

ДВНЗ «Донецький національний технічний університет»  
факультет комп'ютерно-інтегрованих технологій, автоматизації,  
електроінженерії та радіоелектроніки

(повне найменування інституту, назва факультету)

кафедра електричної інженерії

(повна назва кафедри)

«До захисту допущено»

Завідувач кафедри

О.Ю. Колларов

(підпис)

(ініціали, прізвище)

“ ” 2020 р.

## Дипломна робота

магістра

(освітній ступінь)

на тему Розробка системи інтелектуальної діагностики ділянки  
електромережі

Виконав: студент 2 курсу, групи ЕЛКМ-19

(шифр групи)

напряму підготовки (спеціальності) 141 Електроенергетика,  
електротехніка та електромеханіка

(шифр і назва напряму підготовки, спеціальності)

Мотузний К.В.

(прізвище та ініціали)

(підпис)

Керівник зав.каф. ЕЛІН, к.т.н., доц. Колларов О. Ю.

(посада, науковий ступінь, вчене звання, прізвище та ініціали)

(підпис)

Рецензент:

\_\_\_\_\_  
 \_\_\_\_\_  
 \_\_\_\_\_  
 \_\_\_\_\_  
 \_\_\_\_\_  
 \_\_\_\_\_

(посада, науковий ступінь, вчене звання, прізвище та ініціали)

(підпис)

*Засвідчую, що у цій дипломній роботі немає  
 запозичень з праць інших авторів без  
 відповідних посилань.*

Студент \_\_\_\_\_

(підпис)

Покровськ – 2020 р.

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ  
ДЕРЖАВНИЙ ВИЩИЙ НАВЧАЛЬНИЙ ЗАКЛАД  
«ДОНЕЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ»**

Факультет комп'ютерно-інтегрованих технологій, автоматизації,  
електроінженерії та радіоелектроніки

**Кафедра електричної інженерії**

Освітній ступінь: магістр

Спеціальність: (141) електроенергетика, електротехніка та електромеханіка

**ЗАТВЕРДЖУЮ:**

**Завідувач кафедри**

(Колларов О. Ю.)

« \_\_\_\_ » \_\_\_\_\_ 2020 р.

**ЗАВДАННЯ**

НА ДИПЛОМНУ РОБОТУ СТУДЕНТУ

Мотузному Костянтину Володимировичу

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи: Розробка системи інтелектуальної діагностики  
ділянки електромережі

керівник роботи Колларов О. Ю., зав. каф. ЕлІн, к.т.н, доц.

(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

затверджені наказом вищого навчального закладу від \_\_\_\_\_ №

2. Строк подання студентом роботи 07 грудня 2020 року

3. Вихідні дані до роботи: Оперативна схема ділянки  
функціонуючої мережі. Відомості по навантаженню і категорія надійності.  
Відомості про обладнання підстанцій. Струм (потужність) трифазного КЗ.  
Схема підключення споживачів. Довжина кабельних ліній.

4. Зміст розрахунково-пояснювальної записки (перелік питань, які  
потрібно розробити) 1. Аналіз роботи дільниці електромережі.

2. Визначення топології інтелектуального керування енергоживленням та  
перспектив впровадження інтелектуальних мереж в системах  
енергопостачання.

3. Огляд теоретичних відомостей про штучні нейронні мережі та будову  
мережевих структур.

4. Пошук можливості будови моделі оптимізації енергоспоживання та  
аналізу несправностей в електричних мережах за допомогою ШНМ.

5. Розробка ШНМ для згладжування гармонічних коливань у електричній  
мережі

5. Перелік графічного матеріалу (з точним зазначенням обов'язкових креслень, якщо передбачається)

Одинадцять слайдів презентаційного матеріалу

6. Консультанти розділів роботи

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Охорона праці	Біла Н. С.		
Розділи 1, 2	Колларов О. Ю.		

7. Дата видачі завдання 16 вересня 2020 р.

**КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН**

№ з/п	Назва етапів дипломного роботи	Строк виконання етапів роботи	Примітка
1.	Аналіз роботи ділянки електромережі.	16.09.2020 – 04.10.2020	
2.	Визначення топології інтелектуального керування енергоживленням та перспектив впровадження інтелектуальних мереж в системах енергопостачання.	05.10.2020 – 18.10.2020	
3.	Огляд теоретичних відомостей про штучні нейронні мережі та будову мережевих структур.	19.10.2020 – 31.10.2020	
4.	Пошук можливості будови моделі оптимізації енергоспоживання за допомогою ІНМ.	01.11.2020 – 05.11.2020	
5.	Розробка ІНМ для згладжування гармонічних коливань у електричній мережі	06.11.2020 – 27.11.2020	
6.	Створення моделі аналізу несправностей в електричних мережах	28.11.2020 – 04.12.2020	
7.	Огляд питань охорони праці	05.12.2020 – 07.12.2020	

Студент

\_\_\_\_\_ (підпис)

Мотузний К.В.

\_\_\_\_\_ (прізвище та ініціали)

Керівник роботи

\_\_\_\_\_ (підпис)

Колларов О. Ю.

\_\_\_\_\_ (прізвище та ініціали)

## АНОТАЦІЯ

Мотузний К.В. Розробка системи інтелектуальної діагностики ділянки електромережі / Випускна кваліфікаційна робота на здобуття освітнього рівня «магістр» за спеціальністю 141 Електроенергетика, електротехніка та електромеханіка. – ДВНЗ ДонНТУ, Покровськ, 2020.

Дипломна робота складається зі вступу, основної частини, яка включає чотири розділи, висновків, списку використаних джерел та додатків.

У першому розділі наведено основні теоретичні положення про інтелектуальні мережі, визначено актуальність питання, що розглядається, зазначено цілі та завдання роботи. Визначено застосування технології інтелектуального керування енергоживленням і перспективи впровадження інтелектуальних мереж в системах енергопостачання.

У другому розділі було здійснено розрахунок і аналіз роботи дільниці електромережі.

У третьому розділі наведено основи створення штучних нейронних мереж – приведені теоретичні відомості про штучні нейронні мережі та принципи будови мережевих структур.

У четвертому розділі здійснено моделювання систем інтелектуальної діагностики мережі постачання електричної енергії, було виконано пошук можливості будови моделі оптимізації енергоспоживання за допомогою ШНМ, розроблено алгоритм комплексного методу аналізу для оптимізації енергоспоживання і аналіз несправностей в електричних мережах за допомогою ШНМ.

Ключові слова: електромережа, інтелектуальне керування, інтелектуальні мережі, Smart Grid, штучна нейронна мережа, моделювання, оптимізація, лінія електропередач, трансформатор.

## SUMMARY

Motuznyi K. Development of a system for intelligent diagnostics of the power grid section / Graduation qualifying work for obtaining an educational level "master" in specialty 141 Electricity, electrical engineering and electromechanics. – DVNZ DonNTU, Pokrovsk, 2019.

Thesis consists of an introduction, the main part, which includes four sections, conclusions, a list of sources and appendices.

The first section presents the main theoretical provisions of intelligent networks, determines the relevance of the issue under consideration, indicates the goals and objectives of the work. The application of intelligent power management technology and the prospects for the introduction of intelligent networks in power supply systems are determined.

In the second section, the calculation and analysis of the operation of the power grid section was performed.

The third section presents the basics of creating artificial neural networks - provides theoretical information about artificial neural networks and the principles of structure of network structures.

In the fourth section, modeling of intelligent diagnostic systems of the power supply network was performed, the possibility of building a model of optimization of energy consumption by means of SNM was performed, an algorithm of complex analysis method for optimization of energy consumption and analysis of faults in electric networks by means of SNM was developed.

Keywords: power grid, intelligent control, intelligent networks, Smart Grid, artificial neural network, modeling, optimization, power line, transformer.

## ЗМІСТ

	стор.
ВСТУП	9
1 ОСНОВНІ ТЕОРЕТИЧНІ ПОЛОЖЕННЯ ПРО ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ МЕРЕЖІ	11
1.1 Актуальність питання	11
1.2 Цілі та завдання роботи	12
1.3 Топологія технології інтелектуального керування енергоживленням	13
1.4 Перспективи впровадження інтелектуальних мереж в системах енергопостачання	17
2 РОЗРАХУНОК І АНАЛІЗ РОБОТИ ДІЛЬНИЦІ ЕЛЕКТРОМЕРЕЖІ	19
3 ОСНОВИ СТВОРЕННЯ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ	30
3.1 Теоретичні відомості про штучні нейронні мережі	30
3.2 Будова мережевих структур	33
4 МОДЕЛЮВАННЯ СИСТЕМ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ ДІАГНОСТИКИ МЕРЕЖІ ПОСТАЧАННЯ ЕЛЕКТРИЧНОЇ ЕНЕРГІЇ	40
4.1 Пошук можливості будови моделі оптимізації енергоспоживання за допомогою ШНМ	40
4.2 Розробка алгоритму комплексного методу аналізу ШНМ з оптимізації енергоспоживання	49
4.3 Розробка ШНМ для згладжування гармонік у електромережі	54
4.4 Аналіз несправностей в електричних мережах за допомогою ШНМ	64

	8
ВИСНОВКИ	72
СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ	74
ДОДАТОК А. ГРАФІЧНА ЧАСТИНА	78
ДОДАТОК Б. ОГЛЯД ПИТАНЬ БЕЗПЕКИ ПРИ ЕКСПЛУАТАЦІЇ ЕЛЕКТРИЧНИХ МЕРЕЖ	83
ДОДАТОК Г. ПЕРЕЛІК ЗАУВАЖЕНЬ НОРМОКОНТРОЛЕРА	91

## ВСТУП

Науково-технічний прогрес, технологічне виробництво та побут сучасної людини неможливо уявити без використання електроенергії. Не дивлячись на широке застосування електричної енергії та відзначаючи своє сторіччя, енергетична галузь серед інших галузей виробництва має ще дуже широкі можливості для більш широкого впровадження сучасних інфо- і телекомунікаційних засобів та більшого поширення систем автоматизації.

