуються для побудови оптимальних маршрутів просування інформації в телекомунікаційних мережах. Основний

недолік сучасних алгоритмів маршрутизації – втрата їх працездатності у випадку повного або часткової відсутності інформації про стан окремих каналів передачі.

Проаналізувати процес навчання нейронних мереж. Градієнтні алгоритми, які застосовуються як універсальні методи налаштування НМ для вирішення прикладних завдань, вимагають введення евристичних методів для адаптації до конкретних завдань.

Виявити особливості процесу ініціалізації початкового стану нейронних мереж. Оптимальне налаштування початкових параметрів нейронної мережі перед процедурою навчання дозволяє значно скоротити час навчання й перешкоджати влученню мережі в локальний мінімум.

Провести аналіз алгоритмів для об'єднання рішень, одержуваних від різних інтелектуальних структур. Особливості одержання подібного роду рішень вимагають попередньої оцінки компетентності експертів нейронної мережі з наступним одержанням фінального рішення на основі зроблених оцінок здатності мережі видавати адекватну реакцію на вхідні впливи .

Розробити програмні засоби для моделювання отриманих результатів.

2 ОПИС ПРОВЕДЕНИХ ТЕОРЕТИЧНИХ ДОСЛІДЖЕНЬ

2.1 Алгоритми навчання багат шарових нейромереж

При навчанні багат шарового персептрона методом зворотного поширення помилки необхідно задати множину векторів вхідних і бажаних вихідних сигналів [18]: $\{X_1, X_2, \dots, X_p\}$ і $\{D_1, D_2, \dots, D_p\}$ відповідно, де p - кількість елементів у навчальній множині. При функціонуванні мережі вектор X_q надходить на вхідні рецептори, на виході одержуємо вектор Y_q , де $q = 1, 2, \dots, p$ - номер пропонованого образу. Вихідний вектор мережі Y_q буде відрізнятися від відповідного вектора D_q . Помилкою мережі можна вважати відхилення отриманого вихідного вектора від бажаних значень: $E = D_q - Y_q$ для кожної пари значень вхід-вихід. Виконуючи налаштування вагових коефіцієнтів синаптичних зв'язків, проводиться мінімізація помилки, з якої мережа відтворює вихідну залежність із навчальної вибірки. Даний метод реалізує ітеративну процедуру навчання із двома проходами по мережі: прямим і зворотним, при яких відповідно обчислюються функціональні перетворення вектора вхідного сигналу й коректуються параметри вагових коефіцієнтів.

RBF мережі подібно багат шаровим ШНМ є універсальними апроксиматорами, але, тому що в них присутній тільки один нелінійний схований шар, а налаштовуються параметри лінійного вихідного шару, для їхнього навчання можуть бути використані стандартні процедури навчання [18].

Процес навчання мережі RBF з урахуванням обраного типу радіальної базисної функції зводиться [15]:

- до добору центрів і параметрів форми базисних функцій;
- до добору ваг нейронів вихідного шару.

Радіально-базисні нейронні мережі навчаються з використанням алгоритму, що мінімізує функціонал помилки:

$$E = \sum_{i=1}^p \left[\sum_{k=1}^m w_k \cdot f(\|x - c_k\|) - d_i \right]^2, \quad (2.1)$$

де p – кількість навчальних вибірок,

$d = (d_1, d_2, \dots, d_p)$ – вектор очікуваних значень.

Оптимальне налаштування центрів радіально-базисних функцій може бути проведено такими способами [20]:

- вибір фіксованих значень центрів, шляхом відбору певних екземплярів вхідних даних або на основі деякого імовірнісного закону;
- задана множина точок даних розбивається на кластери за допомогою алгоритму кластеризації [16], центри кластерів ухвалюються за центри радіально-базисних функцій;
- центри кластерів виступають як параметрів оптимізації нарівні з іншими параметрами радіально-базисних функцій.

Аналіз джерел [24] показав, що одним із часто застосовуваних методів, використовуваних для налаштування центрів радіально-базисних функцій, є застосування алгоритму кластеризації k – середніх. Згідно з даним алгоритмом центри нейронів схованого шару RBF мережі розташовуються в областях простору з максимальною концентрацією інформативних даних.

Для вибору параметрів ширини радіально-базисних функцій застосовують наступні варіанти [12]:

- параметр фіксований і вибирається заздалегідь;
- ширина радіально-базисної функції визначається на основі інформації про отримані кластери;
- параметр ширини розглядається, що як наструюється параметр i зазнає оптимізації.

Після початкового налаштування параметрів радіально-базисних функцій проводиться їхнє підстроювання, і налаштування вагових коефіцієнтів за допомогою градієнтного алгоритму навчання, який застосовується для налаштування ваг, центрів і ширин радіально-базисних функцій нейронів [17]:

$$w_k^t = w_k^{t-1} - \eta \cdot \frac{\partial E}{\partial w_k^{t-1}}, c_k^t = c_k^{t-1} - \beta \cdot \frac{\partial E}{\partial c_k^{t-1}}, \sigma_k^t = \sigma_k^{t-1} - \alpha \cdot \frac{\partial E}{\partial \sigma_k^{t-1}}, \quad (2.2)$$

де η, α, β – коефіцієнти навчання,

w, c, σ – ваги, що настроюються, центри й параметри ширини радіально-базисних функцій.

Основна проблема, що виникає при синтезі рекурентних мереж, зв'язана з забезпеченням їх стійкості, від якої залежить можливість вирішення поставленого завдання [21].

Крім схованого й вихідного шарів в мережі присутній шар зворотнього зв'язку, званий контекстним або шаром станів. Вихідні сигнали нейронів даного шару надходять на вхідний шар через елементи затримки. Оброблювана інформація зберігається протягом одного такту роботи. У якості універсального алгоритму для налаштування нейронної мережі Ельмана для вирішення великого класу завдань найбільш часто застосовується метод найшвидшого спуска, заснований на роботах Вільямса й Зипсера [8]. Для можливості застосовувати даний метод необхідно розраховувати градієнт цільової функції в поточний момент. Цільова функція – сума квадратів різниць між значеннями отриманих вихідних сигналів і очікуваними значеннями:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^p [y_i - d_i]^2 = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^p e_i^2, \quad (2.3)$$

де y_i - вихідний сигнал i -го нейрона,

d_i - бажаний вихідний сигнал i -го нейрона.

Розглянуті архітектури нейронних мереж найчастіше навчаються із застосуванням градієнтних методів. У методів даного типу є певні переваги [9]:

- для реалізації алгоритму навчання використовується інформація про обмежену кількість зв'язків поточного нейрона з іншими елементами мережі. Дана особливість дозволяє успішно розпаралелювати процес навчання;

- градієнтні алгоритми характеризуються високим ступенем схожості між собою – метод навчання легко відтворити для довільного числа шарів,

розмірності входів і виходів, функцій активації. Крім того, градієнтні алгоритми (наприклад, алгоритм зворотного поширення помилки) можна застосовувати разом з різними градієнтними методами оптимізації: методом найшвидшого спуска, сполучених напрямків, методом Ньютона та ін.

Алгоритми зворотного поширення помилки мають ефективний механізм обчислення градієнтів, який вимагає меншого числа операцій у порівнянні із прямим обчисленням градієнта.

При вирішенні складних завдань може виникнути ситуація, коли спроби одержати прийнятне рішення або необхідну якість апроксимуючої залежності, навіть при використанні різних алгоритмів, що паралельно обробляють і вирішальних ту саму завдання, не дають результатів [10]. У цьому випадку об'єднання декількох алгоритмів у композицію дозволяє розв'язати поставлене завдання. При вирішенні завдань за допомогою методів, побудованих на застосуванні декількох нейронних мереж – ансамблів, вхідні дані обробляються за допомогою декількох НМ. При вирішенні складних завдань класифікації, регресії, прогнозування часто виявляється, що жоден з алгоритмів не забезпечує бажаного якості відновлення залежності. У таких випадках необхідно будувати композиції алгоритмів, у яких помилки окремих алгоритмів взаємно компенсуються [19].

2.2 Алгоритми, що містять складні внутрішні залежності

Обчислювальні завдання, що містять складні внутрішні залежності, можуть бути вирішені за допомогою їх розбивки на множину невеликих іпростих завдань із наступним об'єднанням отриманих рішень. При навчанні із учителем обчислювальна простота досягається за рахунок розподілу завдання навчання серед множин експертів, які, у свою чергу, розбивають вхідний простір на множина підпросторів. Комбінацію таких експертів, у випадку, коли в якості експертів застосовуються штучні нейронні мережі, називають комітетом

нейронних мереж (асоціативною машиною). Даний механізм робить інтеграцію знань, накопичених експертами, у загальне рішення, яке має пріоритет над кожним рішенням окремого експерта. Вважається, що рішення експертів, отримані на основі обробки даних, пов'язаних з розв'язуванням завданням, дозволяють одержати рішення необхідної якості.

Якщо рішення виходить від множини експертів, то в процесі його формування необхідно відповісти на низку питань [13]:

- висновки експертів можуть суперечити один одному – як скомбінувати кілька експертних оцінок окремих експертів для одержання вірного рішення;
- як оцінити величину довіри експерту нейронної мережі – нейронні мережі можуть бути навчені за допомогою різних алгоритмів: базованих на принципах еволюції – імунний і генетичний алгоритми, алгоритм зворотного поширення помилки, стохастичні алгоритми оптимізації [15].

Крім процедури навчання необхідно сформувати оптимальну структуру мережі: визначити кількість нейронів і топологію зв'язків між ними, обрати функцію активації, визначитися з необхідністю зворотних зв'язків [21]. Якщо експерти нейронної мережі будуть налаштовані невірно (наприклад, наявність надлишкових ваг приводить до зниження якості узагальнення, тому що в процесі функціонування нейронної мережі вони можуть ухвалювати довільні значення, а також приводять до необхідності більшого числа ітерацій алгоритмів навчання), то буде отримане рішення, що базується на думці некомпетентного експерта.

Метод посилення є другим способом реалізації класу «статичних» асоціативних машин [12]. У комітетах нейронних мереж, заснованих на усередненні по ансамблю, усі експерти навчаються на тій самій множині даних. Мережі відрізняються друг від друга тільки вибором вихідного стану: початковим значенням вагових коефіцієнтів, порогів, коефіцієнтів швидкості навчання та ін. На противагу цьому, мережі-експерти, що працюють на основі методу посилення, навчаються на прикладах, що належать зовсім різним розподілам. Даний метод побудови асоціативних машин може бути застосований для збільшення продуктивності будь-якого алгоритму.

У порівнянні з попереднім алгоритмом метод посилення являє собою більш складну процедуру. У методі усереднення по ансамблю моделі можуть бути побудовані паралельно й незалежно друг від друга. У методі посилення кожна нова модель експерта синтезується на основі результатів раніше побудованих, у результаті моделі створюються послідовно.

При використанні посилення за рахунок фільтрації асоціативна машина складається з K експертів. Алгоритм, що використовується для такого навчання, називають алгоритмом посилення. При цьому експерти довільно маркуються як G_1, G_2, \dots, G_K . Вони навчаються окремо по наступній стратегії [3]:

- перший експерт навчається на множині, що полягає з N_1 прикладів;
- навчений перший експерт використовується для фільтрації другої множини прикладів;
- після навчання другого експерта множина прикладів навчання для наступного експерта формується по нижчеподаному алгоритму:
- новий приклад подається на входи першого й другого експертів, якщо експерти видають однаковий вихідний сигнал, то приклад відхиляється, якщо висновки експертів нейронної мережі різні, то даний зразок вибірки використовується для навчання наступного експерта.

Алгоритм продовжує роботу, доки не буде відфільтровано усю множину з N_l прикладів. Отримана множина прикладів потім використовується для навчання третього експерта.

Після закінчення навчання останнього експерта нейронної мережі на відфільтрованій множині прикладів процес навчання всього комітету вважається завершеним.

Другий спосіб організації методу посилення базується на використанні підвбірок. Замість витягу вибірок з вихідної множини даних застосовується зважування прикладів. Ваговий коефіцієнт кожного прикладу встановлюється відповідно до його впливу на процес навчання експерта. На кожній ітерації роботи алгоритму вага змінюється таким чином, щоб характеризувати

ефективність даного експерта нейронної мережі. Загальна схема формування множини експертів показано на рис. 2.1.

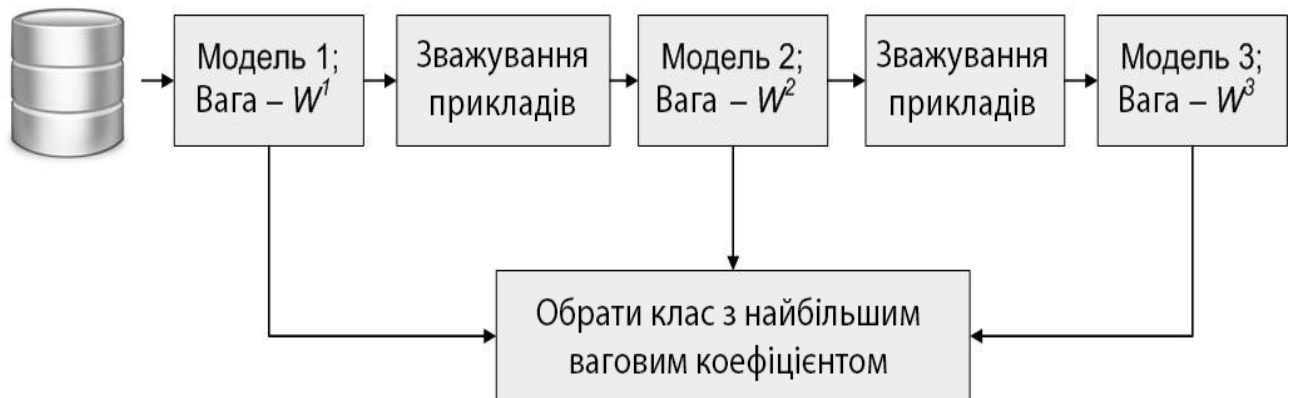


Рисунок 2.1 – Схема формування множини експертів

Результати експериментів показали, що якщо помилка окремого експерта ϵ завжди менше 0,5, то значення помилки підсумкового експерта прагне до 0 по експоненті при збільшенні числа ітерацій. Таким чином, даний алгоритм посилення дозволяє підсилити узагальнюючу здатність фінального експерта G_f , який виходить точніше, чим окремі експерти й менше підданий впливу шумових складових даних.

До основних недоліків методу посилення можна віднести наступні:

- для успішної реалізації алгоритму потрібна велика кількість прикладів навчальної вибірки;
- побудова системи експертів зводиться до жадібного додавання нових базових нейронних мереж, що може приводити до побудови неефективних структур нейронних мереж, на підтримку й навчання яких будуть потрібні значні обчислювальні ресурси;
- у процесі функціонування алгоритму посилення відбувається виключення різних частин первісної вибірки із процесу навчання, що приводить до виродження навчальної вибірки, на якій будуються останні моделі.

Стекінг звичайно не використовується в тих випадках, коли базові алгоритми прийняття рішень базуються на одному принципі, тому в якості експертів нейронної мережі необхідно застосовувати різні нейронні мережі: багатошаровий перцептрон, мережа Хопфілда, сігма-пі мережа, спайкові нейронні мережі та ін. Коли є кілька алгоритмів, що ухвалюють рішення, звичайна процедура полягає у визначенні компетентності кожного алгоритму й виборі кращого з них, який і буде використовуватися для прийняття рішень. На відміну від даного підходу в стекінгу використовується концепція мета навчання, яка є альтернативою процедурі голосування. Структурну схему алгоритму стекінгу показано на рис. 2.2.

Усі базові експерти (у даному контексті роботи представлені нейронними мережами різної конфігурації й архітектури) утворюють рівень *A*. На вхід мета моделі (рівень *B*) подаються результати з виходів базових моделей. Процес триває доти, поки не буде виконана умова припинення роботи алгоритму: досягнення заданої точності, використання всіх можливих обчислювальних ресурсів та ін.

До основних недоліків моделі стекінгу можна віднести наступні:

- складність теоретичного аналізу через множина послідовно формованих моделей;
- можливе розростання рівнів мета моделі, що може привести до швидкого скорочення обчислювальних ресурсів.