Зазначене вимагає розвитку нових базових підходів до складання і будови прогресивних інформаційних систем для керування роботою енергетичних систем і мереж. Для реалізації даних цілей необхідно визначити концептуальні засади, архітектуру, загальноприйняті стандарти й принципи побудови систем і мереж, які можна бути вважати інтелектуальними. У світовій практиці такі інтелектуальні системи і мережі отримали назву «SmartGrid», або «активно-адаптивні».

Статистика останніх років показує зростання споживання електричної енергії (майже у 3 рази). Крім того, назріла необхідність широкої оптимізації систем енергопостачання та енергоспоживання, зростає необхідність підвищення культури споживання енергетичних ресурсів. Ця ситуація викликає необхідність мати можливість керування енергоспоживанням через постійний доступ до відповідної інформації. Через обмежену можливість збору і обробки даних споживачі вимушені сплачувати за спожиту енергію за фіксованими тарифами.

Електричні мережі, крім усього іншого, є одним з найважливіших компонентів зручої інфраструктури в сучасному світі. Безпечна і стабільна робота електромереж для домогосподарств і промисловості є запорукою їх продуктивної роботи, отримання стабільного прибутку та інше.



З огляду на це, проектування мереж повинно бути здійснено з урахуванням застосування способів аналізу стану електромереж та прийняти відповідні захисні заходи до можливих аварійних ситуацій.

Для досягнення поставленої в останній час широкого застосування набувають системи штучного інтелекту, які можуть аналізувати отриману інформацію у будь-який момент часу і визначення стан мережі. Це відбувається за рахунок використання складних нейронних моделей та методів машинного навчання. За їх допомогою можна імітувати умови, що відбуваються у мережі: коливання навантаження, коливання потужності, що виробляється, несправності у системі.

У теперішній час існує безліч можливостей для використання новітніх електронних технологій, які дозволяють усунути більшість недоліків керування роботою електричних мереж, особливо з огляду на обмеження споживання під час піку споживання, широке впровадження відновлюваних джерел енергії та регульованих електроприводів.

## 1 ОСНОВНІ ТЕОРЕТИЧНІ ПОЛОЖЕННЯ ПРО ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ МЕРЕЖІ

### 1.1 Актуальність питання

У енергетичній спільноті є значна економічна зацікавленість щодо отримання та класифікації стану мереж. Тому, важливою є розробка інтелектуальної, економічно ефективної та простої у використанні системи, робота якої заснована на програмному забезпеченні, що здійснює обробку сигналів та ефективні методи вилучення даних для отримання критичних характеристик, що визначають стани та класифікують ці стани за допомогою нейронних мереж [1].

Розробка уніфікованих програмних засобів для режиму роботи мереж у реальному часі дозволить забезпечити ці мережі зручними засобами самодіагностики. Використання комп'ютерних засобів аналізу стану мереж може значно зменшити помилкові спрацьовування засобів захисту та знизити вірогідність виникнення аварійних режимів [1].

Основою роботи інтелектуальних мереж є постійне збирання даних. Ці дані можуть бути зібрані за допомогою цілого ряду датчиків для формування онлайн бази даних. Наступним кроком є попередня обробка сигналів – їх «фільтрування» та усунення «шуму». Потім – визначення відповідності отриманих параметрів параметрам заданим. Кінець кінцем – пошук шляхів оптимізації стану мережі за заданими параметрами [2].

Тут головним завданням є вибір методів оцінки та аналізу, що використовуються на різних етапах роботи інтелектуалізації. Причому, методи оцінки, що є оптимальними для одного етапу, не обов'язково є оптимальними для іншого. Це відбувається через наявність невідомих взаємовпливів та взаємодій між різними компонентами системи, що мають різний набір класифікаційних та функціональних ознак [2].

Для здійснення мети формування інтелектуальної мережі можуть бути впроваджені різні методи:

- метод статистичного аналізу,
- штучна нейронна мережа,
- штучний інтелект.

Особливий інтерес представляє штучна нейронна мережа, що досить добре проявляє себе з точки зору класифікації, має досить високий ступінь точності за наявності значної кількості даних, її можна «навчити» виконувати практично будь-яку дію на основі розпізнавання сигналів.

## 1.2 Цілі та завдання роботи

Головною метою даної роботи є розробка системи інтелектуальної діагностики ділянки електромережі, яка може розпізнавати різні форми електричних параметрів та класифікувати їх з огляду на нормальну роботу або роботу аварійну або передаварійну.

У поєднанні з комп'ютерними засобами для відтворення інформації у реальному часі ця система у змозі досить суттєвою допомогти операторам мереж, зменшивши їх навантаження, забезпечивши можливість самодіагностики та зменшити вплив так званого «людського фактора».

Серед завдань роботи можна виділити:

- створення інтелектуальної системи розпізнавання сигналів,
- застосування фільтруючих елементів для видалення «шуму» від непродуктивних сигналів,
- пошук простого і ефективного методу вилучення та порівняння характеристик сигналів,
- створення штучної нейронної мережі для порівняння вихідних і робочих сигналів,

– розробка пропозиції з удосконалення функціонування електричних мереж та розвитку систем самодіагностики в режимі реального часу.

### 1.3 Топологія технології інтелектуального керування енергоживленням

Технологія інтелектуального керування енергоживленням або як її ще називають «SmartGrid» передбачає глибокий розвиток та модернізацію як існуючої інфраструктури енергомереж так і різноманітного енергообладнання. Дана модернізація повинна охоплювати увесь цикл: генерацію, транспортування, розподіл та споживання електричної енергії. При цьому повинні бути широко використані існуючі на даний момент засоби ІТ-індустрії, найсучасніші інформаційно-комунікаційні технології, технології зв'язку та засоби автоматизації та управління [3].

Дана технологія повинна враховувати інтеграцію відновлюваних джерел енергії, наявність або відсутність систем акумулювання електричної енергії, застосованого обладнання з автоматизації та управління, засобів моніторингу, використаних систем управління розподілом та використання енергії. Перевагами застосування даної технології є [3]:

- постійний контроль стану елементів мережі,
- інформування споживачів про стан мережі,
- оперативне управління споживанням у залежності від потреб,
- широка інтеграція розподілених генерируючих потужностей,
- використання існуючого технологічного обладнання на максимальних значеннях коефіцієнта корисної дії,
- здійснення самодіагностики та самовідновлення мереж,
- оперативний захист,

- визначення несанкціонованих підключень,
- розширення функцій контролю та управління обладнанням для зменшення пікових навантажень,
- можливість впровадження способів оптимізації споживання енергоресурсів,
- визначення режимів роботи обладнання з огляду на його енергоефективність,
- можливість визначення та впровадження оптимальних тарифних планів,
- широка стандартизація параметрів виробки, транспортування та споживання електричної енергії.

Зазначені переваги від впровадження інтелектуалізації мереж здатні суттєво підвищити якість енергопостачання, що є необхідною вимогою сьогодення, призводять до підвищення надійності, стійкості та гнучкості роботи енергетичних систем, дозволить реалізувати принцип відповідності між потужностями генерації та потужностями споживання.

Безумовно, впровадження принципів інтелектуального керування засобами енергетики потребують серйозних інтелектуальних і грошових вкладень протягом тривалого часу.

В основі системи інтелектуального керування містяться «інтелектуальні електронні прилади» та програмні пристрої контролю. Ці пристрої містять контролери якості електричних і магнітних параметрів і побудовані на базі високопродуктивних мікропроцесорів, мають блоки пам'яті та підтримують мереживні інтерфейси. На початковому етапі розвитку інтелектуального управління необхідно застосування сучасних засобів моніторингу та управління, створення автоматизованої інфраструктури мереж на всіх рівнях споживання. Паралельно із цим можуть бути вирішені задачі автоматичного або автоматизованого управління навантаженням, з'являється можливість вирішувати задачі технічного моніторингу та керування енергопостачанням об'єктів [3].

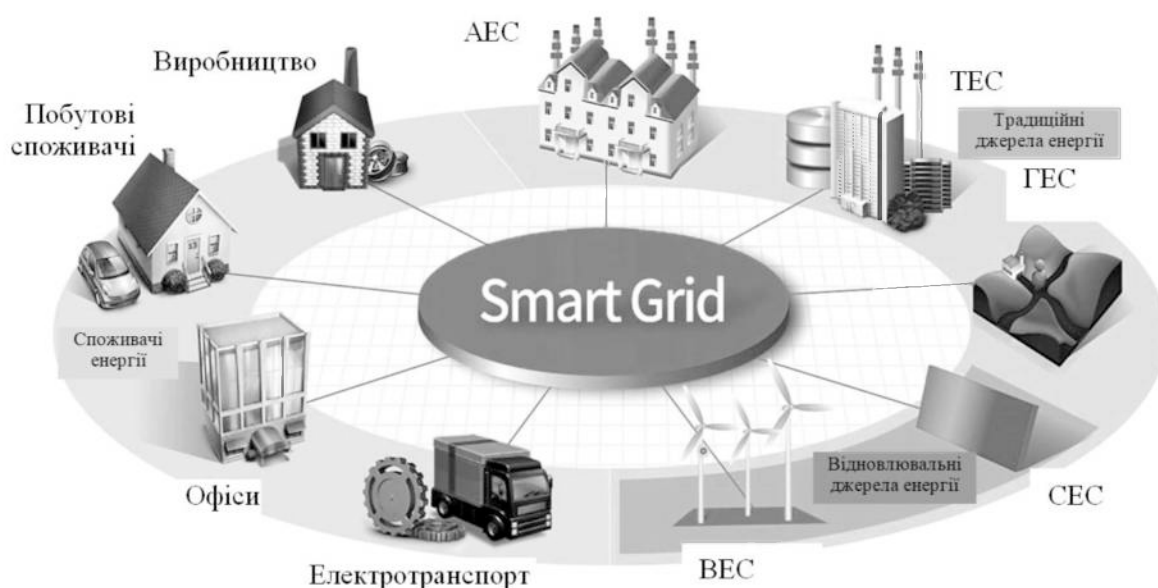


Рисунок 1.1 – Місце Smart Grid в системі виробництва та споживання енергії

Створення багатофункціонального центру для моніторингу та керування параметрами енергопостачання за допомогою системи Smart Grid дозволяє [4]:

- у реальному часі визначати потреби у відповідних типах енергії,
- здійснювати оцінку енергоефективності роботи обладнання кожного споживача, технологічної системи, групи об'єктів,
- керувати енергоспоживанням об'єкта у рамках встановленого ліміту на енергопостачання,
- впровадити автоматизовані системи керування пріоритетними об'єктами навантаження,
- ефективне керування споживанням у періоди пікового енергоспоживання,
- отримати підвищену здатність до обслуговування,
- можливість фіксації у прив'язці до реального часу безлічі параметрів якості енергопостачання, що допомагає виявити місця, у яких є необхідність встановлення додаткового контролюючого чи коректуючого обладнання,

- підвищити надійність та ефективність енергопостачання,
- збільшити загальне значення загального коефіцієнту корисної дії обладнання та мереж,
- миттєво визначати та реєструвати наявність аварійних ситуацій або попереджати оператора або чергового про наближення параметрів до критичних значень.

Інтелектуальні системи керування енергопостачанням дозволяють створювати глобальний звіт про аналіз роботи системи виробки, транспортування та споживання енергоресурсів, здійснити розрахунок та провести оптимізацію витрат енергоресурсів.

У загальній ієрархії інтелектуальних систем керування можна виділити наступні [5]:

- підсистему моніторингу якості енергопостачання об'єкта чи структури,
- підсистему моніторингу та керування у часи «пікових» навантажень,
- підсистема керування базами даних у залежності від масштабності об'єкта.

Наявність розгалуженої мережі інтерфейсів та протоколів зв'язку дозволяє застосувати до таких систем найвищу форму автоматизації – централізоване керування, що дозволяє здійснювати моніторинг енергопостачання об'єкта за допомогою програмно-апаратних комплексів. Наявність комунікаційних засобів та можливостей централізованого керування дозволяють миттєво інформувати зацікавлених осіб та керівництво про всі значущі події у системі [5].

Серед основних, пріоритетних напрямків початкової конфігурації інтелектуальної системи керування є визначення та узгодження типових навантажень, які визначають пріоритетність та підвищені вимоги до надійності енергопостачання за можливості їх керування та відключення (за необхідності), визначення часу відключення та інше.

## 1.4 Перспективи впровадження інтелектуальних мереж в системах енергопостачання

Інтелектуальні мережі мають суттєвий потенціал для їх реалізації і впровадження. Так, згідно зі звітом Європейської комісії «Smart Grid projects in Europe: lessons learned and current developments» (червень 2011р.), обсяги інвестицій у проекти, пов'язані з впровадженням інтелектуальних мереж складуть: у Європі – 56,5 млрд. євро до 2020 року; у США – до 334,5 млрд. євро до 2030 року, у Китаї – 71 млрд. євро до 2020 року [6].

Завдяки виконанню положень цього документа Євроспільнота прогнозує зниження шкідливих викидів в атмосферу на 20%.

Впровадження інтелектуальних мереж дозволить, крім іншого, скоротити обсяг енергоспоживання за рахунок більш раціонального розподілу енергетичних ресурсів.

Використання інтелектуальних мереж особливо актуально з огляду на зношеність існуючого обладнання та самих мереж – дані заходи можуть ефективно вирішити вказані проблеми завдяки стабільності, зручності використання і зниження втрат.

Тепер немає єдиного визначення технології для пояснення сутності інтелектуальних мереж. Інколи, її визначають як мережу, що є повністю автоматизованою і забезпечує двосторонній потік інформації про стан енергопостачання між окремими елементами системи [5].

Загалом, інтелектуальні мережі – це мережі, що забезпечують вимозі економічного та ефективного функціонування енергетичної системи за рахунок впровадження і використання скоординованого та синхронного управління за допомогою засобів комунікації між окремими елементами мережі.



Сутність і технологія інтелектуальних мереж полягає у постійному спостереженні, застосуванні засобів автоматизації, можливості контролювати визначені параметри, легкої інтеграції до існуючих систем та апаратних комплектів, можливості автоматизованого обліку споживання ресурсів, інтелектуальний захист, враховування наявності розподіленої генерації та альтернативних джерел енергії, двостороннє використання електричних засобів транспорту [5].

## 2 РОЗРАХУНОК І АНАЛІЗ РОБОТИ ДІЛЯНИЦІ ЕЛЕКТРОМЕРЕЖІ

Розрахунок режимів роботи електромережі полягає у визначенні режимів максимального і мінімального навантаження, а також втрат у мережі.

Оперативна схема ділянки електричної мережі представлено на рис. 2.1.

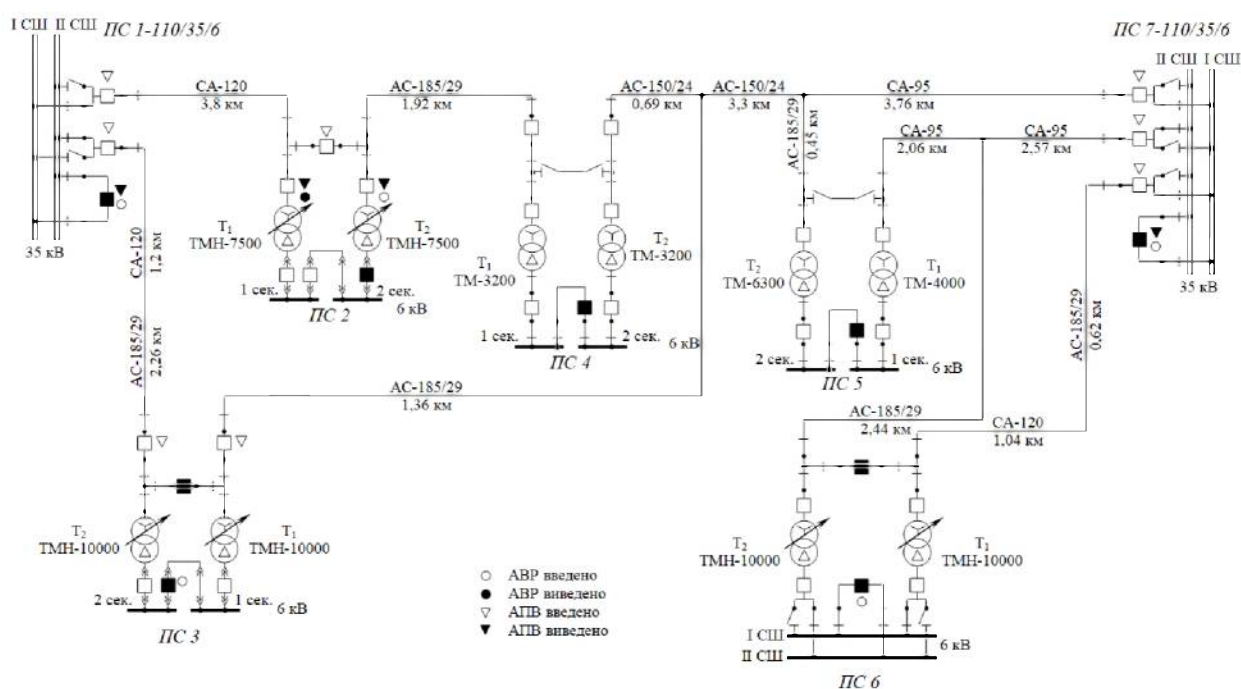


Рисунок 2.1 – Оперативна схема ділянки електричної мережі

Навантаження підстанцій мережі 35 кВ представлено у табл. 2.1.