Наступний спосіб об'єднання думок експертів ставиться до стохастичних методів [10]. Базові алгоритми налаштовуються незалежно один від одного на випадково обраних підмножинах навчальної вибірки. Формування підвбірок проводиться випадково, тому деякі приклади можуть бути присутнім декілька раз, а інші жодного разу. Потім на основі кожної підмножини навчальної вибірки проводиться побудова експерта нейронної мережі. Результати функціонування отриманих алгоритмів поєднуються в композицію за допомогою простого або зваженого голосування.

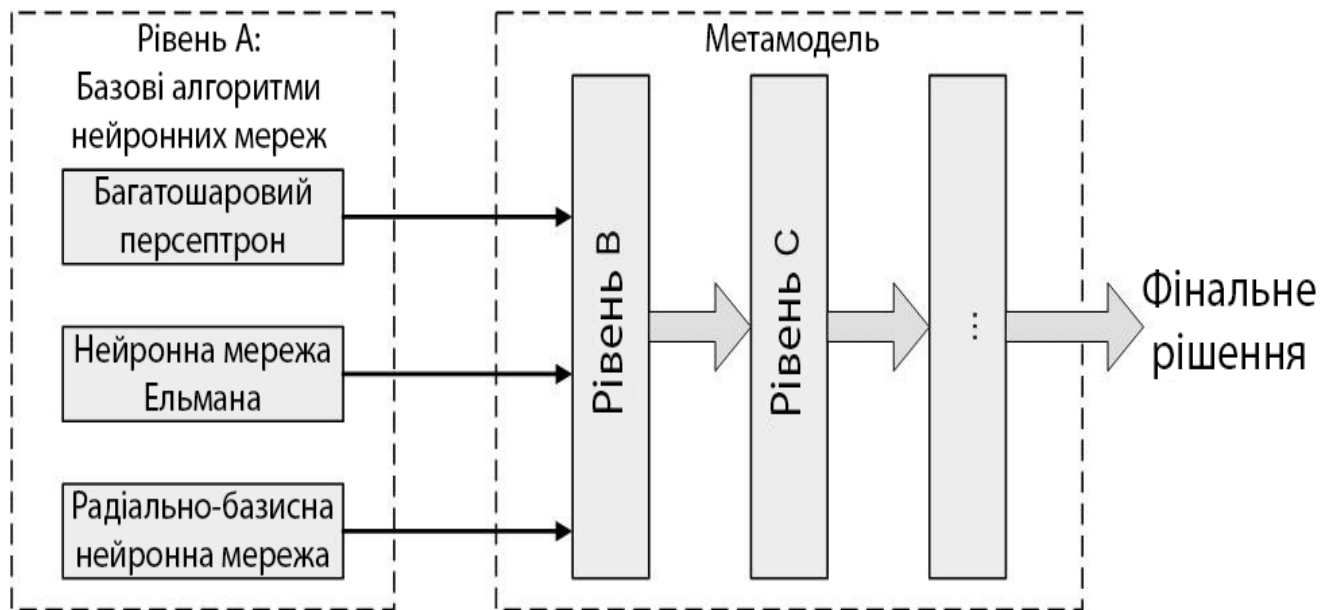


Рисунок 2.2 – Структурна схема стекінгу

В основі роботи бегінгу – технологія «збурювання й комбінування», заснована на тому, що навіть невеликі зміни в навчальній множині здатні сформувати трохи абсолютно різних моделей нейронної мережі. Вданому випадку нестійкість моделей застосовується для створення ансамблів. Під «збурюванням» розуміється процес внесення випадкових змін у компоненти навчальної вибірки з метою подальшого синтезу декількох альтернативних моделей, заснованих на змінених даних.

Схема бегінгу представлено на рис. 2.3.

До недоліків методу можна віднести наступні:

- додаткові обчислювальні витрати, пов'язані з необхідністю формувати велику кількість підмножин навчальної вибірки;
- підмножини прикладів відрізняються один від одного, але не є незалежними, оскільки всі вони засновані на тій самій множині;
- для роботи алгоритму необхідна велика множина даних для налаштування й навчання.

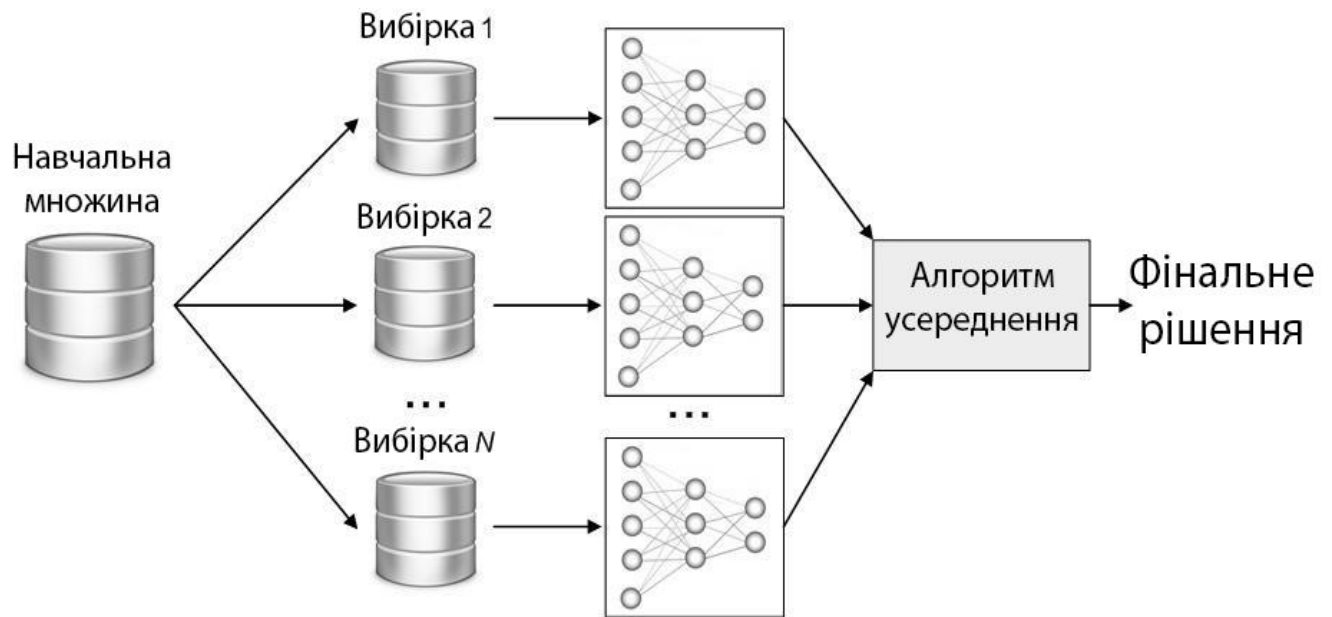


Рисунок 2.3 – Структурна схема процедури бегінгу

Розглянуто наступний механізм об'єднання сигналів з множини нейронних мереж – змішання думок експертів. Конфігурація мережі, показану на рис. 2.4 зветься змішанням думок експертів і складається з Q модулів, які навчають із учителем та званих експертами. Експерти будуються на основі припущення, що кожний експерт налаштований на вирішення завдання в певній області простору. Елемент, що інтегрує рішення, зветься мережа шлюзу. Мережа шлюзу визначає експерта, який зможе оптимально виконати обробку заданого вхідного впливу.

Нейрони мережі шлюзу є нелінійними та їх функція активації може бути описана в такий спосіб:

$$g_k = \frac{\exp(uk)}{\sum_{j=1}^Q \exp(uj)}, k = 1, \dots, Q, \quad (2.4)$$

де uk – результат скалярного добутку вхідного вектора x і вектора синаптичних ваг нейрона мережі шлюзу aki ($i = 1, \dots, m$, m – розмірність вектора вхідного сигналу) .

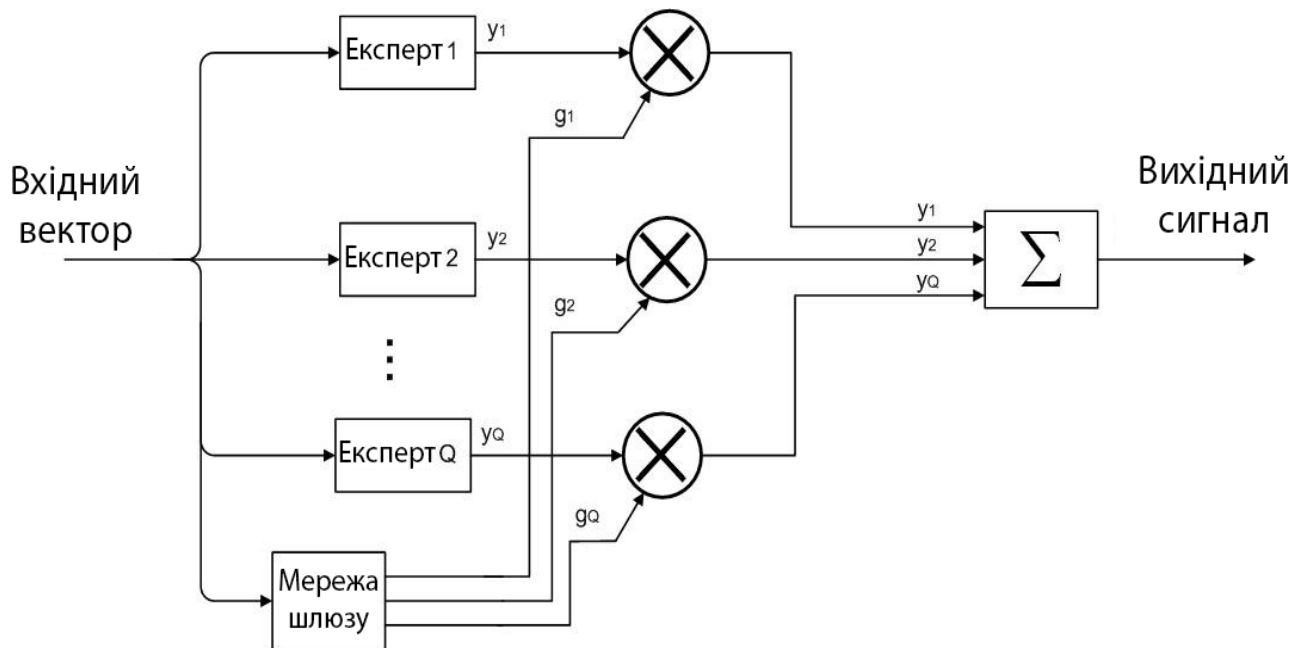


Рисунок 2.4 – Блокова діаграма моделі змішання думок експертів

У результаті дане експонентне перетворення – узагальнення логістичної функції для декількох входів. Мережа шлюзу видає значення ймовірності, які показують якому експертові на обробку необхідно відправити даний вхідний вплив для одержання бажаного результату.

Асоціативна машина може бути спроектована й для двох рівнів ієрархії. Модель, представлена на рис. 2.5, має два рівні ієрархії. Інформаційна структура робить розбиття вхідного простору на множина вкладених підпросторів, і інформація розподіляється між експертами під керуванням декількох мереж шлюзів, що являють собою складну ієрархічну структуру.

До недоліків роботи алгоритму можна віднести наступні:

- алгоритм вимогливий до обчислювальних ресурсів при розбивці вхідного простору на регіони – стає можливим створення великої кількості областей, що приведе до зайвої кластеризації простору й створить більшу групу базових експертів;

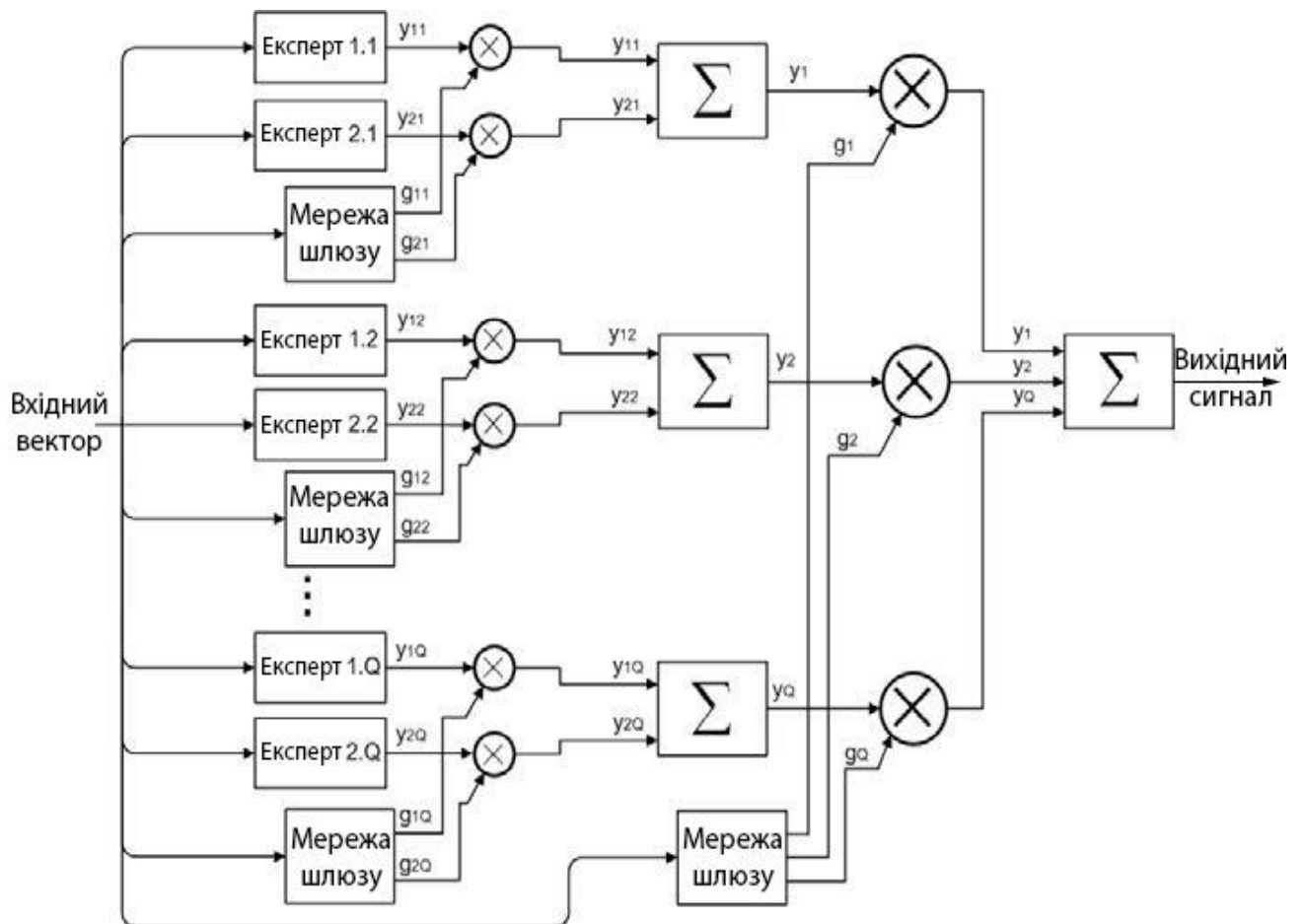


Рисунок 2.5 – Ієрархічне змішання думок експертів

Складність процедури навчання й налаштування ієрархічної моделі. Найчастіше застосовують процес навчання на основі стохастичного градієнта. Даний метод заснований на настроюванні вагових коефіцієнтів експерта, мережі шлюзу першого й другого рівня, що приводить до складного алгоритму комплексної оптимізації всієї машини нейронної мережі.

3 АНАЛІЗ РЕЗУЛЬТАТІВ ДОСЛІДЖЕНЬ

3.1 Проектування алгоритмів навчання експертів

При вирішенні складних завдань може виникнути ситуація, коли спроби одержати прийнятне рішення навіть при використанні різних алгоритмів, що паралельно обробляють одне завдання, не дають результатів. У цьому випадку об'єднання декількох алгоритмів у композицію дозволяє знайти рішення поставленого завдання [14]. При рішенні завдань за допомогою методів нейронної мережі, побудованих на застосуванні множині нейронних мереж – ансамблів, вхідні дані обробляються за допомогою декількох НМ [10]. У даній роботі багат шаровий перцептрон поєднувався в ансамбль нейронних мереж разом з радіально-базисною нейронною мережею й рекурентною мережею Ельмана. Навчання кожної нейронної мережі проводилося із застосуванням градієнтних методів із застосуванням комбінованих евристик.

Ансамбль для рішення завдання розпізнавання образів складався із трьох нейронних мереж. Багат шаровий перцептрон навчався з використанням алгоритму зворотного поширення помилки з модифікацією на основі алгоритму випадкового пошуку зі змінним кроком. При навчанні радіально – базисної нейронної мережі застосовувався градієнтний алгоритм навчання, але модифікований евристикою, в основі якої лежить алгоритм на основі методу, що попереджає пошуку. Навчання третьої НС проводилося з використанням градієнтного методу найшвидшого спуска з евристикою на основі методу комплексів.

Перед виконанням процедури навчання всіх експертів нейронної мережі необхідно спроектувати їхню архітектуру, тобто здійснити правильний вибір кількості шарів і елементів у кожному шарі. Кількість нейронів у вхідному й вихідному шарах усіх експертів нейронної мережі визначається умовами розв'язуваного завдання. Кількість схованих шарів необхідно обирати залежно від того, наскільки складну залежність мережа повинна відтворити [8]. Для експерта,

представленого багат шаровим персептроном, ґрунтуючись на складності розв'язуваного завдання, було обрано три сховані шари. У радіально-базисній нейронній мережі, як і в стандартній моделі, був застосований тільки один схований шар, що полягає з радіально-базисних нейронів. У рекурентній мережі Ельмана був використаний тільки один шар схованих нейронів.

Після визначення кількості шарів необхідно правильно підібрати кількість нейронів у схованих шарах, число яких прямо не визначається вихідними даними розв'язуваного завдання. Метод спрощення структури мережі [21] у даній роботі застосовувати недоцільно, тому що мережі функціонують у складі комітету. Ініціалізація обчислювальних структур нейронної мережі, що володіють ресурсами, що значно перевищують потреби обчислювального завдання, приводить до трудомістких експериментів. Для вирішення даної проблеми, кожний експерт нейронної мережі на початковому етапі роботи всієї асоціативної машини має мінімальну кількість нейронів у схованих шарах (для багат шарового персептрона первісне число нейронів у схованих шарах – 5, для RBF мережі визначалося процедурою кластеризації методом k -середніх, для нейронної мережі Ельмана – 4 нейрона). Після попереднього визначення архітектури всіх мереж, проводилося поступове додавання нейронів у сховані шари мережі до досягнення необхідної мінімально середньоквадратичної помилки навчання.

Визначивши топологію нейронних мереж, застосовують методи навчання. Алгоритми навчання мереж, засновані на градієнтному підході, застосовуються доти, поки різниця помилок навчання для двох сусідніх ітерацій була більше деякого порога, якщо величина зміни помилки опускалася нижче заданого порога, то застосовувалася евристика. Імовірність застосування евристики зменшувалася в міру розвитку процесу навчання мережі, щоб на початковому етапі навчання перешкоджати влученню в локальний мінімум і дати можливість більш детального налаштування параметрів мережі на завершальних етапах [20].

Розглянемо алгоритм навчання багат шарового персептрона, модифікований методом випадкового пошуку (рис. 3.1):

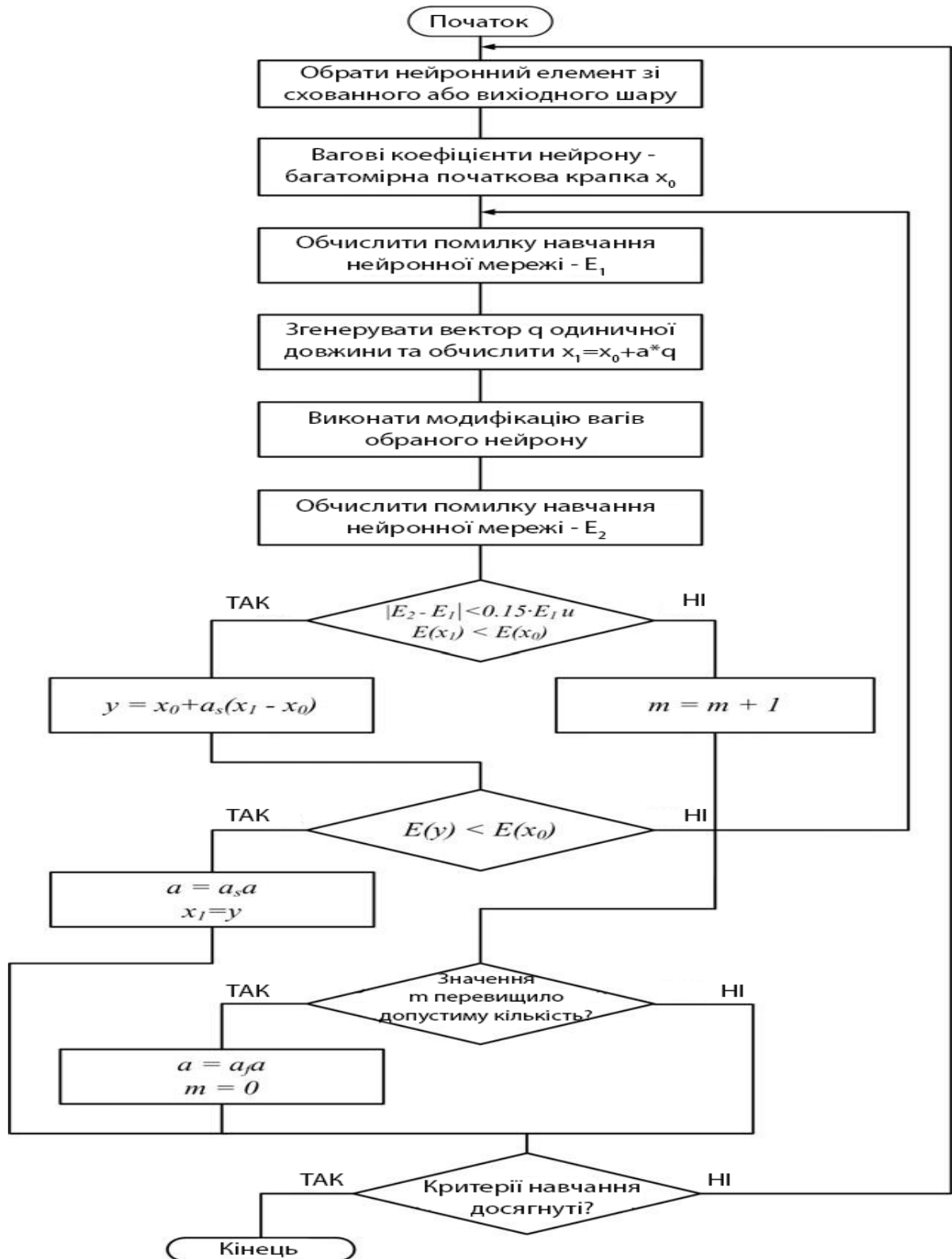


Рисунок 3.1 – Алгоритм навчання із застосуванням евристичної процедури для багатошарового персептрона

Обрати нейронний елемент зі схованого або вихідного шару нейронної мережі. Ваги даного нейрона розглядаємо як багатомірну початкову крапку x_0 із

числом компонентів $i = 0, 1, 2, \dots, N$, рівним кількості ваг, що входять в обраний нейрон. Починаємо $F_{\min} = f(x_0)$, де F_{\min} – помилка навчання НС, $f(\cdot)$ – помилка навчання НМ після підстановки нового значення.

Одержати випадковий вектор q одиничної довжини й обчислити $x_1 = x_0 + a \cdot q$, де a – величина шагу.

Якщо при підстановці x_1 помилка навчання НМ змінилася не більше ніж на 15% і $f(x_1) < f(x_0)$, то обчислити $y = x_0 + as(x_1 - x_0)$, де as – параметр збільшення довжини кроку, і перейти до кроку 4. А якщо ні, то прийняти $m = m + 1$ і перейти до кроку 5 (m – кількість ітерацій, які не дали зменшення функції помилки НС).

Якщо y – припустима крапка (умова допустимості з пункту 3) і $f(y) < f(x_0)$, то $a = asa$, $x_1 = y$ і перейти до кроку 6. А якщо ні, то відразу перейти до кроку 2.

Якщо m перевищило максимально припустиме число ітерацій, то виконати зміна кроку $a = afa$ (af – коефіцієнт зменшення довжини кроку), прийняти $m = 0$ і перейти до кроку 6. А якщо ні, то відразу виконати перехід до кроку 6. Якщо досягнута необхідна помилка навчання багат шарового перцептрона, то зупинка алгоритму, а якщо ні, то перейти до кроку 1.

Обрати нейронний елемент зі схованого або вихідного шару нейронної мережі. Ваги даного нейрона розглядаємо як багатомірну початкову крапку x_0 із числом компонентів $i = 0, 1, 2, \dots, N$, рівним кількості ваг, що входять в обраний нейрон. Починаємо $F_{\min} = f(x_0)$, де F_{\min} – помилка навчання НС.

3.2 Розробка комбінованого алгоритму пошуку, що попереджає

По кожному i -му компоненту, що входить в обрану крапку, провести оптимізацію, зафіксувавши інші. Обрати випадковим образом можливі значення незафіксованої i -ї компоненти для утворення r припустимих комбінацій вагових коефіцієнтів, так щоб в обраних комбінаціях помилка навчання НС була менше,

чим в x_0 . Якщо цього досягти не вдалося, повторити крок 2 для наступної $i+1$ компоненти.

Визначити найкраще з r знайдених комбінацій вагових коефіцієнтів, покласти значення мінімальної помилки навчання рівне Fr .

Зробити пошук, що попереджає. Для кожної із припустимої комбінації вагових коефіцієнтів, знайдених на кроці 2(a), провести випадковий вибір одного з r можливих значень наступної $i+1$ компоненти, якщо припустити, що вона не зафіксована. Обрати найкращу зі знайдених комбінацій і зафіксувати значення компонента i як оптимальне.

Якщо $i = N$, перейти до кроку 3. А якщо ні, то виконати крок 2 для компонента $(i+1)$.

Провести випадковий пошук для визначення найкращого значення змінної N при фіксованих значеннях інших змінних. Знайдену крапку прийняти за нову базову крапку x_0 , а помилку навчання при підстановці комбінації знайдених ваг з базової крапки за F_{min} . Перейти до кроку 2 з $i = 1$, якщо не виконані умови закінчення обчислень.

Виконано розробку комбінованого евристичного алгоритму на основі методу комплексів, модифікованого для можливості його застосування при навчанні нейронної мережі (рис. 3.3):

Обрати нейронний елемент зі схованого або вихідного шару нейронної мережі. На основі вагових коефіцієнтів будуємо комплекс, що полягає з P припустимих передбачуваних значень вагових коефіцієнтів. Кількість передбачуваних значень у комплексі залежить від числа вагових коефіцієнтів k в обраному нейроні й визначається за формулою:

$$P = \text{ceiling}((\log(0,75k))^{-3} + e^{\log(0,2k)}) \quad (3.1)$$

Розроблений комбінований евристичний алгоритм пошуку, що попереджає, більш докладно (рис. 3.2):