Типорозмір та тип з'єднання трансформаторів відповідних підстанцій наведено у табл. 2.2.

Для аналізу роботи електромережі використаємо метод, який передбачає застосування графів. На рис. 2.2 наведено направлений граф для ділянки електричної мережі за рис. 2.1 [7].

Таблиця 2.1 – Значення навантажень підстанцій мережі

Номер підстанції	Трансформатор підстанції	Найбільше навантаження у відповідній мережі		Мінімальне навантаження у відповідній мережі		Максимальне навантаження відповідної підстанції	
		$P_{\max}$ МВт	$Q_{\max}$ Мвар	$P_{\min}$ МВт	$Q_{\min}$ Мвар	$P_{\max}$ МВт	$Q_{\max}$ Мвар
№2	T <sub>1</sub>	3,66	0,51	3,01	0,28	3,72	0,55
	T <sub>2</sub>	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
№3	T <sub>1</sub>	2,05	0,46	1,41	0,55	2,96	0,46
	T <sub>2</sub>	4,79	1,54	1,87	0,73	5,81	1,71
№4	T <sub>1</sub>	0,62	0,60	0,36	0,34	0,93	0,69
	T <sub>2</sub>	1,43	0,17	0,80	0,14	1,43	0,23
№5	T <sub>1</sub>	0,68	0,23	0,23	0,23	0,68	0,23
	T <sub>2</sub>	2,05	0,07	0,68	0,68	3,42	0,07
№6	T <sub>1</sub>	3,42	1,40	1,37	0,55	3,42	1,38
	T <sub>2</sub>	4,10	1,62	0,68	0,28	4,45	1,77
Разом		22,80	6,59	10,41	3,78	–	–

Таблиця 2.2 – Зведені відомості про трансформатори підстанцій

Номер підстанції	Трансформатор підстанції	Тип трансформатора	Схема та група з'єднання обмоток
№2	T <sub>1</sub>	ТМН-7500/35	$Y_H / \Delta$
	T <sub>2</sub>	ТМН-7500/35	$Y_H / \Delta$
№3	T <sub>1</sub>	ТМН-10000/35	$Y_H / \Delta$
	T <sub>2</sub>	ТМН-10000/35	$Y_H / \Delta$
№4	T <sub>1</sub>	ТМ-3200/35	$Y_H / \Delta$
	T <sub>2</sub>	ТМ-3200/35	$Y_H / \Delta$
№5	T <sub>1</sub>	ТМ-4000/35	$Y_H / \Delta$
	T <sub>2</sub>	ТМ-6300/35	$Y_H / \Delta$
№6	T <sub>1</sub>	ТМН-10000/35	$Y_H / \Delta$
	T <sub>2</sub>	ТМН-10000/35	$Y_H / \Delta$

Виконаємо розрахунок необхідного рівня напруги на шинах споживачів, що дозволить оцінити діапазон регулювання трансформаторів, за формулою [8]:

$$U_{\text{необх.}} = \left[ 0,0714 \cdot \left( \frac{P_{\text{ном.}}}{P_{\text{max}}} \cdot 100 - 30 \right) \cdot \frac{1}{100} + 1 \right] \cdot U_{\text{н.ном.}} \quad (2.1)$$

де  $P_{\text{ном.}}$  – значення номінальної спожитої потужності, МВт,

$P_{\text{max.}}$  – значення максимальної потужності, МВт,

$U_{\text{н.ном.}}$  – номінальне значення напруги у мережі, кВ,

Результати розрахунку за формулою (2.1) наведено у табл. 2.3.

Таблиця 2.3 – Результати розрахунку необхідної напруги на шинах споживачів

Номер підстанції	Трансформатор підстанції	$P_{\text{max}}$ , МВт	$P_{\text{мін}}$ , МВт	$\delta U$ , %	$U_{\text{ном.}}$ , кВ	$U_{\text{необ. max}}$ , кВ	$U_{\text{необ. min}}$ , кВ
№2	T <sub>1</sub>	3,66	3,01	3,55	6	6,3	6,2
№3	T <sub>1</sub>	2,05	1,41	2,61	6	6,3	6,2
	T <sub>2</sub>	4,79	1,87	0,62	6	6,3	6,0
№4	T <sub>1</sub>	0,62	0,36	1,93	6	6,3	6,1
	T <sub>2</sub>	1,43	0,80	1,76	6	6,3	6,1
№5	T <sub>1</sub>	0,68	0,23	0,23	6	6,3	6,0
	T <sub>2</sub>	2,05	0,68	0,23	6	6,3	6,0
№6	T <sub>1</sub>	3,42	1,37	0,68	6	6,3	6,0
	T <sub>2</sub>	4,10	0,68	0,00	6	6,3	6,0

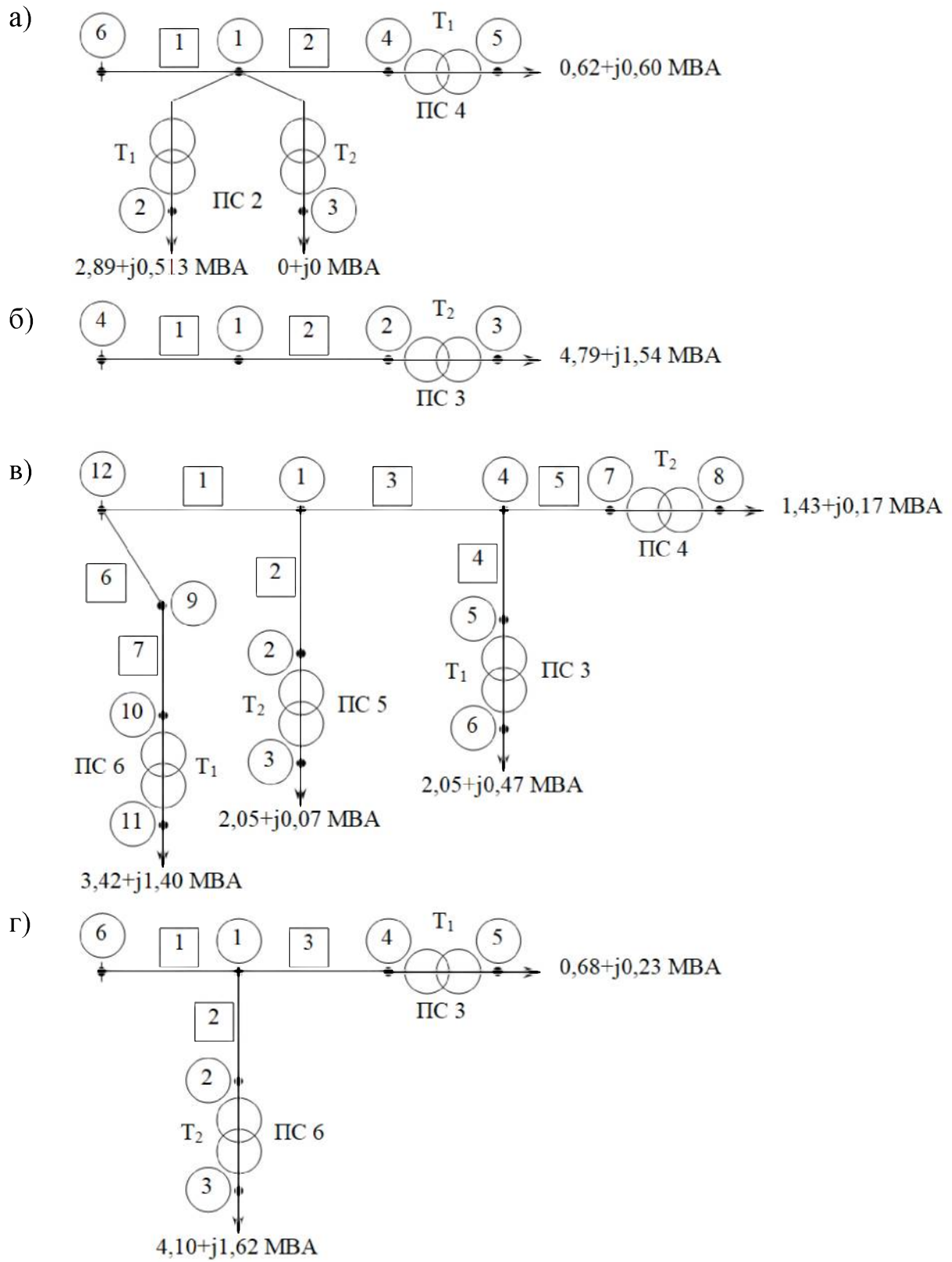


Рисунок 2.2 – Направлені графи ділянки електромережі: а) ділянка 1, б) ділянка 2, в) ділянка 3, г) ділянка 4

Для розрахунку направлених графів визначимо основні складові даних схем та здійснимо їх зведення у табл. 2.4, 2.5.