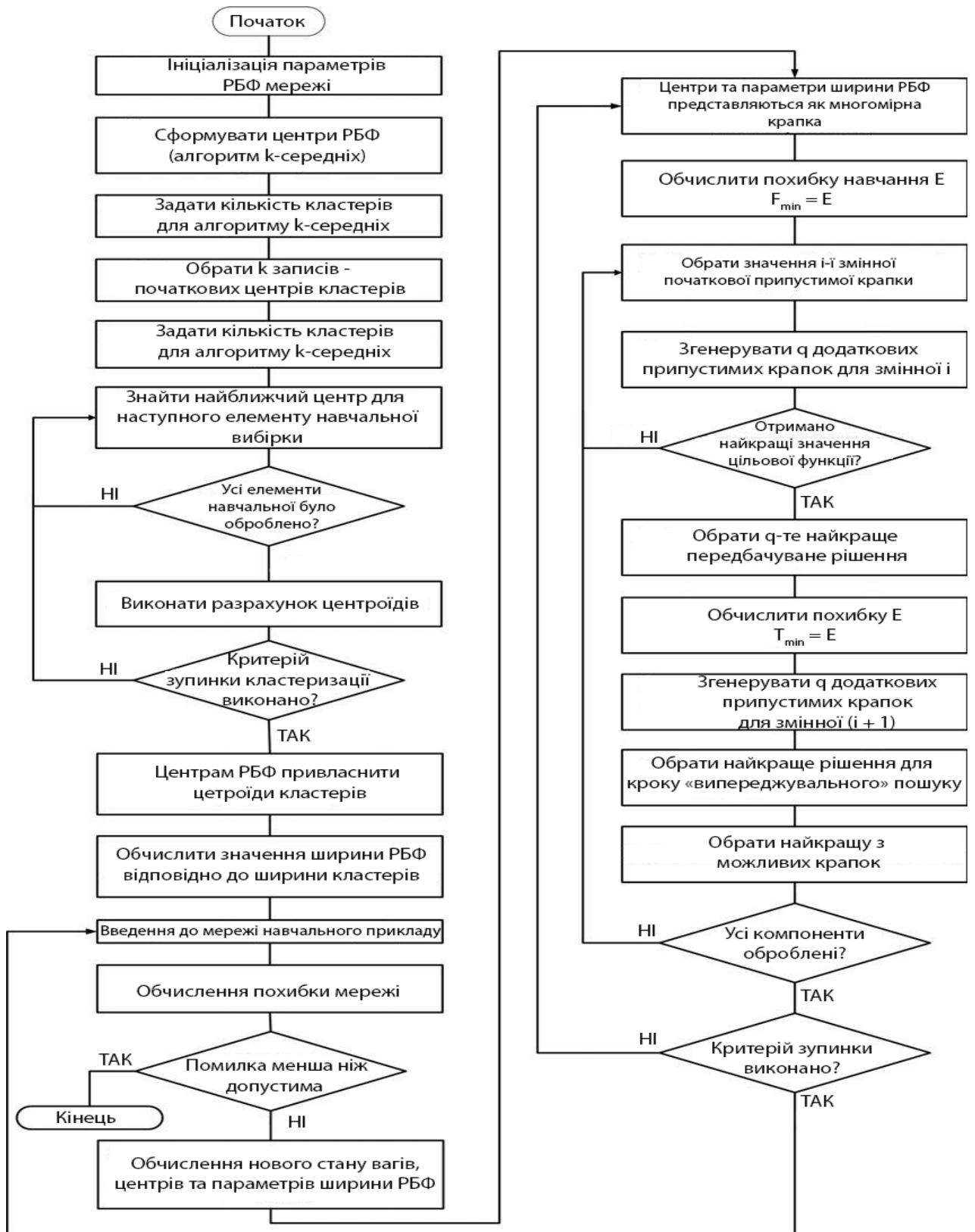


Рисунок 3.2 – Алгоритм навчання із застосуванням евристичної процедури для RBF

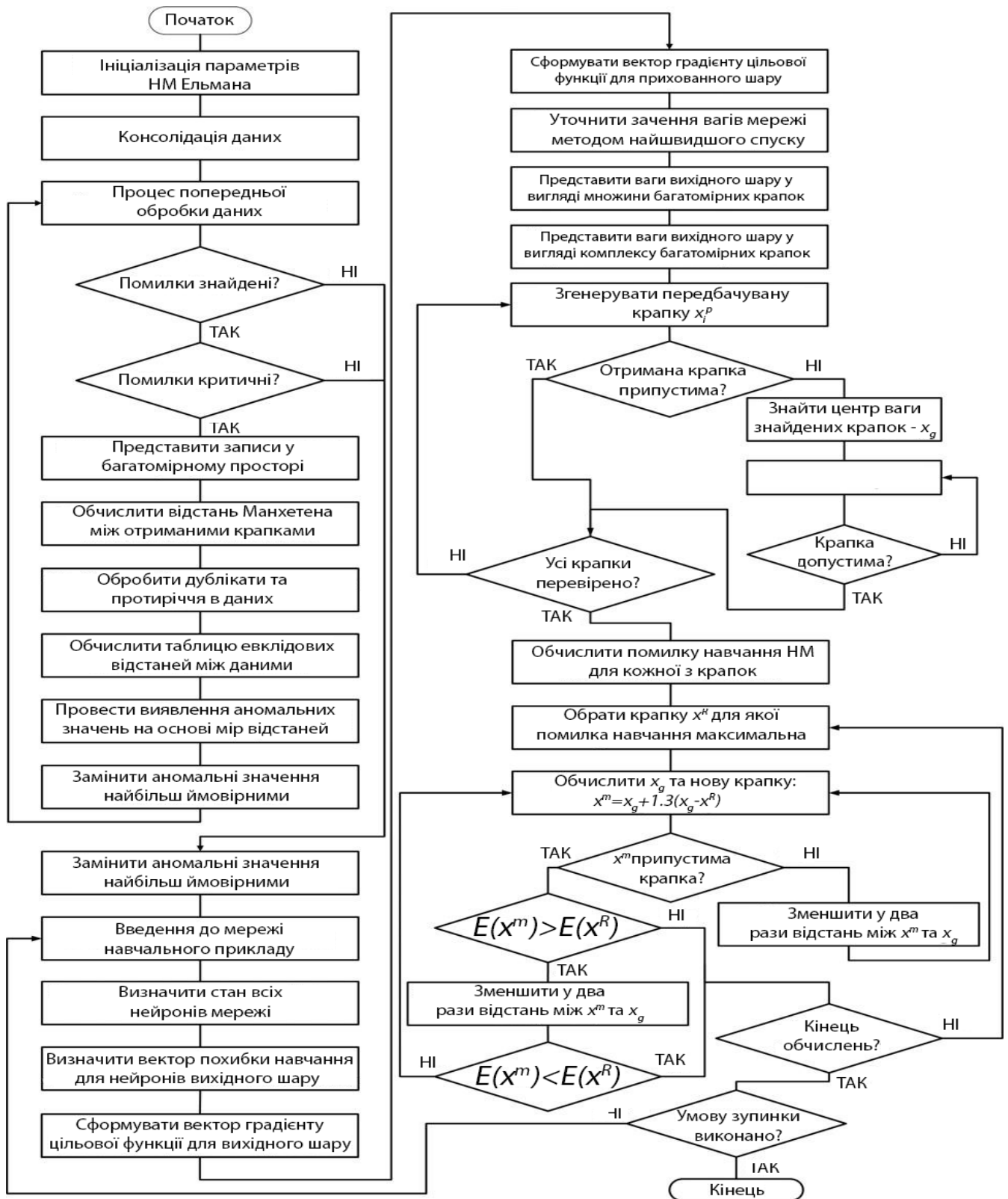


Рисунок 3.3 – Алгоритм навчання із застосуванням евристичної процедури для нейронної мережі Ельмана

де $\text{ceiling}(v)$ – функція, що повертає найменше ціле число, яке не менше ніж v , представлене у вигляді значення із плаваючою крапкою.

З аналізу формули, що чим більше кількість вагових коефіцієнтів у обраного нейронного елемента, тим менше передбачуваних припустимих значень вагових коефіцієнтів буде згенеровано. Дана процедура необхідна для запобігання зростанню обчислювальної складності алгоритму при збільшенні числа нейронів у топології нейронної мережі. У роботі передбачуване значення вагового коефіцієнта вважається припустимим, якщо при його підстановці в нейронну мережу помилка навчання зміниться не більше ніж на 15%. Для кожної крапки $p = 0, 1, 2, \dots, P$ необхідно виконати наступні дії: випадковим образом визначаємо припустимі передбачувані значення вагових коефіцієнтів x^r . якщо отримані неприпустимі значення, знайти центр ваги \bar{x} зведених значень вагових коефіцієнтів і виконати перетворення для кожного компонента передбачуваних значень вагових коефіцієнтів:

$$x^r = x^r + 0,5 \cdot (\bar{x} - x^r) \quad (3.2)$$

- повторювати процедуру доти, поки крапка не стане припустимою;
- повторити для всіх інших передбачуваних вагових коефіцієнтів.

Виконати відбиття комплексу: обрати передбачувані припустимі значення вагових коефіцієнтів для даного нейронного елемента, для яких при підстановці в нейронну мережу помилка навчання буде максимальною:

$$f(x^R) = \max(f(x^r)) = F_{\text{макс}} \quad (3.3)$$

- знайти центр ваги і нові значення за формулою

$$x^m = \bar{x} + \beta(\bar{x} - x^r) \quad , \quad (3.4)$$

де β – параметр, який завдає відстань відбиття.

Якщо на попередньому етапі отримана припустима комбінація й $f(x^m)$ більше, то необхідно зменшити у два рази відстань між поточною крапкою й центром ваги й продовжити пошук. Якщо отримана комбінація припустима й помилка навчання менше $F_{\text{макс}}$, то перейти до кроку 3. Якщо на попередньому

етапі отримана неприпустима комбінація, то необхідно зменшити у два рази відстань до центру ваги й продовжувати доти, поки комбінація не стане припустимою.

Якщо досягнуті критерії якості навчання, то припинити пошук і продовжити навчання за допомогою методу зворотного поширення помилки.

3.3 Структурна схема розроблювальної системи

Основний підхід для рішення завдань, що важко формалізувати (завдання безпечної маршрутизації інформації), базується на застосуванні множини експертів нейронної мережі – сукупності нейронних мереж різної архітектури з механізмом об'єднання рішень (асоціативна машина) [15]. На рис. 3.4 представлено загальну структурну схему розроблювальної системи.

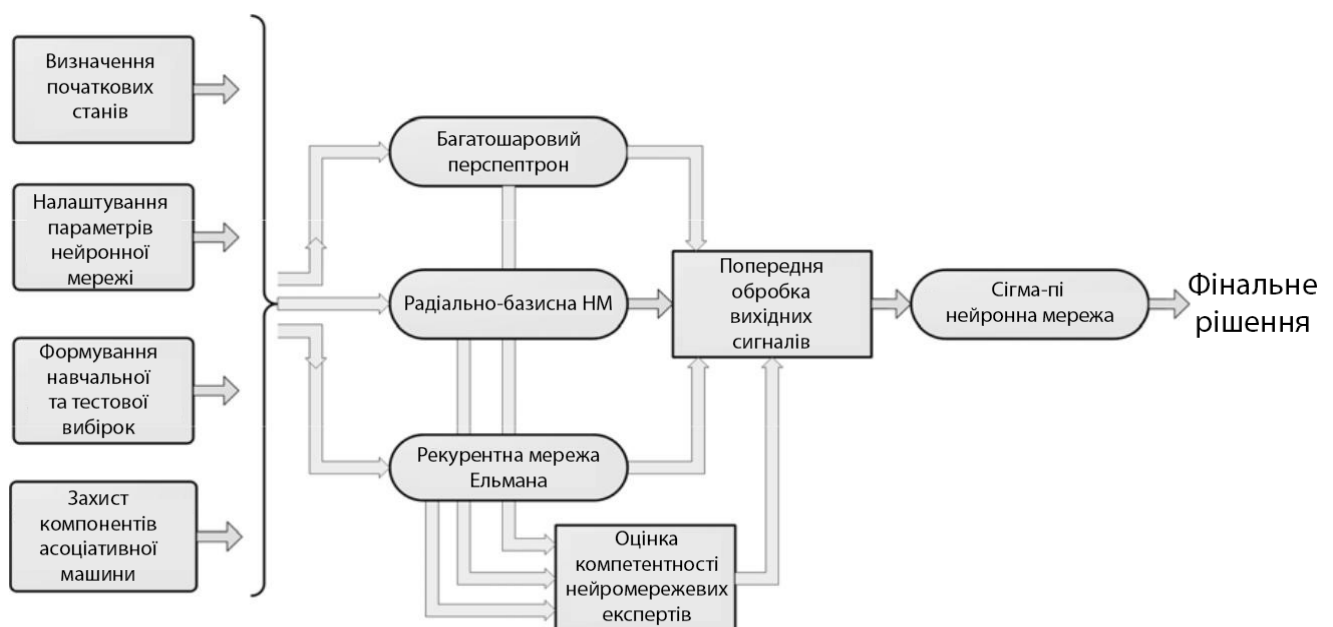


Рисунок 3.4 – Структурна схема комітету експертів

Для можливості функціонування системи необхідно підготувати й систематизувати дані, на основі яких проводиться навчання окремих компонентів

системи нейронної мережі. Блок формування навчальної й тестової вибірки дозволяє одержати структуровані дані, що відбивають окремі факти предметної області. Інформація для навчання НМ повинна бути певним чином упорядкована й організована з метою забезпечення можливості її подальшої обробки за допомогою технологій нейронних мереж. Цей етап роботи алгоритму є найбільш важливим, тому що він необхідний для отримання сукупністю нейронних мереж здатності до узагальнення. У роботі розроблений алгоритм аналізу каналів передачі інформації й спосіб одержання даних для формування навчальної й тестової множин асоціативної машини.

Блок визначення початкових станів формує значення параметрів усієї системи перед початком її навчання. Якщо навчальні системи, що налаштовують змінні, формувати таким чином, щоб вони були наближені до оптимальних значень, то процедура навчання буде зведена до «підстроювання» моделі. Синтез оптимального алгоритму ініціалізації значно скоротить час навчання експертів нейронної мережі. У якості алгоритму початкової установки параметрів був розроблений кооперативний імунний алгоритм із генерацією рішень (штучних антитіл) на основі процедури генетичного пошуку.

Блок налаштування параметрів нейронних мереж виконує адаптацію компонентів нейронної мережі для рішення поставленого завдання. У роботі процедура навчання виконувалась для всіх нейронних мереж за допомогою алгоритмів, адаптованих до їхніх архітектур. Для налаштування нейронних мереж, що є експертами, застосовувалися градієнтні алгоритми, але модифіковані розробленими евристичними методами, які дозволяють підвищити ефективність процесу навчання. Для навчання фінального експерта (сигма - пі нейронна мережа) був розроблений комплекс алгоритмів випадкового пошуку.

Блок захисту компонентів асоціативної машини являє собою генератор випадкових чисел нейронної мережі, побудований на основі сукупності нейронних мереж Хопфілда. Разом з розробленим джерелом ентропії стає можливим одержання послідовності чисел, характеристики якої наближаються до випадкових. Для забезпечення нормального функціонування системи

застосовуються алгоритми, для роботи яких необхідна множина випадкових чисел. Застосування даного блоку дозволяє зробити процес налаштування компонентів системи непередбачуваними, що розвиваються по випадковому напрямкові. У результаті, стан системи важко передбачити в певний момент часу, що дозволяє захистити систему від небажаного впливу.

Блок оцінки компетентності експертів нейронної мережі виконує оцінку експерта нейронної мережі вирішувати задане завдання. На основі аналізу графіка середньоквадратичної помилки й параметрів організації топології нейронної мережі нечітка підсистема видає коефіцієнт, що показує ступінь компетентності нейронної мережі для вирішення завдання. Блок попередньої обробки вихідних сигналів на основі отриманого коефіцієнта компетентності від попереднього блоку виконує придушення вихідного сигналу нейронної мережі пропорційно ступеню її компетентності. Механізм придушення сигналу засновано на використанні трьох модифікованих нейронів: Фукусіми, квадратичного нейрона, N – адаліни.

На основі аналізу вихідних сигналів нейронів фінальна мережа видає рішення всього ансамблю нейронних мереж.

3.4 Розробка алгоритму забезпечення безпеки системи

В роботі застосовуються алгоритми, для нормального функціонування яких необхідно постійно формувати послідовності псевдовипадкових чисел: в алгоритмах оптимізації методів, що базуються на застосуванні, еволюційного моделювання, таких, як генетичний і імунний алгоритм оптимізації, необхідно вибирати точки кросинговера й мутації для одержання нового рішення, у градієнтних алгоритмах, застосовуваних для налаштування нейронних мереж, потрібно вибирати початкові стани вагових коефіцієнтів, порогів, параметри функцій активації, псевдовипадкові числа застосовуються для генерації

початкових станів систем, для визначення випадкового напрямку пошуку і т.д. Ансамбль нейронних мереж, використовуваний у даній роботі, містить у собі множина параметрів, стану яких перед початком роботи системи бажане визначати випадковим образом. Це необхідно для забезпечення безпеки самої системи, тому що необхідно, щоб у довільні моменти часу комітет з множини експертів, представлений нейронними мережами, перебував у випадковому стані, який важко спрогнозувати. Такі методи генерації псевдовипадкових чисел, як лінійні конгруентні генератори, зсувні регістри з лінійним зворотним зв'язком, адитивний генератор чисел мають лінійну алгебраїчну структуру, що дозволяє розкрити механізм генерації чисел. Існує можливість обчислення полінома, що породжує його початкових станів, який генерує числа даної послідовності, на основі інформації, одержуваної при спостереженні чисел, що генеруються. Це може бути здійснено шляхом рішення системи лінійних рівнянь, які повністю визначені після спостереження $(2n-1)$ бітів послідовності, де n – число невідомих. Для виключення проблеми лінійності необхідно використовувати нелінійні методи генерації випадкових чисел з надійним джерелом ентропії. Розглянемо структурну схему розробленого в даній роботі генератора випадкових чисел.

Інформаційна ентропія — захід хаотичності інформації. Джерела ентропії використовуються для нагромадження ентропії й одержання з неї початкового значення, яке буде використано генератором випадкових чисел для формування чисел. Створення надійного джерела ентропії дозволить генератору робити послідовність близьку до випадкової, тому що усувається недолік генератора псевдовипадкових чисел, що використовує один раз для процесу ініціалізації випадкову величину. Якщо використовувати для генератора якісні випадкові величини, то видані їм послідовності будуть наближатися до випадкових. Джерела ентропії залежать від реалізації. При нагромадженні необхідної кількості ентропії, його можна використовувати для створення початкового значення. В основі фізичного джерела ентропії можуть лежати різні процеси: тепловий шум (або шум Джонсона), джерело радіоактивного розпаду, генератор вільних коливань. Це дозволяє сформулювати вектори, необхідні для налаштування

генератора випадкових чисел. У даній роботі в якості такого генератора була використана структура, що полягає з нейронних мереж Хопфілда, що функціонують у нестандартному режимі. У якості основного елемента ГВЧ застосовується нейронна мережа Хопфілда, що містить 9 нейронних елементів.

Логічна нейронна мережа виконує обробку даних, отриманих від мереж Хопфілда. Здійснюючи логічне перетворення над вхідними бітовими послідовностями, знищує залежності у випадкових числах, одержуваних від нейромережевого ГВЧ, що не дозволить зловмисникові розкрити алгоритм генерації чисел. Алгоритм продовжує роботу до одержання послідовності з 3000 чисел.

Щоб мережа Хопфілда могла функціонувати як ГВЧ, змінений алгоритм її навчання, причому структура мережі залишається стандартної. Алгоритм функціонування такої мережі складається із двох фаз: фази збереження й фази витягу. Модифікації кожної фази такі.

Якщо в пам'яті мережі Хопфілда необхідно зберегти певний набір векторів (гнізд фундаментальної пам'яті), то для налаштування вагових коефіцієнтів необхідно застосувати правило Хебба:

$$w_{ij} = \sum_{k=1}^K x_{ik} x_{kj},$$

де w_{ij} – синаптична вага, спрямований від нейрона i до нейрона j ,

K – кількість образів, що запам'ятовуються,

x_{ik} – i -й елемент фундаментальної пам'яті x_k .

Для нормальної роботи мережі Хопфілда підтримується умова $w_{ii} = 0$ для всіх значень i . При такому процесі навчання нейронна мережа може запам'ятати $0,14 \cdot N$ різних образів, де N – розмір мережі. Якщо архітектура НС Хопфілда містить 9 нейронів, то кількість максимально можливих образів, які може запам'ятати мережа дорівнюватиме одному. У даній роботі НС Хопфілда пропонувалося запам'ятати $25 N$ - мірний вектор, отримані від джерела ентропії.

Недолік мережі Хопфілда, що полягає в невеликому обсязі пам'яті і появі помилкових станів (стійкий стан, відмінний від осередків фундаментальної пам'яті), можна використовувати для генерації випадкових чисел. Але для цього необхідно «перенавчити» мережу на множині прикладів, яка вона не в змозі зберегти.

3.5 Проектування алгоритму рішення завдання безпечної маршрутизації

На основі навченого комітету нейромережових експертів будується адаптивний маршрутизатор. У пропонованому способі маршрутизації передбачається використовувати асоціативну машину в кожному вузлі комп'ютерної мережі. Кількість виходів фінального експерта – сігма-пі мережі, а також кількість виходів кожного нейромережового експерта відповідає кількості вихідних з'єднань. Параметри нейронних мереж визначаються за допомогою розроблених алгоритмів навчання й налаштування початкових станів. Коли необхідно вибрати шлях у передачі даних, інформація про пункт призначення й про стан комп'ютерної мережі подається на рецептори, а у вихідному шарі, побудованому за принципом «переможець забирає всі», активується номер нейрона, який показує наступний шлях у передачі даних. Для того щоб маршрутизатор міг функціонувати, необхідно сформувати інформацію про стан з'єднань, що виходять із даного вузла. Кожному з'єднанню привласнюється певний вектор параметрів, компоненти якого характеризують певну складову фізичного з'єднання. Одними з найважливіших параметрів, які необхідно враховувати при виборі подальшого шляху маршрутизації інформації, є тип каналу зв'язки, його пропускна здатність і надійність. Для деяких каналів зв'язку характеристики, використовувані при навчанні й функціонуванні комітету мереж. Параметри пропускної здатності й надійності представляються значеннями в інтервалі від 0 до 1, які характеризують тип каналу й кабелю зв'язки в порівнянні

з параметрами, обраними в якості еталонних, що й мають максимальні значення пропускної здатності й надійності.

Нейромережевим експертам необхідно визначити, у якому напрямку необхідно здійснювати передачу. Для цього один з комп'ютерів мережі береться в якості початку координат, а координати інших розраховуються щодо даного комп'ютера. Як приклад на рис. 3.5 показаний приклад мережі зв'язки, який складається з 17 вузлів. Вузол №8 прийнятий за початок координат.

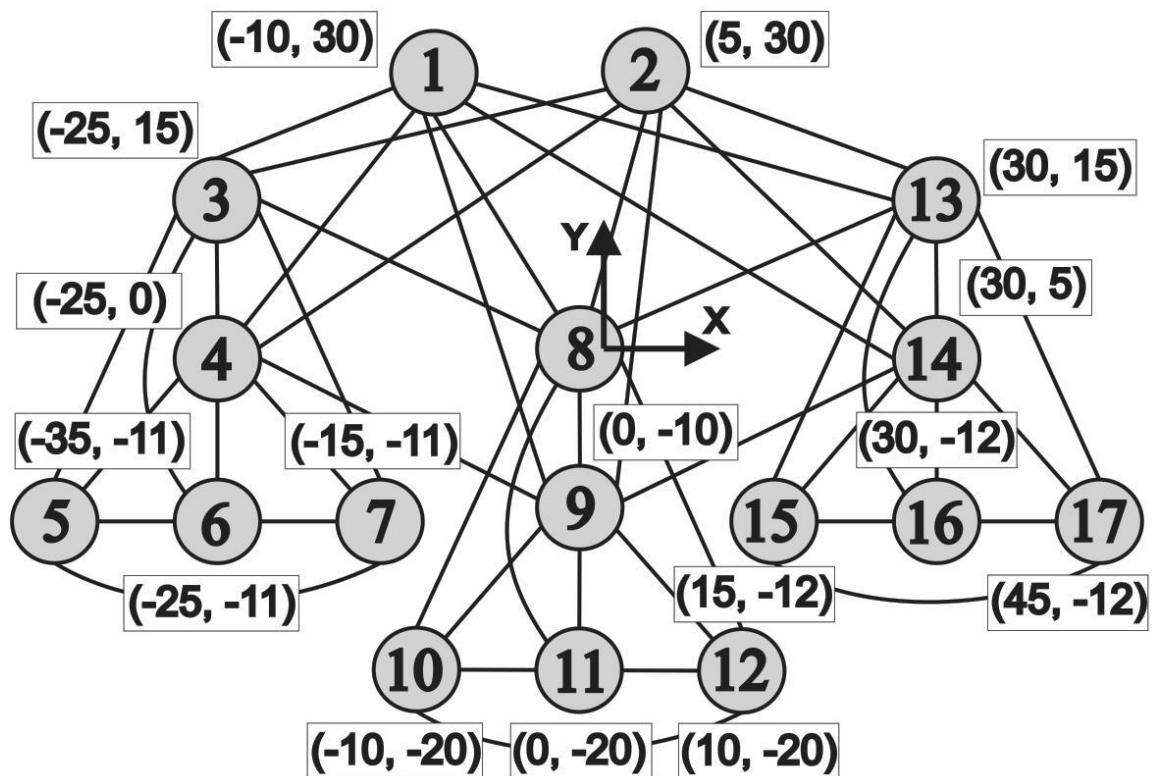


Рисунок 3.5 – Формування даних про координати вузлів

Розглянуті параметри оцінки каналів передачі інформації ставляться до класу статичних, які порівняно довгий час залишаються стабільними в часі. Для оперативної реакції маршрутизатора на можливі спроби підключення до каналу зв'язку автором був розроблений метод аналізу, що дозволяє одержати динамічні параметри характеристик каналу зв'язки.

Формування навчальної вибірки для системи експертів проводиться шляхом аналізу лінії зв'язку, який використовується в розглянутій локальній мережі. Вторинення може бути здійснене шляхом прямого приєднання до каналу зв'язку й зчитуванні інформації за допомогою технічних засобів. Внаслідок цього повинна бути можливість визначення спроб підключення до каналу.

При перевірці стану каналу передачі інформації в автоматичному режимі необхідно забезпечити послідовне повторення пунктів 1-5 даного алгоритму.

У даній роботі для аналізу стану каналу передачі проводиться оцінка 1400 значень спектра сигналу. Вхідний вектор такої розмірності приведе до значного ускладнення архітектури нейросетевоексперта, який буде проводити аналіз вектора вхідного сигналу такої розмірності. Перед подачею на вхід мережі вектор необхідно стиснути. У даній роботі був розроблений алгоритм компресії даних зі змінними параметрами, обумовленими характеристикою аналізованого каналу, для забезпечення безпечної роботи всієї системи.

Із представленого нейромережевого елемента будується алгоритм нейромережевої компресії даних. Вхідний шар має розмірність рівну розмірності стисливого вектора (1400). Кожний інформаційний вхід має по три відводи для з'єднання з нейронами, тому що базова структура має два входи, тобто перший шар складається з 2100 елементів. Наступні шари мають тільки один інформаційний вивід і якщо попередній шар містить непарну кількість елементів, то його значення ігнорується.

На основі даних принципів виконується побудова всієї нейромережевий структури для стиску даних. Отримана мережа буде мати 7 шарів: 1400 – 2100 – 1050 – 524 – 262 – 130 – 64 – 32.

В результаті функціонування даної мережі проводиться стиск вектора вихідних даних до 32 значень. При компресії такого високого рівня необхідно враховувати, що основним елементом ухвалення рішення в данім завданні є нейронна мережа. Алгоритм стиску повинен бути чутливий до найменших змін у первісній структурі даних, щоб нейромережевий експерт міг адекватно реагувати на зміни, що відбуваються в середовищі передачі. Для перевірки здатності даної

нейромережевої структури адекватно реагувати на зміни у вихідному векторі проводився аналіз реакції системи на зміну значення сотої частки в одній компоненті даних (усього 1400).

4 ОПИС РОЗРОБЛЕНОЇ ПРОГРАМНОЇ СИСТЕМИ

4.1 Вимоги до програмної емуляції нейроімітаторів

Програмна реалізація розробленого комітету нейромережових експертів повинна виконувати наступні дії:

- реалізовувати розроблені алгоритми навчання НМ;
- здійснювати візуалізацію отриманих підрахунків середньоквадратичної помилки навчання;
- зафіксувати навчені нейронні мережі;
- забезпечити формування елементів навчальної вибірки;
- виконувати конфігурацію й забезпечувати взаємодію методів оптимізації для налаштування початкового стану мереж перед виконанням процедури навчання;
- здійснювати зв'язок з елементами апаратної частини для генерації випадкових чисел і оцінки стану каналів зв'язки;
- виконувати компресію даних, що характеризують стан мережних з'єднань, для наступного їхнього застосування при побудові навчальної вибірки.
- реалізовувати інформаційний обмін між модулями, виконуваними на різних вузлах обчислювальної мережі, для відновлення інформації про стан мережних з'єднань;
- виконувати побудову моделі обчислювальної мережі для налагодження й налаштування параметрів алгоритмів.

Функціонування нейронної мережі визначається множиною факторів: вибором моделі нейронів, видом функції активації, кількістю шарів, числом нейронних елементів у кожному шарі і т.д. Нейроімітатор повинен правильно визначити й виявити особливості розв'язуваного завдання, оцінити ступінь її складності, виявити особливості вхідних даних. Програмна реалізація нейроімітатора повинна мати необхідні функціональні можливості для визначення нейромережових архітектур і конфігурації системи експертів для

рішення поставленого завдання. Для підвищення ефективності навчання необхідно провести аналіз вихідних даних перед процедурою налаштування асоціативної машини з метою локалізації й видалення аномальних значень, отриманих на етапах генерації й збереження даних.

4.2 Основні компоненти програмної системи

Розроблений програмний продукт у середовищі Microsoft Visual Studio мовою програмування C#. Система призначена для одержання відомостей про канали передачі інформації, навчання на основі отриманих даних комітету нейронних мереж і видачі фінального результату, що визначає маршрут просування даних. Розроблене програмне забезпечення може бути використане для підвищення ефективності сучасних засобів маршрутизації інформації в локальних мережах.

Програмний продукт дозволяє виконати наступні дії:

- одержання інформації про стан наявних каналів передачі;
- побудова моделі аналізованої локальної мережі з метою виявлення маршрутів просування інформації, що володіють найбільшою безпекою;
- формування навчальних векторів для нейромережових експертів на основі початкової інформації;
- формування архітектури нейронних мереж;
- навчання нейромережових експертів за допомогою градієнтних алгоритмів застосуванням евристик.
- оцінювання компетентності НМ у даній предметній області, виконаної на основі нечіткої моделі;
- попередню обробку сигналів від НМ модифікованими нейронами, і аналіз отриманих рішень фінальним експертом, представленим сігма-пі нейронною мережею;

- генерацію випадкових чисел на основі множини мереж Хопфілда;
- підтримувати зв'язок з апаратним джерелом ентропії, необхідним для нормального функціонування нейромережовго ГВЧ.

Програмний продукт дозволяє автоматично оцінити складність отриманої моделі локальної обчислювальної мережі й на основі цієї оцінки виконати конфігурацію системи. Автоматичне налаштування системи дозволяє користувачам, що не володіють знаннями по теорії застосування гібридних нейромереж і еволюційних алгоритмів, вирішувати завдання безпечної маршрутизації інформації.

Склад внутрішньої архітектури програмного забезпечення наведено на рис. 4.1.

Модулі джерел даних представлені системами динамічної й статичної оцінки параметрів каналу зв'язки на основі моніторингу виміру ємності й опору каналу зв'язки, а також оцінки зміни спектра зондувального сигналу. Облікова система підтримує зв'язок з апаратурою модуля динамічного аналізу каналу передачі інформації. Модуль оцінки параметрів каналу зв'язки на основі попередньо введених даних про тип каналу зв'язки, ґрунтуючись на даних із зовнішніх джерел (дані в локальних файлах, електронні архіви, бази даних) видає якісну оцінку фізичних маршрутів передачі інформації. Модуль оцінки якості даних виявляє проблеми з виставою окремої інформації. У процесі профайлінга визначається інформація про певний атрибут вхідного навчального вектора й проводиться перевірка умов, що накладаються на даний параметр. Якщо аналізоване значення задовольняє обмеженням, то вважається, що вектори для навчання нейронних мереж відповідають необхідному рівню якості. На основі проведеного дослідження вхідних векторів формується стратегія очищення й передобробки даних перед їх використанням у процедурі навчання НМ (модулі попередньої оцінки даних).

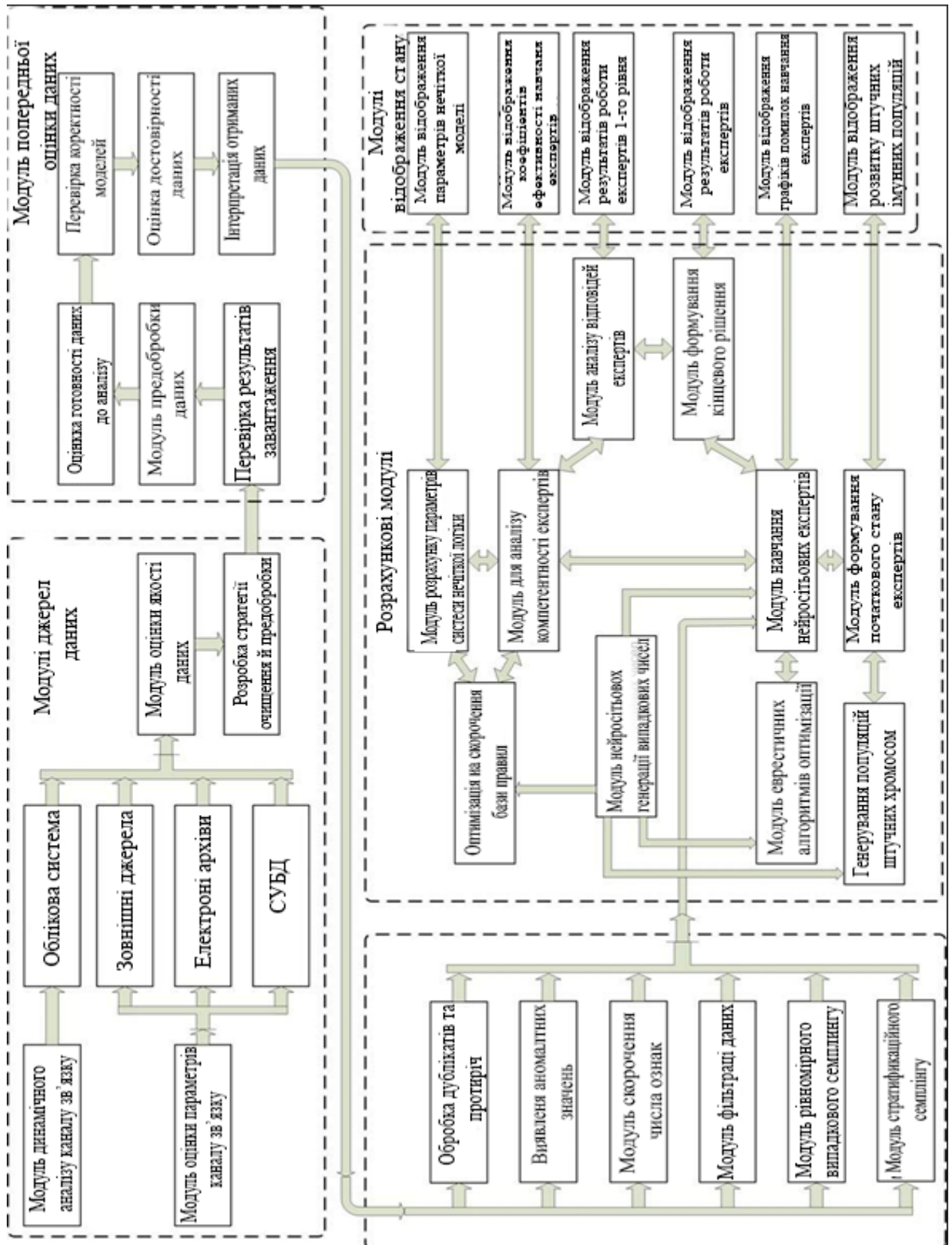


Рисунок 4.1 – Структурні модулі розробленої системи

Розроблена система має складну внутрішню архітектуру з розвиненим механізмом взаємодії нейромережових елементів між собою. Виникає необхідність всебічного аналізу інформації, на підставі якої буде зроблений процес навчання нейромережових експертів. Попередня обробка даних може бути розглянута як комбінація методів очищення процедур оптимізації для рішення конкретного завдання. У процесі очищення даних програмні модулі виконують видалення векторів з порушенням структури даних, відслідковують наявність пропусків, дублікатів, протиріч. Проблеми, що виникають при обробці некоректних даних, необхідно усунути на початковому етапі функціонування системи. А якщо ні, то прийде виконувати складний обчислювальний процес перенавчання всіх нейромережових експертів. Модулі для передобробки даних і підготовки їх до подальшого застосування виконують наступний набір операцій:

Обробка дублікатів і протиріч. Дані про стан обчислювальної мережі надходять від різних джерел. Дублікати являють собою два ідентичні вектори, що характеризують один стан системи. Такі вектори повинні бути вилучені. Вектори даних містять протиріччя, якщо вони порушують логіку причинно-наслідкових зв'язків: при однакових вхідних впливах система повинна відреагувати різними значеннями вихідних сигналів. Наявність протиріч у системі значно погіршує процес навчання НМ. Усунення протиріч вимагає перевірки відповідності аналізованих даних предметної області.