Таблиця 2.4 – Вихідні дані до розрахунку направлених графів

Характеристика ділянки (графа)	Ділянка 1	Ділянка 2	Ділянка 3	Ділянка 4
Загальне число гілок	5	3	11	5
Число лінійних гілок	2	2	7	3
Число незалежних вузлів	5	3	11	5
Число вузлів з навантаженням	3	1	4	2

Таблиця 2.5 – Дані у вузлах навантаження

Ділянка (граф)	Номер вузла	Максимальний режим		Мінімальний режим	
		$P_{\max}$ МВт	$Q_{\max}$ Мвар	$P_{\min}$ МВт	$Q_{\min}$ Мвар
1	2	3,66	0,51	3,01	0,28
	3	0,00	0,00	0,00	0,00
	5	0,62	0,60	0,36	0,34
2	3	4,79	1,54	1,87	0,73
3	3	2,05	0,07	0,68	0,68
	6	2,05	0,46	1,41	0,55
	8	1,43	0,17	0,80	0,14
	11	3,42	1,40	1,37	0,55
4	3	4,10	1,62	0,68	0,28
	5	0,68	0,23	0,23	0,23

Здійснюємо розрахунок режимів роботи при максимальному та мінімальному навантаженні, оцінимо показники функціонування мережі. Результати розрахунків зазначених схем наведено у додатку Б.

Втрати потужності у мережі залежать від значення активного опору, що опосередковано залежить від перетину лінії. Перетин провідників лінії обирають за економічною щільністю струму, що забезпечує мінімум приведених витрат. Тобто, повинна виконуватися наступна умова [8]:

$$j_{розр.} \leq j_{ек.} \quad (2.2)$$

де  $j_{розр.}$  – розрахункова щільність струму у мережі, значення якої можна визначити за формулою [8]:

$$j_{розр.} = \frac{I_{дільн.}}{n_k \cdot F_{ст}} \quad (2.3)$$

де  $I_{дільн.}$  – струм на обраній ділянці мережі, А,

$n_k$  – кількість ліній,

$F_{ст}$  – стандартне значення перетину проводів на обраній ділянці мережі, мм<sup>2</sup>.

$j_{ек.}$  – економічна щільність струму, значення якої для неізолюваних сталелегуючих провідників складає 0,8 А/мм<sup>2</sup>.

Втрати потужності у нормальному режимі роботи є найважливішим показником економічної роботи мережі. Ці втрати визначаються шляхом аналізу відсоткового складу втрат потужності в елементах мережі відносно корисної потужності ( $P_2 = \sum_{i=1} P_{M_i} = 24,00$  МВт) за наступною формулою [8]:

$$\Delta P_{i\%} = \frac{\Delta P_i}{P_2} 100 \% \quad (2.4)$$

де  $P_2$  – значення активної потужності, що споживається всіма споживачами мережі, МВт,

$\Delta P_i$  – абсолютні втрати потужності в і-ому елементі мережі,

$\Delta P_{i\%}$  – відносні втрати потужності в і-ому елементі мережі.

Таблиця 2.6 – Розрахунок щільності струму

Граф	Дільниця		Марка проводу	I <sub>дільн.</sub> А	j <sub>розр.</sub> А/мм <sup>2</sup>
	по рис. 2.1	по рис. 2.2			
1	ПС 1 – ПС 2	6 – 1	СА-120	71,92	0,60
	ПС 2 – ПС 4	1 – 4	АС-185/29	13,97	0,08
2	ПС 1 – 1	4 – 1	СА-120	81,80	0,68
	1 – ПС 3	1 – 2	АС-185/29	81,80	0,45
3	ПС 7 – 1	12 – 1	СА-95	87,78	0,92
	1 – ПС 5	1 – 2	АС-185/29	32,21	0,17
	1 – 2	1 – 4	АС-150/24	55,77	0,37
	2 – ПС 3	4 – 5	АС-185/29	33,25	0,18
	2 – ПС 4	4 – 7	АС-150/24	22,61	0,15
	ПС 7 – 3	12 – 9	АС-185/29	61,85	0,33
	3 – ПС 6	9 – 10	СА-120	61,85	0,51
4	ПС 7 – 1	6 – 1	СА-95	83,98	0,88
	1 – ПС 6	1 – 2	АС-185/29	72,11	0,39
	1 – ПС 5	1 – 4	СА-95	11,88	0,12

Втрати потужності в лініях електропередач ЛЕП ( $\Delta P_{\text{ЛЕП}}$ ) і обмотках трансформаторів ( $\Delta P_{\text{тр}}$ ) можна визначити за лінійними параметрами режиму як різницю між значеннями потужності на початку ( $P'$ ) і вкінці ( $P''$ ) відповідного елемента [9]:

$$\Delta P = P' - P'' \quad (2.5)$$



Результати розрахунку втрат потужності за формулами (2.4) та (2.5) наведено у табл. 2.7 та 2.8.

Втрати потужності у трансформаторах свідчить про те, що мережеві трансформатори недовантаженні і працюють в умовах, що відрізняються від проектних. Також можна сказати, що втрати потужності у трансформаторах вищі ніж у ЛЕП.

Таблиця 2.7 – Втрати потужності у ЛЕП

Граф	Дільниця		$P'$ , МВт	$P''$ , МВт	$\Delta P_{\text{ЛЕП}}$ , МВт
	по рис. 2.1	по рис. 2.2			
1	ПС 1 – ПС 2	6 – 1	4,36	4,34	0,02
	ПС 2 – ПС 4	1 – 4	0,63	0,63	0,00
2	ПС 1 – 1	4 – 1	4,83	4,82	0,01
	1 – ПС 3	1 – 2	4,82	4,81	0,01
3	ПС 7 – 1	12 – 1	5,61	5,59	0,03
	1 – ПС 5	1 – 2	2,07	2,07	0,00
	1 – 2	1 – 4	3,52	3,51	0,01
	2 – ПС 3	4 – 5	2,07	2,07	0,00
	2 – ПС 4	4 – 7	1,43	1,43	0,00
	ПС 7 – 3	12 – 9	3,48	3,48	0,00
	3 – ПС 6	9 – 10	3,48	3,48	0,00
4	ПС 7 – 1	6 – 1	4,86	4,85	0,02
	1 – ПС 6	1 – 2	4,14	4,13	0,01
	1 – ПС 5	1 – 4	0,70	0,70	0,00
Разом у ЛЕП					0,10

Таблиця 2.8 – Втрати потужності у трансформаторах

Граф	Дільниця		$P'$ , МВт	$P''$ , МВт	$\Delta P_{тр}$ , МВт
	по рис. 2.1	по рис. 2.2			
1	ПС 1 – ПС 2	6 – 1	3,67	3,66	0,01
	ПС 2 – ПС 4	1 – 4	0,00	0,00	0,00
2	ПС 1 – 1	4 – 1	0,62	0,62	0,00
	1 – ПС 3	1 – 2	4,80	4,79	0,01
3	ПС 7 – 1	12 – 1	2,06	2,05	0,01
	1 – ПС 5	1 – 2	2,05	2,05	0,00
	1 – 2	1 – 4	1,43	1,43	0,01
	2 – ПС 3	4 – 5	3,43	3,42	0,01
	2 – ПС 4	4 – 7	4,11	4,10	0,01
	ПС 7 – 3	12 – 9	0,68	0,68	0,00
	3 – ПС 6	9 – 10	3,67	3,66	0,01
4	ПС 7 – 1	6 – 1	0,00	0,00	0,00
	1 – ПС 6	1 – 2	0,62	0,62	0,00
	1 – ПС 5	1 – 4	4,80	4,79	0,01
Разом у трансформаторах					0,08

Економічність роботи мережі можна схарактеризувати коефіцієнтом корисної дії за втратами потужності за формулою [9]:

$$\eta_{\Delta P} = \frac{P_2}{P_1} \cdot 100 \quad (2.6)$$

де  $P_1$  – значення потужності на шинах джерела живлення [9]:

$$P_1 = P_2 + \Delta P = 24,00 + 0,36 = 24,36 \text{ МВт} \quad (2.7)$$

$$\eta_p = \frac{24,00}{24,36} \cdot 100 = 98,52\%$$

Гарним показником якості енергоживлення є значення відхилення напруги. Рівень напруги можна вважати забезпеченим, якщо виконується умова [9]:

$$\delta U = \left| \frac{U_\phi - U_{\text{необх.}}}{U_{\text{необх.}}} \right| \cdot 100\% \leq \frac{\Delta U_{\text{ст}}}{2}, \quad (2.8)$$

де  $U_\phi$  – фактичний рівень напруги на шинах ПС, кВ,

$U_{\text{необх.}}$  – необхідний рівень напруги, кВ,

$\Delta U_{\text{ст}}$  – ступінь регулювання напруги на навантаженні, %.

Розрахунки за формулою (2.8) наведено у табл. 2.9.