Виявлення аномальних значень. Найчастіше аномалії в даних з'являються через помилки введення. Якщо аномалії виникають у процесі одержання вихідних даних, то вони також впливають на систему, тому що створюють труднощі у виявленні закономірностей в аналізованому процесі. У процесі навчання НМ проводилося видалення векторів з аномальними значеннями окремих компонентів. Вектори, що викликали реакцію модуля, зберігаються для наступного виявлення причин виникнення нестандартної поведінки системи.

Скорочення числа ознак. Для скорочення часу навчання НМ із вхідних векторів необхідно виділяти компоненти, виключення яких не вплине на

результати роботи системи. У якості алгоритмів стиску застосовується розроблений нейромережевий алгоритм і карти Кохонена.

Модуль фільтрації даних. Не всі одержувані відомості необхідні для рішення поставленої проблеми. Між вхідними й вихідними значеннями повинна бути високий ступінь взаємозв'язку. Шляхом виявлення векторів, які впливають на процес навчання, виділяють дані, які можуть бути вилучені без істотного зменшення якості прийнятих рішень.

Модулі рівномірного випадкового й стратифікаційного семплінга. Дані модулі призначені для кінцевого формування навчальної й тестової вибірки. Коли вихідні дані характеризують певну частину предметної області й достатньо однорідні, система застосовує рівномірний випадковий семплінг. Усі відомості розділяються на групи й з кожної групи вибирають записи, для розміщення їх у результуючих навчальних вибірках.

Якщо вихідні дані неоднорідні, проводиться розбивка на відносно однорідні підгрупи. Потім запускається процедура випадкового семплінга.

На поточному етапі роботи система одержує сформовану навчальну вибірку. На підставі отриманої вибірки стає можливим зробити конфігурацію всіх нейромережевих елементів системи. У роботу включаються розрахункові модулі. Модуль навчання нейромережевих експертів містить у собі програмну реалізацію градієнтних алгоритмів навчання: для персептрона – алгоритм зворотного поширення помилки, для радіально-базисної нейронної мережі – градієнтний алгоритм, для мережі Ельмана – градієнтний метод найшвидшого спуска. Модуль евристичних алгоритмів оптимізації реалізує евристичні алгоритми, якими були модифіковані градієнтні алгоритми навчання нейромережевих експертів: алгоритм випадкового пошуку зі змінним кроком, комбінаторний евристичний алгоритм пошуку, що попереджає, евристичний алгоритм на основі методу комплексів. Модуль формування початкового стану експертів містить програмну реалізацію кооперативного імунного алгоритму, який застосовується для налаштування початкового стану всіх нейромережевих структур перед процедурою навчання. Підтримка різноманітності рішень і перехід у нові крапки

пошукового простору здійснюються за допомогою модуля генерування популяцій штучних хромосом. Процес одержання фінального рішення у вигляді оптимального напрямку передачі інформації заснований на використанні розробленої нечіткої системи оцінки компетентності експертів, розташованої в модулі для аналізу компетентності експертів. Два модулі: модуль розрахунку параметрів системи нечіткої логіки й модуль оптимізації й скорочення бази правил містять програмну реалізацію алгоритмів налаштування й оптимізації параметрів нечіткої системи.

Після формування рішення всіма нейронними мережами проводиться обробка їх вихідних сигналів за допомогою трьох модифікованих нейронів: Фукушімі, N – адаліни й квадратичного нейрона. Програмна реалізація нейронів перебуває в модулі аналізу відповідей експертів. Модуль формування кінцевого рішення представлений програмною реалізацією моделі сігма-пі мережі розробленим алгоритмом навчання на основі комбінації алгоритмів випадкового пошуку. Результатом функціонування модуля є фінальне рішення про наступний шлях у маршруті просування інформації.

Розроблений програмний продукт містить набір модулів відображення стану, які призначені для графічного зображення результатів роботи алгоритмів. Модуль здатний будувати графіки середньоквадратичних помилок навчання нейронних мереж, відображати апроксимацію графіка за допомогою методу найменших квадратів. Після одержання інформації про мережу стає можливим відображення її у вигляді графа: вузли відповідають комп'ютерам у мережі, а дуги характеризують наявність дуплексного зв'язку між ними. Існує можливість візуалізації сигналів, отриманих від експертів. Вони зображуються у вигляді графіка, на якому показані стани вихідних нейронів у заданому тимчасовому інтервалі.

Програмне середовище забезпечує зв'язок між модулями і їх успішне спільне функціонування, завдяки якому система здатна вирішувати поставлене завдання.

4.3 Опис функціонування програмної системи

Описано основні можливості системи, почавши з реалізації алгоритму ініціалізації початкового стану (рис. 3.2). У програмі існує можливість вибору операторів імунного алгоритму: оператори одноточкової та двоточкової мутації, оператори інверсії, Cataclysmic mutation, транслокації. Після вибору комбінаційних процедур для одержання нового рішення проводиться конфігурування параметрів імунної популяції: кількість антитіл, відсоток рішень для клонування й заміни, кількість ітерацій роботи алгоритму. Клонування антитіл у процесі роботи алгоритму припускає застосування двох стратегій:

Клонування групою – здійснюється відбір антитіл в інтервалі від min_Aff до $0,2 \cdot min_Aff$ (min_Aff –антитіло з мінімальною спорідненістю).Відібрані антитіла піддаються копіюванню до досягнення популяцією заданої чисельності, з видаленням замінують антитіл, що не увійшли до групи.

Клонування пропорційне спорідненості – проводиться сортування антитіл по зростанню функції спорідненості. Кожному антитілу зіставляється значення ймовірності копіювання в нову популяцію назад пропорційно значенню спорідненості. На основі отриманих ймовірностей відбувається формування нової сукупності рішень.

У програмі передбачене використання наступних операторів: однокрапковий, двокрапковий, універсальний, трьохточковий, діагональний оператори кроссинговера, оператори транслокації, транспозиції і т.д.

Перед запуском алгоритму налаштування первісного стану необхідно визначити конфігурацію нейронних мереж і кількість оптимізуємих параметрів. Розмірність вектора вхідного й вихідного сигналу є фіксованою величиною, обумовленої умовами розв'язуваного завдання. Параметри конфігурації багат шарового персептрона задаються користувачем. Якщо досягтися заданого мінімуму помилки не вдалося, то програма збільшить кількість нейронів. Число нейронів у схованому шарі нейронної мережі РБФ визначається алгоритмом

кластеризації k – середніх. Повністю сформована архітектура нейромережових експертів дозволяє виконати підрахунок змінних параметрів в асоціативній машині й почати процедуру оптимізації.

На основі розробленого алгоритму аналізу характеристик каналу передачі даних, а також наведений метод компресії даних за допомогою карти Кохонена. Розроблена програмна система може виконувати побудова карт із максимальним розміром 40×40 нейронів. Користувач може зменшити розмірність карти з обліком необхідної передобробки вхідних даних для комітету експертів. При побудові карт не можна допустити об'єднання або дроблення класів, яким відповідають щільно розподілені вхідні образи. Для можливості керування режимом побудови карти реалізовано два способи активації нейронів у мережі Кохонена: режим акредитації й режим інтерполяції. При побудові карти в першому режимі проводиться активація тільки одного вихідного нейрона, сигнали інших пригнічуються. Режим інтерполяції допускає наявність декількох «переможців». Приклад можливої карти для максимальної конфігурації мережі показано на рис. 4.2. Для зручності аналізу карти, проводиться розфарбовування карти.

В нижній частині форми розташована колірна смуга. Крайньому лівому значенню кольору відповідає мінімальне значення виходу нейрона, а крайньому правому - максимальне значення. Нейронам привласнюються кольори на основі значень їх вихідних сигналів.

Формування топології нейронних мереж здійснювалося в автоматичному режимі шляхом аналізу зміни середньоквадратичної помилки. Функціонування починалося на основі базових моделей. Після пред'явлення прикладів навчальної вибірки проводилося посилення топології за рахунок додавання по одному нейронному елементу в кожний шар. Якщо відбувалася зміна середньоквадратичної помилки у бік збільшення, то зміни відмінялися поступово: проводилося видалення по одному нейрону послідовно з кожного шару НМ, до досягнення прийнятних критеріїв якості навчання.

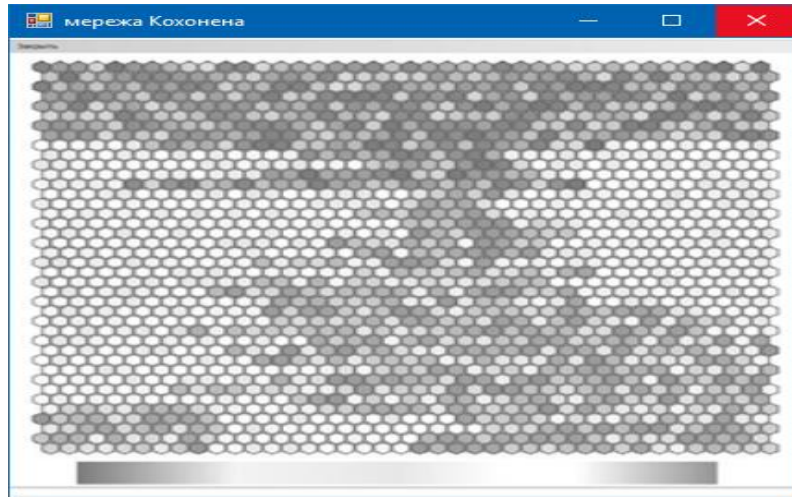


Рисунок 4.2 – Приклад функціонування мережі Кохонена

Програмна система може виконувати побудову графіків середньоквадратичної помилки навчання експертів, а також виконувати апроксимацію отриманої залежності за допомогою методу найменших квадратів (рис. 4.3).

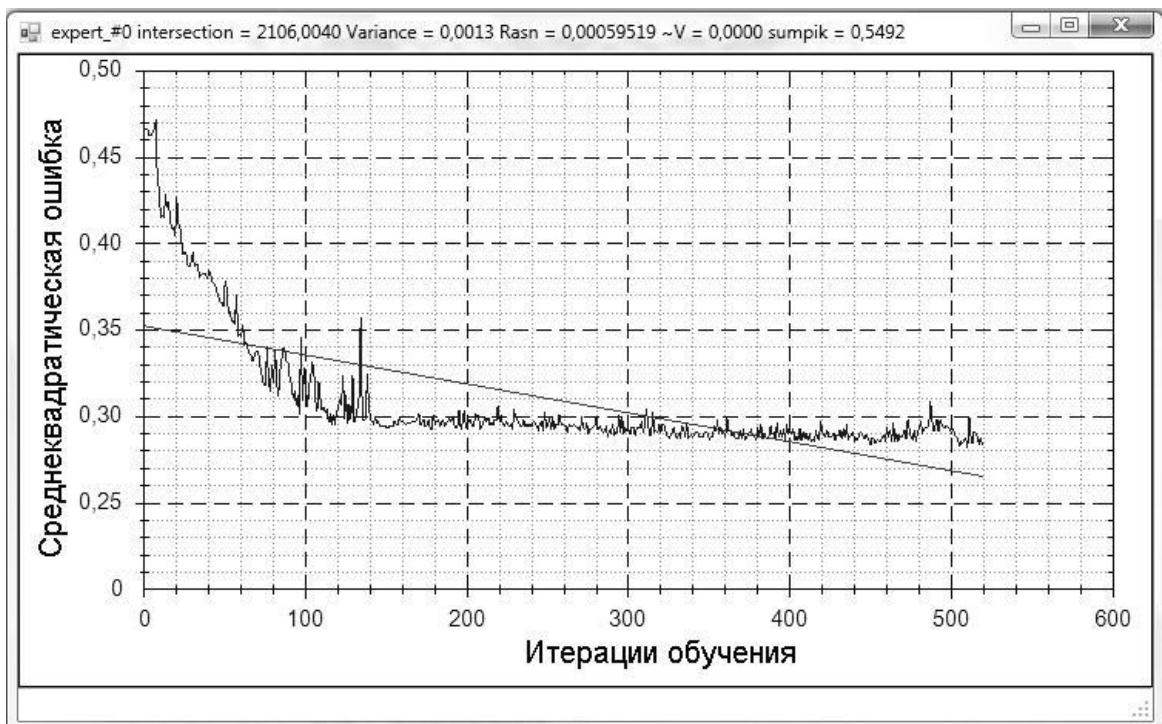


Рисунок 4.3 – Приклад висновку результатів навчання НМ

Програма призначена для визначення оптимальних маршрутів і їх корекції в таблицях маршрутизації окремих вузлів. Для визначення оптимальних маршрутів система повинна знати загальний стан мережі. Алгоритм аналізу каналу зв'язку дозволяє всім вузлам сформувати вектори, що характеризують вихідні з'єднання. Отримані вектори повинні пересилатися по мережі й додаватися до локальних векторів вузлів. Після одержання всіх векторів з'єднань і обробки їх за допомогою нейронної мережі Кохонена, у кожному вузлі буде сформована інформація про стан комп'ютерної мережі, необхідна для прокладки безпечного маршруту. Для обміну даними між вузлами була застосована клієнт-серверна технологія. У кожному вузлі серверна частина додатка очікує підключення клієнтських модулів інших вузлів для передачі інформації про стан своїх мережних з'єднань.

У вікні серверної частини відображаються ідентифікатори (*ID*) підключених клієнтських частин інших вузлів, час підключення, результат тесту, інтервал. Інтервал привласнюється індивідуально кожному підключеному клієнтові для ідентифікації вступників повідомлень. Для оптимізації маршрутів у мережі слід урахувати не тільки можливості каналів зв'язки, але й зробити оцінку обчислювальної потужності вузла, який буде забезпечувати функціонування нейромережевого алгоритму безпечної маршрутизації. При синтезі оптимальних маршрутів необхідно оптимально розподілити наявні обчислювальні можливості вузлів. Для оптимального включення вузлів у маршрути асоціативній машині необхідно мати дані про арифметичні здатності клієнтів.

Після підключення клієнтських машин, сервер віддає команду на виконання тестування. Тестовий модуль являє собою алгоритм, який при запуску організує п'ять потоків обчислень значень функцій двох змінні. У кожному потоці організується приблизно близько 1 000 000 обчислень значень функцій при випадковій ініціалізації її аргументів.

Після виконання всіх обчислень, клієнти передають серверу дані про час виконання розрахунків у мілісекундах. Сервер збирає всі дані й, після одержання повної інформації про підключених до нього клієнтських системах, здійснює розрахунок коефіцієнта арифметичної потужності. Алгоритм розрахунку

представимо в наступному виді: відсоток часу тесту комп'ютера *i* клієнта від загального тесту. Отримані відсотки показують, скільки часу від загальної кількості витратив клієнтський комп'ютер на тестування. Чим менше відсоток, тем краще арифметична база клієнтського комп'ютера. Даний коефіцієнт використовується як один з параметрів, що визначають побудову безпечного маршруту.

Кнопка «Пинг» дозволяє протестувати з'єднання з вилученим комп'ютером (рис. 4.4). Для цього користувач вводить адресата, час очікування, час життя пакета. Після цього система перевіряє досяжність зазначеного адресата з комп'ютера сервера.