Аналіз табл. 2.9 говорить про те, що необхідний рівень напруги забезпечується і у режимі максимального навантаження і у режимі мінімального навантаження споживачів.

Для зменшення відхилень напруги у електричних мережах застосовують пристрої, що забезпечують підтримання напруги на певному рівні: конденсаторні батареї, трансформатори з можливістю регулювання коефіцієнту трансформації, тиристорні компенсатори та інші.

Таблиця 2.9 – Розрахунок відхилень напруг на трансформаторах підстанцій

Показник	Номер підстанції								
	ПС 2	ПС 3		ПС 4		ПС 5		ПС 6	
Тр-р	T <sub>1</sub>	T <sub>1</sub>	T <sub>2</sub>	T <sub>1</sub>	T <sub>2</sub>	T <sub>1</sub>	T <sub>2</sub>	T <sub>1</sub>	T <sub>2</sub>
% ст	2,38	1,26	1,26	1,43	1,43	2,38	2,38	2,38	1,43
№ ст	±4	±9	±9	±6	±6	±2	±2	±2	±8
№ вузла	2	6	3	5	8	5	3	11	3
граф	1	3	2	1	3	4	3	3	4
Режим максимального навантаження									
U <sub>2ж</sub> , кВ	5,99	5,99	5,99	5,99	5,99	5,99	5,99	5,99	5,99
U <sub>2ф</sub> , кВ	6,05	5,96	5,99	6,02	5,97	5,99	5,94	6,04	5,96
n <sub>отв.ст.</sub>	-2	1	0	3	4	-1	-1	-2	1
δ U, %	1,05	0,46	0,15	0,60	0,30	0,15	0,75	0,90	0,46
Режим мінімального навантаження									
U <sub>2ж</sub> , кВ	5,89	5,89	5,70	5,80	5,80	5,70	5,70	5,70	5,70
U <sub>2ф</sub> , кВ	5,93	5,89	5,68	5,81	5,83	5,73	5,77	5,66	5,73
n <sub>отв.ст.</sub>	-1	2	5	6	6	1	0	1	5
δ U, %	0,62	0,00	0,31	0,31	0,63	0,48	1,11	0,64	0,48

## 3 ОСНОВИ СТВОРЕННЯ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

### 3.1 Теоретичні відомості про штучні нейронні мережі

Штучна нейронна мережа (ШНМ) набули розповсюдження у останнє десятиліття і знайшли застосування майже у всіх галузях та областях науки і техніки. ШНМ можна розглядати у змісті штучного інтелекту, завдяки чому ці мережі і називають штучними [10].

Використання ШНМ дозволяє реалізувати наступні можливості по автоматичному керуванню різноманітними об'єктами [10]:

- можливість реалізації нелінійних зв'язків завдяки властивостям нейронних мереж по самонавчанню і фіксації знань,
- висока вірогідність розпізнавання образів під час роботи мережі,
- мережа може навчатися на прикладах завдяки вхідним і вихідним образам сигналів.
- висока адаптивність нейронної мережі і можливість роботи у нестационарному середовищі,
- можливість класифікації адаптивних моделей у залежності від ситуації.
- здатність реагувати у режимі реального часу на зміни стану системи,
- відмовостійкість та висока продуктивність нейронної мережі.
- є здатність розпізнавати закономірності.

Зазначені адаптивні особливості штучних нейронних мереж дуже добре підходять для діагностики та контролю несправностей й оцінки ризиків у середовищі електромереж.

Нейромережа може мати різну конструкцію, але в основі є штучні нейронні вузли, з'єднані між собою. Ці зв'язки називаються синаптичними вагами, а найрозповсюдженими є мережі зі зворотним зв'язком [10].

Треба сказати, що поки не існує єдиної думки щодо точного формування мережевої структури та процедур навчання. Для одних і тих

же початкових даних та типу мережі існує багато різних способів формування структури ШНМ, а також різні вхідні параметрами.

З вищезазначеного виходить, що ШНМ дуже добре підійдуть для вивчення та моніторингу стану енергетичних мереж, що дозволить визначити загальні правила використання ШНМ та розробити рекомендації з їх використання.

Для реалізації поставленої мети необхідно мати набір реальних даних, статистичні дані моніторингу станів, сенсорних сигналів.

Основним завданням штучних нейронних мереж є штучна реалізація складних функціональних зв'язків у різних технічних областях через розпізнавання «образів», їх ідентифікацію та доступну класифікацію й через визначену систему спілкування з оператором видачу рекомендацій на управління чи безпосереднє управління [11].

ШНМ фізично являє собою процесор, який з високою точністю та швидкістю здійснює прийом, зберігання, обробку даних та їх представлення, доступне для використання.

Основними особливостями ШНМ є [12]:

- мережа набуває знань у процесі навчання,
- для зберігання даних використовуються міжнейронні сили зв'язку (синаптичні зв'язки).

З теоретичної точки зору ШНМ можуть робити все, що і звичайний цифровий комп'ютер – ми можемо навчити нейронну мережу формувати певні вихідні сигнали для досягнення конкретної мети. У ШНМ, так само і у системах автоматичного керування зі зворотним зв'язком, вихідний сигнал коригується на основі порівняння результату та мети до тих пір, поки сигнал на виході не буде відповідати поставленій меті. Для процесу «навчання» такої мережі використовується значна кількість таких порівняльних пар даних про сигнал [13].

Якщо розглядати ШНМ як технологію автоматизації можна знайти багато успішних прикладів, серед яких можна відзначити системи

нелінійної обробки інформації, розпізнавання шаблонів, прогнозування часових та числових рядів, засоби інтелектуального керування та інш. Застосованість ШНМ залежить від конкретних задач, специфіки складання мережевої архітектури, зміст алгоритму навчання [14].

На теперішній час бракує ефективних та системних методів проектування архітектури ШНМ. Найбільш широко використовується багатошаровий персептрон, топологія мережі (кількість шарів, нейронів та зв'язків між нейронами у мережі). При визначенні параметрів навчання досить часто покладаються на емпіричний метод (метод спроб і помилок), та використанням методу зворотного поширення помилок. При цьому важливо розуміти, що деякі моделі нейронних мереж не мають характеристик диференціювання і дане положення обмежує сферу застосування ШНМ [15].

Перед розробниками ШНМ для вирішення різноманітних прикладних задачах стоїть завдання швидкого проектування нейронних мереж, що забезпечують високу продуктивність та ефективність. Задля вирішення цих питань для створення нейронної мережі використовують генетичний алгоритм.

Програмне забезпечення для оцінки роботи ШНМ повинно проходити відповідний цикл, який складається з проектування, оцінки складання та тестування.

На етапі проектування визначається структура мережі, топологія з'єднань і зв'язків, передавальна функція, алгоритм і параметри навчання. На етапі оцінки структура навчання моделюється і оцінюється. На етапі тестування визначається практичне застосування. У разі отримання незадовільного результату необхідно змінити вихідну структуру, що фактично є новим циклом проектування. Тобто, проектувальних ШНМ випадковим чином визначає кращу конфігурацію мережі серед усіх можливих конфігурацій мережі, фактично вирішуючи проблему оптимізації [16].

Перевагою методу генетичного обчислення має дві особливості [17]:

- це метод глобальної оптимізації, що відрізняється від інших відомих методів локальної оптимізації,
- для досягнення оптимального результату використовується стратегія випадкового пошуку з кількома агентами.

Ці особливості дозволяють даному виду обчислень знаходити найкраще комплексне рішення у багатовимірному досліджуваному просторі. Для адекватної роботи прикладної програми проблема повинна бути досить сильно формалізована для складання моделі роботи ШНМ шляхом введення-виведення, що обмежує простір для пошуку. Для пошуку кращої архітектури нейронної мережі, на початку необхідно визначити форму кодування генетичного алгоритму і визначити точність обчислення задачі – чим вищою є вимоги до точності обчислень, тим більшим є «довжина» коду, що призводить до збільшення діапазону та часу пошуку рішення. І навпаки, якщо вимоги до точності низькі – можна «не знайти» відповідне до вимог розв'язання. Після цього необхідно вибрати або розробити нові генетичні оператори, селекцію, кросовер, мутацію і відповідні оператори [17].

### 3.2 Будова мережевих структур

ШНМ – це система обробки даних, що складається з ряду простих і взаємопов'язаних елементів обробки при використанні підсистеми введення-виведення [18].

Оброблюваний елемент моделює біологічний нейрон, тому його в цьому контексті також називають нейроном. Нейромережа, як правило, структурована згідно набору заданої кількості елементарних процесорних блоків, розташованих у кілька шарів. Вхідний шар слугує лише для



введення даних, кожен нейрон отримує на своїх входах інформацію із зовнішніх джерел. На наступних шарах кожен нейрон отримує на своїх входах інформацію з виходів попередніх шарів через зважені зв'язки, які називаються синаптичними вагами. Останній нейронний шар називається вихідним шаром [18].