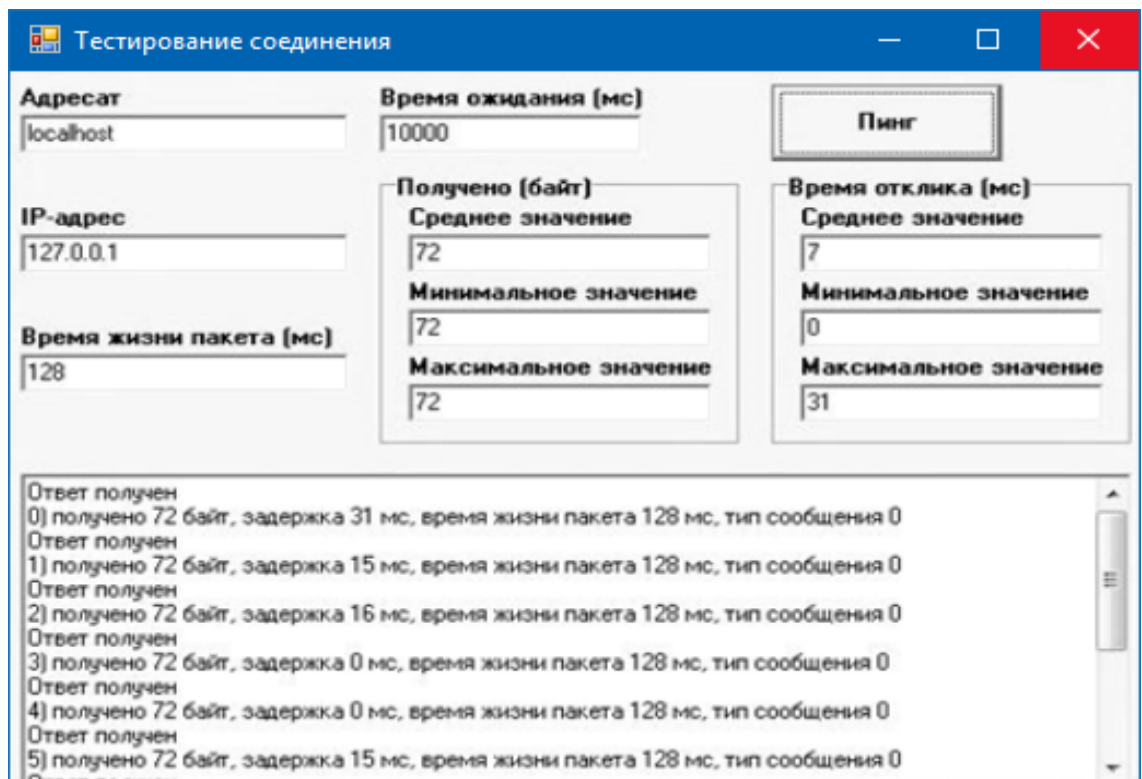


Рисунок 4.4 – Вікно інструмента «Пинг»

Кнопка «Мережа» дозволяє оцінити якість з'єднань між клієнтами й сервером, для оцінки часу проходження повідомлень. Користувач указує адресата й байтовий рядок, який необхідно послати для перевірки. Після виконання запиту, програма відображає рядок, який повернувся, з метою контролю її цілісності й час відповіді на запит (рис. 4.5).

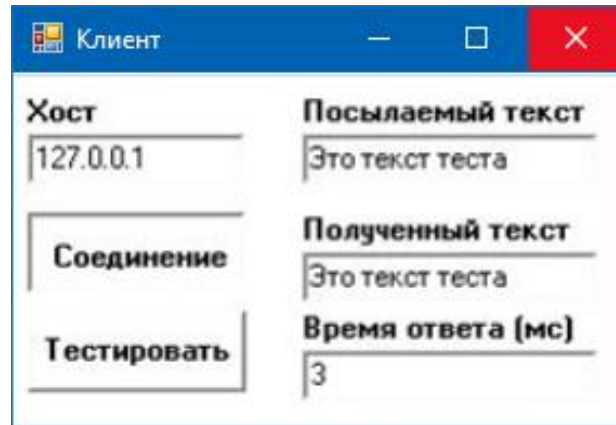


Рисунок 4.5 – Результат виконання тесту

Серверна частина розробленої програмної системи може виводити отримані дані про стан з'єднань на екран для їхнього візуального або статистичного аналізу. На рис. 4.6 показаний процес висновку інформації: спочатку виводиться ідентифікатор повідомлення, що посилає, а потім отримане 16-байтне повідомлення в шістнадцятковій системі числення.



Рисунок 4.6 – Отримані дані про стан каналів передачі

Клієнтська частина додатка відповідає за передачу даних і проведення тестування обчислювальних можливостей вузла (рис. 4.7).

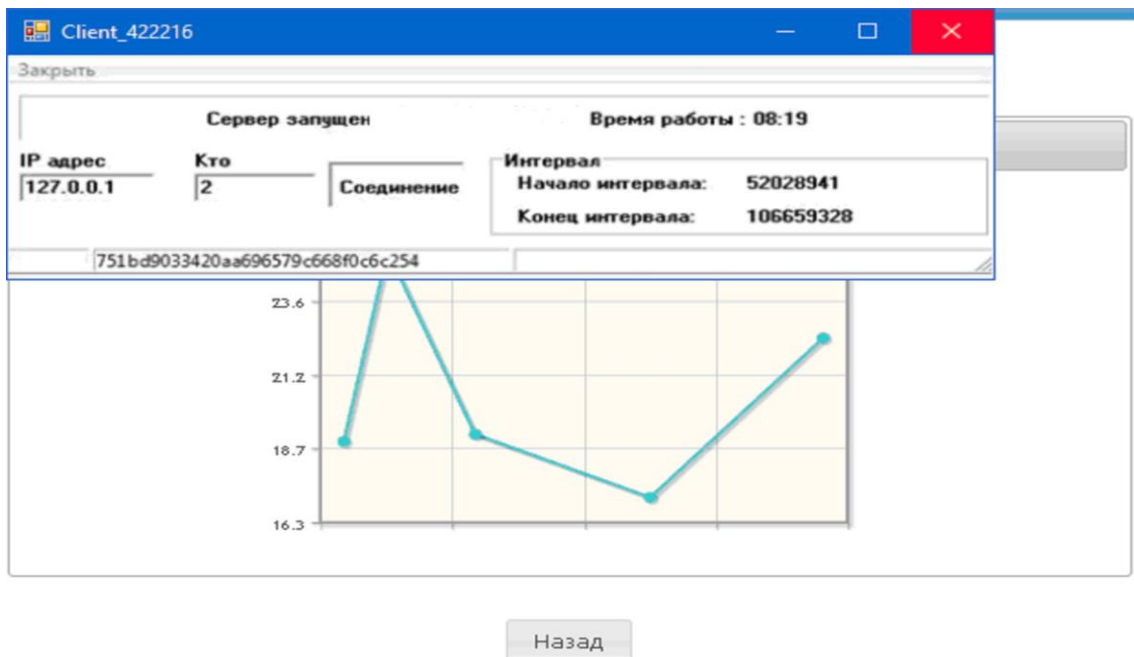


Рисунок 4.7 – Вікно клієнтської частини додатка

Для можливості обробки інформації за допомогою нейронних мереж розроблений програмний продукт містить у собі програмні модулі для одержання інформації від апаратної частини. На рис. 4.8 показане вікно додатка, у якому виводиться частота одного з генераторів *NE555*, застосовуваного для визначення зміни параметрів каналу зв'язки. У першому стовпці відображається номер відліку отриманого пакета (10 байт). У другому – час одержання. Потім програма показує вміст пакета й частоту відповідного генератора. Отримана інформація використовується при побудові елементів навчальної вибірки.

Для перевірки працездатності алгоритму програмна система містить комплекс методів для моделювання роботи локальної комп'ютерної мережі. Підсистема необхідна для налагодження роботи алгоритмів навчання нейронних мереж, і оцінки їх здатностей синтезувати оптимальні маршрути. Модель

комп'ютерної мережі може бути задана на основі аналізу реальної мережі, у якій передбачається функціонування розробленого нейромережевого алгоритму

#	Время	Принято	ASCII
000001	11:56:50.562	30 30 30 30 32 35 34 31 37 39	0000254179
000002	11:56:51.937	30 30 30 30 32 34 38 34 34 32	0000248442
000003	11:56:53.312	30 30 30 30 32 35 31 37 30 38	0000251708
000004	11:56:54.671	30 30 30 30 32 35 35 34 39 36	0000255496
000005	11:56:56.046	30 30 30 30 32 34 35 35 34 36	0000245546
000006	11:56:57.421	30 30 30 30 32 35 35 30 39 34	0000255094
000007	11:56:58.781	30 30 30 30 32 34 39 34 37 33	0000249473
000008	11:57:00.156	30 30 30 30 32 34 39 37 35 31	0000249751
000009	11:57:01.515	30 30 30 30 32 35 31 33 33 33	0000251333
000010	11:57:02.890	30 30 30 30 32 35 31 35 37 36	0000251576
000011	11:57:04.265	30 30 30 30 32 35 35 32 34 39	0000255249
000012	11:57:05.625	30 30 30 30 32 35 30 36 33 32	0000250632
000013	11:57:07.000	30 30 30 30 32 35 34 35 38 34	0000254584
000014	11:57:08.359	30 30 30 30 32 34 38 34 37 39	0000248479
000015	11:57:09.734	30 30 30 30 32 35 31 36 36 36	0000251666
000016	11:57:11.109	30 30 30 30 32 35 32 35 31 30	0000252510
000017	11:57:12.468	30 30 30 30 32 34 34 34 30 36	0000244406
000018	11:57:13.843	30 30 30 30 32 35 33 37 39 31	0000253791
000019	11:57:15.218	30 30 30 30 32 35 35 30 35 35	0000255055
000020	11:57:16.578	30 30 30 30 32 34 38 39 34 33	0000248943

Рисунок 4.8 – Інформація від апаратної частини

безпечної маршрутизації. Інший спосіб синтезу топології моделі обчислювальної мережі заснований на випадковій формуванні зв'язків між вузлами на основі інформації, заданої користувачем (рис. 4.9).

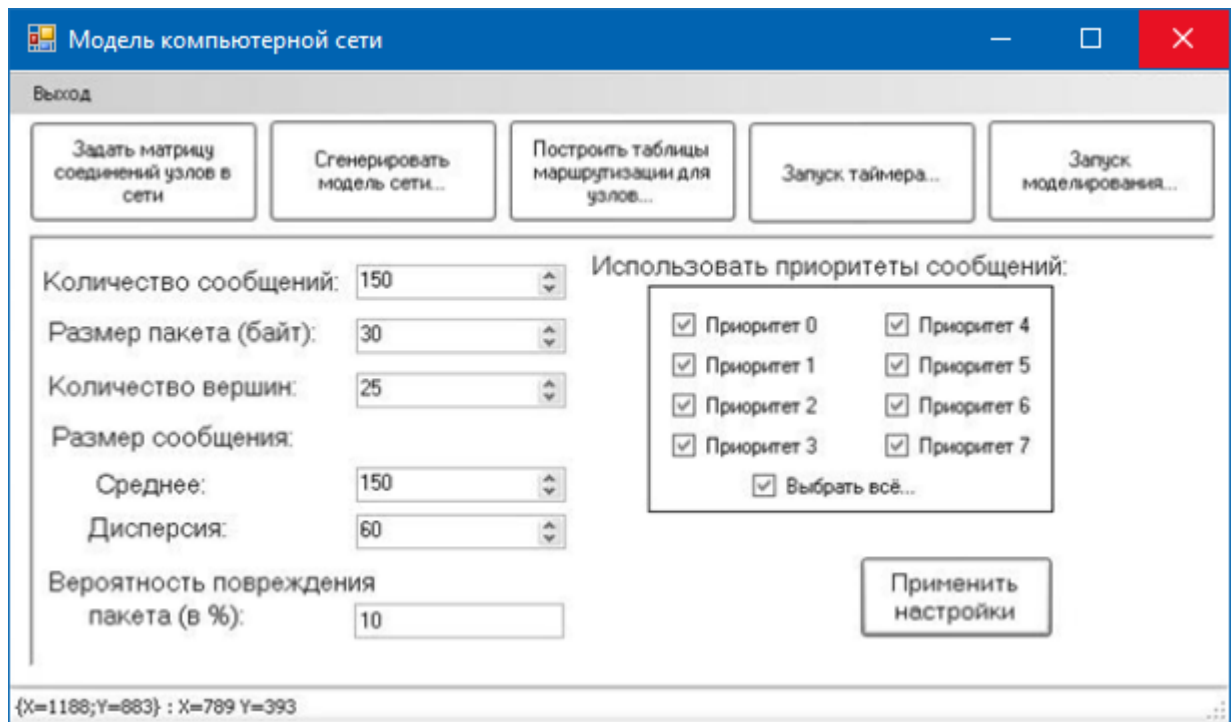


Рисунок 4.9 – Форма налаштування моделі комп'ютерної мережі

Таким чином, в роботі виконана розробка структурної схеми програмного забезпечення, наведений опис основних блоків і спосіб взаємодії між ними, розроблене програмне інструментальне середовище, що реалізує спроектовані алгоритми налаштування параметрів асоціативної машини за допомогою градієнтних методів, модифікованих евристичними алгоритмами.

5 ОПИС МОЖЛИВОСТІ ВИКОРИСТАННЯ ОТРИМАНИХ РЕЗУЛЬТАТІВ

Користувач визначає кількість вузлів у мережі, число повідомлень, що пересилаються по мережі під час процесу моделювання, розмір повідомлення в байтах. Кожне повідомлення при пересиланні розбивається на пакети, розмір яких користувач може встановити. У програмі можлива установка пріоритетів повідомлень: дані з найбільшим пріоритетом обробляються в першу чергу. Після завдання основних параметрів моделі необхідно визначити топологію мережі, визначивши з'єднання між вузлами (рис. 5.1).

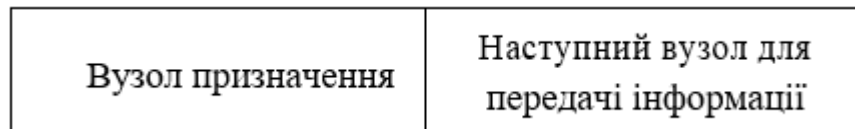


Рисунок 5.1 – Структура вихідних даних

Виконавши всі процедури налаштування, модель будує комп'ютерну мережу заданої топології (рис. 5.2). Сформувавши мережу, програмне середовище запускає нейромережевий алгоритм побудови оптимальних маршрутів.

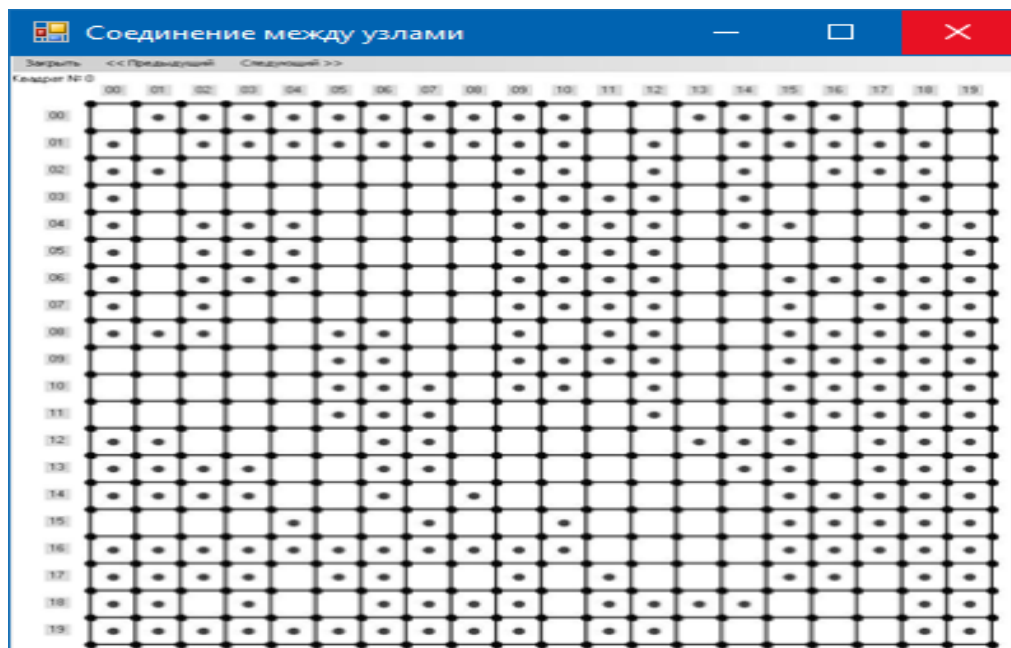


Рисунок 5.2 – Вікно для формування зв'язків між вузлами

У результаті в кожному вузлі формується таблиця маршрутизації (рис. 5.3), яка має наступний формат: В системі існує можливість альтернативної побудови маршруту допомогою алгоритму Флойда, для оцінки ефективності розробленого алгоритму маршрутизації.

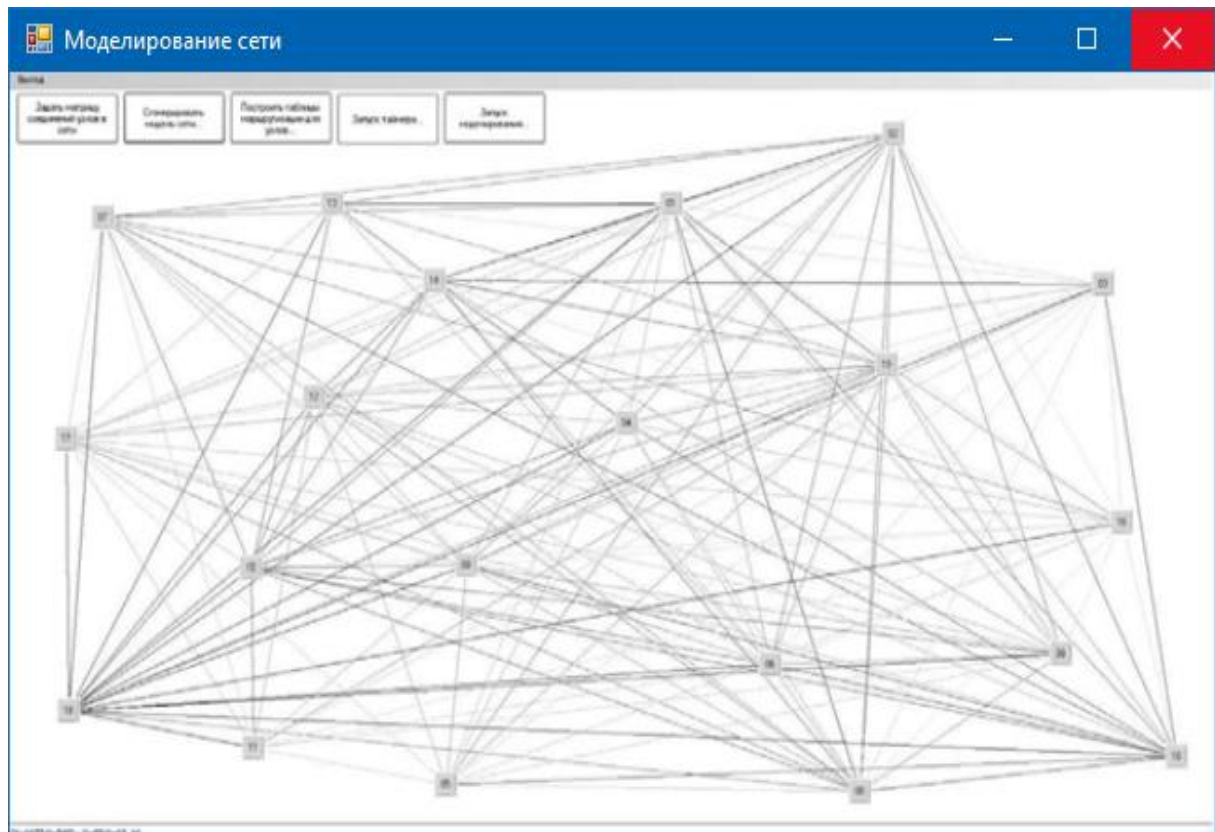


Рисунок 5.3 –Екранна форма моделі комп'ютерної мережі, що згенерована

У процесі моделювання проводиться відображення інформації про відправлені й прийняті пакети, тимчасові інтервали створення й видалення пакета, інформація, необхідна для правильного складання пакета у вузлі призначення й контролю його цілісності (рис. 5.4).

Реалізована можливість взаємодії окремих компонентів програмної системи, запущеної на різних вузлах мережі, яка дозволяє оперативно одержувати інформацію про зміну стану каналів передачі (рис. 5.5).

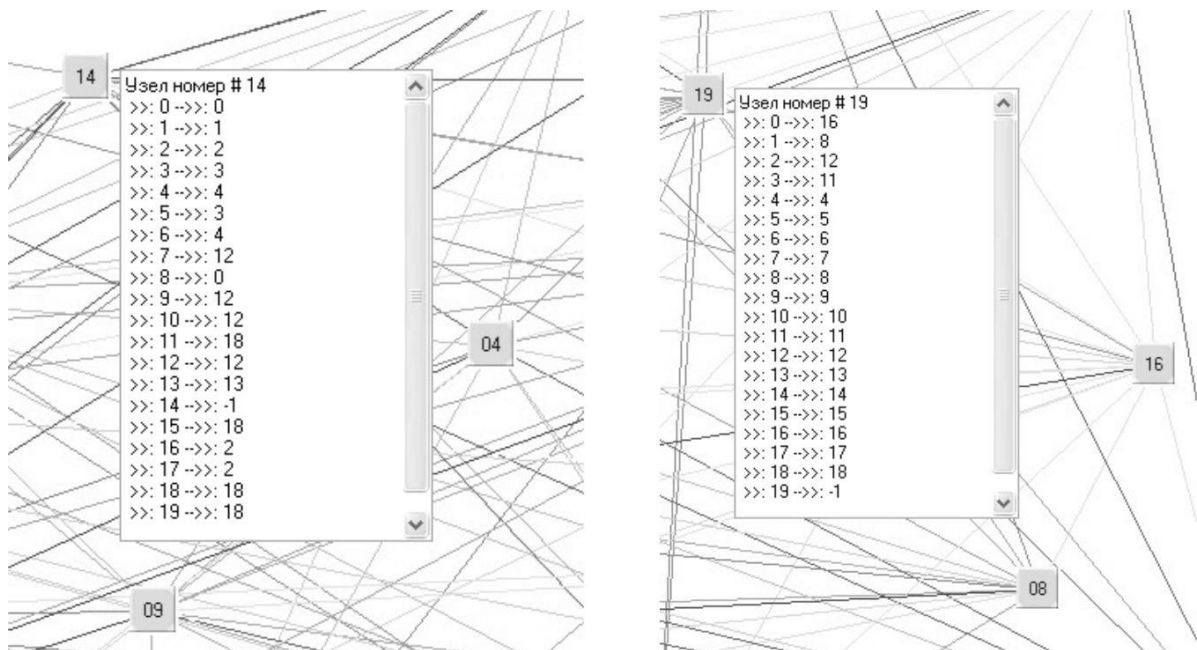


Рисунок 5.4 – Приклад формування таблиці маршрутизації

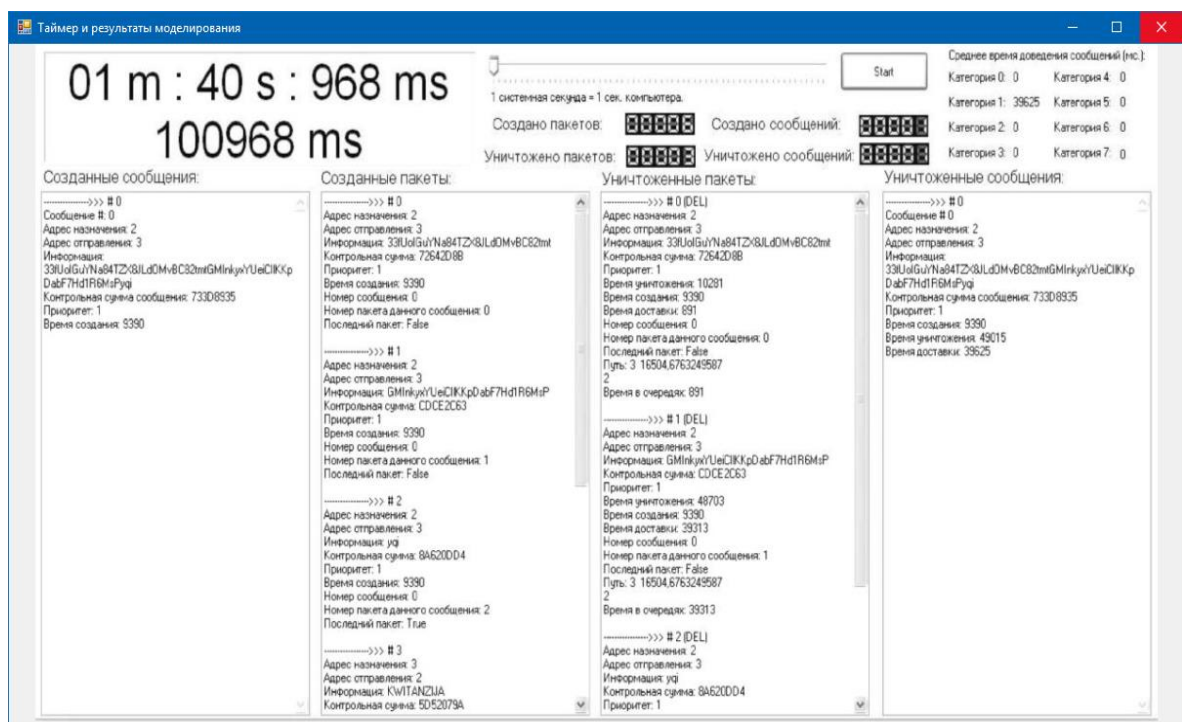


Рисунок 5.5 – Результат роботи системи моделювання

Організований спосіб зв'язку програмної системи з розробленим апаратним забезпеченням, що виконують аналіз стану каналів передачі інформації. Модуль нейромережевого ГВЧ також одержує інформацію від розробленого джерела ентропії.

ВИСНОВКИ

В результаті виконання атестаційної роботи магістра вирішена актуальна задача оцінки ймовірності доставки інформаційних повідомлень в умовах деградації мережі зв'язку, за рахунок застосування апроксимуючих здатностей комплексу нейронних мереж та виконати побудову оптимального маршруту передачі даних в умовах неповної інформації про стан каналів зв'язку.

Однією з основних проблем, виявлених при аналізі недоліків розглянутих алгоритмів, є виконання процесу маршрутизації при неповній інформації. Відмова каналів зв'язку, що забезпечують функціонування статичних маршрутів резервної передачі інформації, приведе до повної зупинки роботи мережі. Для вирішення виявлених проблем у роботі пропонується використовувати комітет експертів нейронної мережі.

Розроблено алгоритми навчання комітету експертів нейронної мережі на основі зворотного поширення помилки, модифіковані алгоритмом пошуку зі змінним кроком, градієнтний метод налаштування параметрів радіально-базисної нейронної мережі, модифікований евристичною процедурою пошуку, що попереджає, метод найшвидшого спуска з евристикою на основі алгоритму комплексів;

інформаційна модель генератора випадкових чисел для нейронної мережі, що базується на множині взаємодіючих мереж Хопфілда, для забезпечення безпечного функціонування маршрутизатора;

Модифіковані алгоритми навчання нейронних мереж, що входять в асоціативну машину, комбінованими евристичними процедурами й стратегією ініціалізації початкового стану комітету експертів за допомогою кооперативного імунного алгоритму оптимізації.

Алгоритм навчання розглянутої НС базується на обчисленні оптимального співвідношення внутрішніх параметрів нейронної мережі – вагових коефіцієнтів і параметрів функцій активації – шляхом подачі на вхід мережі деякого вхідного

вектору й фіксації отриманого значення. На основі помилки, яка виникає при невідповідності очікуваних вихідних сигналів і фактично одержуваних, будується алгоритм навчання. Розглянутий алгоритм навчання має певну стратегію формування нового рішення, у результаті чого він може зосередитися на певній частині пошукового простору й не виявити комбінацію параметрів, яка в даному завданні є найкращою.

Запропонований спосіб аналізу каналів передачі інформації дозволить одержати необхідні дані для початку процедури навчання. Інформація про стан каналів зв'язки надалі використовується комітетом мереж для визначення безпечного маршруту передачі інформації.

Розроблено програмну систему, що проводить розрахунки запропонованих алгоритмів.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации / Пер. с польского И.Д. Рудинского. – М.: Финансы и статистика, 2012. – 344 с.: ил.
2. Остерлох Хезер. TCP/IP. Семейство протоколов передачи данных в сетях компьютеров: Пер. с англ./Хезер Остерлох – СПб.: ООО «ДиаСофтЮП», 2013. – 576 с.
- 2 Паклин Н.Б., Орешков В.И. Бизнес-аналитика: от данных к знаниям: Учебное пособие. 2-е изд., испр. – СПб.:Питер, 2013. – 704 с.: ил.
- 3 Кохонен Т. Самоорганизующие карты; пер. 3-го англ. изд. – М.: БИНОМ. Лаборатория знаний, 2010. – 655 с.
- 4 Курейчик В.В. Эволюционные, синергетические и гомеостатические методы принятия решений: монография / В.В. Курейчик. – Таганрог: Изд-во ТРТУ, 2001.
- 5 Лафоре Р. Структуры данных и алгоритмы Java. Классика Computers Science. 2-е изд. – СПб. Питер, 2011. – 704 с.: ил.
- 6 Паркер Тим, Сиян Каранжит. TCP/IP. Для профессионалов. 3-е изд. / Т. Паркер, К. Сиян. – СПб.: Питер, 2004. – 859 с.: ил.
- 7 Пегат А. Нечёткое моделирование и управление / А. Пегат; пер. с англ. – М.: БИНОМ. Лаборатория знаний, 2012. – 798 с.: ил. – (Адаптивные и интеллектуальные системы).
- 8 Печинкин А.В., Тескин О.И., Цветкова Г.М., Теория вероятностей: Учебник для вузов / Под ред. Зарубина В.С., Крищенко А.П. – М.: Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2006. – 456 с.
- 9 Под ред. Поспелова Д. А. Нечёткие множества в моделях управления и искусственного интеллекта – М.: Наука, 1986. – 312 с.
- 10 Поляк-Брагинский А.В. Локальная сеть. Самое необходимое. – 2-е изд., перераб. И доп. –: БХВ, 2017. – 576 с.: ил.

- 11 Терехов В.А. Нейросетевые системы управления: Учеб. пособие для вузов / В.А. Терехов, Д.В. Ефимов, И.Ю. Тюкин. – М.: Высш. шк. 2002. – 183 с.: ил.
- 12 Томас Том М. Структура и реализация сетей на основе протокола OSPF, 2-е изд.: Пер. с англ. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2014. – 816 с.: ил.
- 13 Трекин А.Г. Структурный синтез вычислительной системы с помощью генетических алгоритмов: дис. ... канд. физ.-мат. наук / А.Г. Трекин. – М., 2002.
- 14 Уэйкерли Дж.Ф. Проектирование цифровых устройств, том 1. Москва: Постмаркет, 2002. – 544 с.
- 15 Фейт С., TCP/IP Архитектура, протоколы, реализация. – Издательство «Лори», 2011. – 424 с.
- 16 Хайкин С. Нейронные сети: полный курс, 2-е издание.: Пер. с англ. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2008. – 1104с.
- 17 Choi J., Lee G. The Bifurcating Neuron Network 3 // Proceedings of International Joint Conference on Neural Networks. 2005. P. 2184-2189.
- 18 Dong J.-Y., Wang W.-J., Zhang J.-Y. Accumulative competition neural network for shortest path tree computation // Proceedings of the 2003 International Conference on Machine Learning and Cybernetics. 2018. V. 2. P. 1157-1161.
- 19 Herrera F., Lozano F. Adaptation of Genetic Algorithm Parameters Based on Fuzzy Logic Controllers // Genetic Algorithms and Soft Computing. – Berlin: Physica-Verlag, 2019. – P.95-125.
- 20 Koza, John R. Genetic programming tutorial. URL: <http://www.genetic-programming.com/gpanimatedtutorial.html>.
- 21 Koza, John R. The Genetic Programming Paradigm: Genetically Breeding Populations of Computer Programs to Solve Problems / John R. Koza. -Cambridge, MA: MIT Press, 2012.
- 22 Serpen G., Livingston D.L. A neural network for path search in directed graphs // IEEE SOUTHEASTCON'90: Technol. Today and Tomorrow. 2018. V.2. P.558-561.

23 Schmitt L.J. An evaluation of a genetic algorithmic approach to the vehicle routing problem // Working paper, Department of Information Technology Management. — Christian Brothers University, Memphis, 2015.