Кожен оброблювальний елемент з'єднаний з попереднім шаром за допомогою вагових коефіцієнтів, оскільки інформація, що надходить до цього елемента, зважується і підсумовується в оброблювальному елементі разом із зваженим постійним зміщенням, що називається пороговим значенням. Нелінійна багатовхідна та одновихідна передавальна функція на обраному елементі називається активаційною або логістичною функцією і для її вибору найчастіше використовують функції сигмовидної форми [19]:

$$y_k(n) = \frac{1}{1 + e^{-v_k(n)}} \quad (3.1)$$

де  $n$  – номер ітерації (тобто представлення  $n$ -ї моделі навчання),

$k$  – номер індексу нейрона,

$$v_k(n) = \sum_{j=1}^q w_{kj}(n) \cdot p_k(n) + \sigma_k \quad (3.2)$$

де  $q$  – загальна кількість входів нейрона  $k$ ,

$w_{kj}$  – синаптична вага, що з'єднує нейрон  $k$  з нейроном  $j$ ,

$p_k(n)$  – вхідний сигнал нейрона  $i$  або, іншими словами, функціональний сигнал, що з'являється на виході нейрона  $j$ ,

$\sigma$  – постійна складова, що називається пороговою складовою.

Іншим типом сигмоїдної нелінійності є гіперболічний тангенс, який є антисиметричним щодо початку координат і для якого амплітуда вихідного сигналу знаходиться у діапазоні  $-1 \leq p_j \leq +1$ .

Залежність (3.2), де елемент виборки з його синаптичними вагами та межами та пов'язаною функцією активації, називається персептроном. Ця структура у прогресивній формі забезпечує структуру, відому як багатошарова мережа персептрону (БМП), у якій вхідний сигнал поширюється по мережі в прямому напрямку, пошарово. Така мережа називається нейронною мережею прямого зв'язку (рис. 3.1) [19].

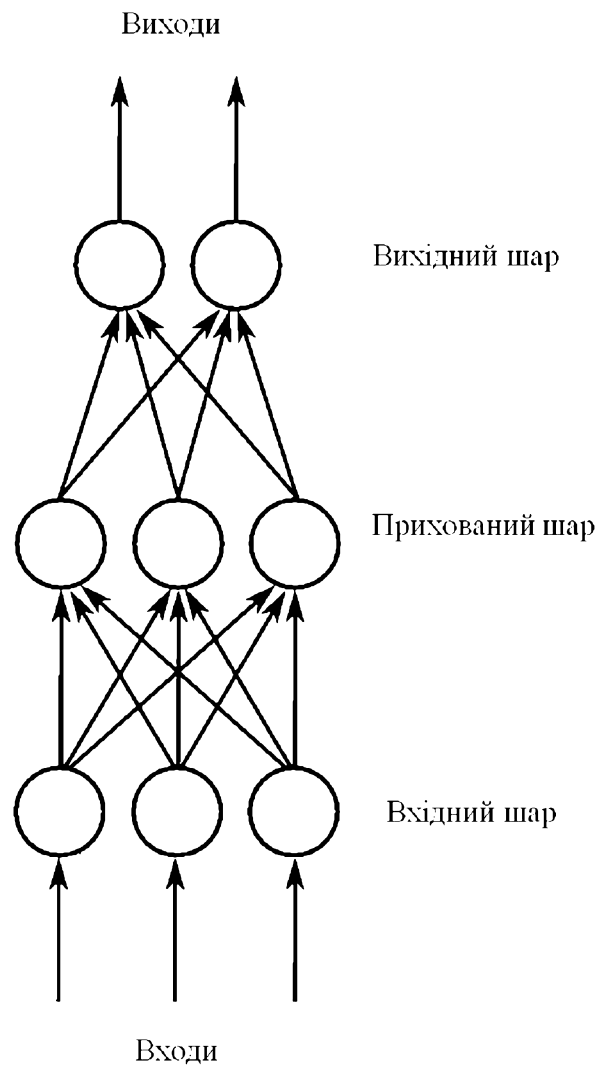


Рисунок 3.1 – Нейронна мережа прямого зв'язку

Метою будови, а потім і аналізу роботи, нейронної мережі є отримання її модульної ієрархічної структури. За допомогою базових конструктивних елементів можна легко змінювати, розширювати чи створювати більш складні архітектури нейронних мереж. Найбільша проблема цієї системи – забезпечити незалежність функцій кожної окремої складової при цьому забезпечити відповідний комунікаційний інтерфейс між цими окремими функціональними блоками для полегшення проектування та синтезу досить складних мереж.

Іншою структурою нейронної мережі є мережі з радіальною базовою функцією (РБФ). Мережі з РБФ у загальному вигляді складаються з трьох абсолютно різних шарів. Перший (вхідний) рівень складається із сенсорних вузлів джерела, другий рівень – це прихований шар радіальних базових функцій. Вихідний рівень дає відображення шаблону виведення. Перетворення з вхідного рівня у прихований рівень є нелінійним, тоді як перетворення з прихованого одиничного рівня у вихідний рівень є лінійним. Архітектуру мережі з РБФ показано на рис. 3.2 [19].

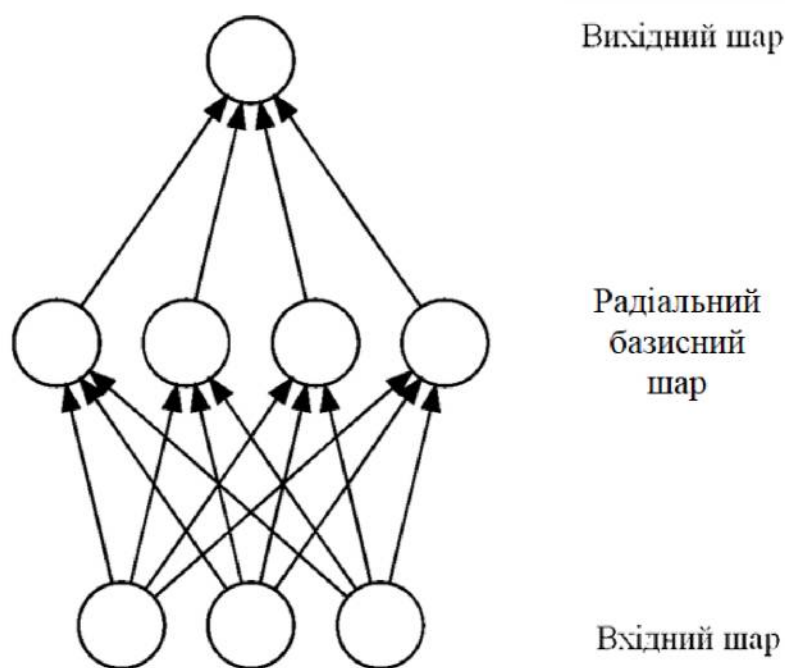


Рисунок 3.2 – Нейронна мережа з реалізацією радіальної базової функції

Нейрона мережа з радіальною базовою функцією та багатошаровими персептронами є приватним випадком нелінійних мереж прямого зв'язку. Мережа РБФ мають один прихований рівень, тоді як мережа БМП може мати не один, а кілька прихованих рівнів.

Математичний опис мережі з РБФ має вигляд [19]:

$$y_i(x) = \sum_{j=1}^m w_{ij} \cdot \varphi_k(x) + w_{k0} \quad (3.3)$$

де  $m$  – кількість вузлів у прихованому шарі,

$i$  – параметр індексу для кількості вихідних вузлів,

$\varphi_j(x)$  – базова функція [19]:

$$\varphi_k(x) = e^{-\frac{(x-\tau_j)^2}{2 \cdot \delta_k^2}} \quad (3.4)$$

де  $x$  – вхідний вектор з елементом  $x_k$ ,

$\tau_j$  – вектор, що визначає центр базисної функції  $\varphi_j$  та має елементи  $\tau_{jk}$  ненормованої базові функції.

ІНМ можуть навчатися на своїй поведінці і завдяки цьому покращують ефективність своєї роботи. Так, БМП і РБФ навчаються зовні «викладачем», функції якого полягають у наданні мережі набору цільових функцій (так зване, контрольоване навчання). Мета самонавчання полягає в отриманні бажаної форми відображення вхідних і вихідних даних, які алгоритм роботи ІНМ повинен апроксимувати. У системах самоорганізації ІНМ ваги мережі визначаються лише шляхом врахування вхідної інформації без звернення до зовнішнього спостерігача «учителя» [19].

Структура самоорганізуючої системи ШНМ може бути реалізована у будь-який спосіб та будь-яку форму. Найбільшого розповсюдження отримала форма, що складається з вхідного та вихідного шарів, з прямими з'єднаннями від входу до виходу та бічними зв'язками між нейронами на вихідному рівні. Самоорганізація здійснюється пошарово для розробки остаточної конфігурації вагових зв'язків. Вихідні нейрони зазвичай розташовані у одно- або двовимірній решітці (топології), яка гарантує, що кожен нейрон має безліч сусідніх. Відповідний алгоритм навчання для ШНМ називається самоорганізуючою картою функцій [19].

У ШНМ зазвичай використовується кілька різних видів навчання. Найбільш поширеним є навчання з «учителем», при якому керування здійснюється на вхідному рівні мережі, а вихідні дані вихідного рівня відправляються у систему. Система порівнює ці дані з бажаним вихідним сигналом і використовує коригувальний або навчальний алгоритм для зменшення помилки, утвореної різницею, коригуванням вагових коефіцієнтів, які керують вхідними даними для різних елементів обробки. На початковому етапі вагові коефіцієнти встановлюються випадковим чином, а потім піддаються поступовому коригуванню, що обумовлено алгоритмом навчання. Коли скориговане значення застосовується до вхідного шару, виробляється висновок, який знову порівнюється з бажаним результатом, щоб виробити наступний сигнал помилки. Цей ітеративний процес триває до тих пір, поки вихідний сигнал нейронної мережі практично не стане дорівнюючим бажаному результату. У цей момент мережа вважається навченою [20].

Аналогом контрольованого навчання є алгоритм навчання без «учителя», в якому тільки вхідне коригування застосовується до вхідного нейрона шару мережі. За наявності одного нейронного шару ця структура називається одношаровою мережею на відміну від багатошарової, що підлягає навчанню з учителем. Потім мережа організовує себе зсередини так, що кожен прихований елемент обробки реагує на інший набір вхідних

коригуючих сигналів. У результаті навчання або тренування набори вхідних коригуючих сигналів є кластерами у вхідному просторі. У зв'язку з цією особливістю процесу навчання дану ШНМ називають такою, що самоорганізується [20].

## 4 МОДЕЛЮВАННЯ СИСТЕМ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ ДІАГНОСТИКИ МЕРЕЖІ ПОСТАЧАННЯ ЕЛЕКТРИЧНОЇ ЕНЕРГІЇ

### 4.1 Пошук можливості будови моделі оптимізації енергоспоживання за допомогою ШНМ

Для вирішення задачі оптимізації споживання енергії за допомогою ШНМ необхідно встановити взаємозв'язок між функцією енергії у оптимізованій моделі і функцією енергії у ШНМ, а також відповідний взаємозв'язок між змінними переходу (вагами) і нейронами.

ШНМ можна визначити як функцію трьох змінних [21]:

$$N = (M; P; S) \quad (4.1)$$

де  $M$  – загальна кількість позицій мережі,

$P$  – кількість переходів (зв'язків, ваг),

$S$  – відношення вхідного і вихідного сигналу (відношення потоків).

Кількість позицій і переходів є основними компонентами ШНМ і на їх основі будується взаємозв'язок потоків.

Позиція і перехід є різними типами елементів системи, причому у мережі повинен бути хоча б один елемент. Кожна позиція являє собою сигнал, а зміна цих позицій – це потік сигналів, форма і зміст якого визначається взаємозв'язком потоків і не існує сигналів, що не беруть участі у змінах у системі.

ШНМ повинна визначати початковий розподіл сигналів і обумовлювати правила їх поведінки у межах даної системи, тобто можливість їх кількісного і якісного стану у залежності від змін роботи системи.

Набір з шести складових:  $M, P, S, T, W, R$  ( $E$  – функція ємності мережі,  $S$  – задана функція пропускну здатності,  $R$  – умова маркування,  $W$  – вагова

функція мережі, яка визначає зміну кількості сигналів, викликану кожною зміною за один прохід роботи мережі) створюють умови для створення ШНМ –  $\Omega$ .

Функція  $N = f(M, P, S)$  утворює однозначну мережу, яка є базовою для ШНМ ( $\Omega$ ).

Прикладне значення ШНМ полягає для розв'язання проблем, пов'язаних з можливим станом системи, і пошуком наборів ідентифікаторів з ключами для вирішення зазначених проблем. Набір ідентифікаторів – це кількість усіх можливих станів ШНМ.

Аналіз сходимості ШНМ є необхідною умовою для верифікації даної мережі для коректного моделювання. ШНМ є обмеженою і це означає, що всі її елементи також обмежені, що тягне за собою обмеженість розв'язань.

Для обраної структури ШНМ граф досяжності – це граф, вузли якого позначені позначкою ( $\omega$ ), а його дуга –  $P$ . Граф досяжності – це перекриття одних і тих же вузлів у дереві досяжності. Граф досяжності складається з наступних складових [21]:

- вузли двох досяжних дерев еквівалентні лише тоді, коли вони мають однакову позначку.
- вузол досяжного графа – це еквівалентне значення його вузла у структурі дерева (дуга від вузла  $X$  до вузла  $Z$  позначають як  $u$  у дереві варіантів).

Обчислювально-алгебраїчні методи розрахунку ШНМ мають багато припущень. Наприклад, коли мова йде про кінцевість розв'язання досяжності, ми не можемо знати заздалегідь чи є система оборотною, чи ні. Розв'язання даної проблеми полягає в тому, що умови переходу і процеси у системі є чітко направленими.

Вагові коефіцієнти, помножені на біноміальний багаточлен переходу, повинні бути позитивними. Щоб казати про оборотність системи, необхідно визначити, чи може певний стан системи повернутися у вихідний стан.



Навіть при властивостях системи бути оберненою, метод обчислювальної алгебри може тільки сказати про те, чи може бути вона досяжна але не може визначити перехідний процес, знання про який необхідно для аналізу стану системи у будь-який період часу.

Більш того, для обчислення визначених алгоритмів необхідно витратити багато часу і мати багато місця у пам'яті обчислювальної машини. Це пов'язано з тим, що час розрахунку необхідно згенерувати значну кількість проміжних багаточленів.

Тому, для розв'язання поставлених технічних завдань необхідно знайти ефективний метод усунення перерахованих недоліків методу обчислювальної алгебри. Стан системи ШНМ повинен мати природну відповідність кожній точці будь-якої квадранта  $n$ -вимірного лінійного простору при відповідній трансформації цієї точки. Це може бути реалізовано за допомогою методів оптимізації з використанням нейромережевої моделі.

Впровадження моделі оптимізації енергоспоживання базується на ідеї використання матриці для опису перехідного процесу і використання коригуючої функції для усунення похибки. Кожен крок перетворення відповідає певному стану енергоспоживання [22].

Для ШНМ, що задано функцією  $J_N = f(M, P, S, E, W, R)$ , можна згенерувати лінійний простір мережі  $J_{NQ} = (Q_J^+, TS, V_0)$ . Простір станів системи відображається в  $Q_J^+$  інтегральну точку, вибрану у першому квадраті  $n$ -мірного лінійного простору, що відповідає межі функції пропускної здатності  $E$ .

Системна позиція  $J_k \rightarrow x_k \in k$ -ю компонентою  $n$ -мірного лінійного простору, стан системи  $R_k \rightarrow V_k$  – це точка стану, у якій кожен компонент  $n$ -мірного лінійного простору є невід'ємним цілим числом і відповідає межах функції пропускної здатності  $E$ . Переходи у системі відображаються набором трансляційних перетворень  $TS = f_k$  – векторами з цілочисельними компонентами в  $n$ -вимірному лінійному просторі  $u_j \in P$ .

У разі, коли жодне рішення не є розв'язанням перетворення функції  $f_j(x_1, x_2, \dots, x_n)$ , для яких [21]:

$$x_k = \begin{cases} W(u_j, q_k) \\ -W(q_k, u_j) \\ 0 \end{cases} \quad (4.2)$$

У разі, коли маємо розв'язанням перетворення функції переходу, одночасно маємо два перетворення:  $f_j^+ : (x_1, x_2, \dots, x_n)$  і  $f_j^- : (y_1, y_2, \dots, y_n)$ , для яких [21]:

$$\begin{aligned} x_k &= \begin{cases} W(u_j, q_k), \\ 0 \end{cases} \\ y_k &= \begin{cases} -W(q_k, u_j) \\ 0 \end{cases} \end{aligned} \quad (4.3)$$

Умова наявності розв'язку  $u_j$  у стані  $R$  відображається в разі, коли жодна позиція мережі не відповідає значенню вхідного і вихідного стану одночасно для кожної компоненти  $x_k$  (з варіантів  $V + f_j^+$  і  $V + f_j^-$ ), що знаходиться в межах  $0 \leq x_k \leq E$ .

Початковий стан визначається параметром  $p_0 \rightarrow V_0(x_1, \dots, x_n)$ , де  $x_k$  – представляє кількість кроків.

Для будови ШНМ, яка направлена на оптимізацію споживання енергії необхідно встановити відповідний взаємозв'язок між функцією виробки і споживання енергії, а також відповідність взаємозв'язку між змінними переходу і нейронами [22].

Позначимо ШНМ як функцію мережевої системи  $J/P = (M, P, S, E, W, R)$ , коли  $E = I$  отримаємо модель оптимізації використання енергії [21]:

$$TS = (f_1, f_2, \dots, f_t) = \begin{pmatrix} p_{1,1} & p_{1,2} & \dots & p_{1,u} \\ p_{2,1} & p_{2,2} & \dots & p_{2,u} \\ \dots & & & \\ p_{h,1} & p_{h,2} & \dots & p_{h,u} \end{pmatrix} \quad (4.4)$$

Мінімум споживання енергії можна визначити за формулою [21]:

$$\Sigma = \varepsilon \cdot \sum_{k=1}^n \sum_{j=1}^h [(\theta_j \cdot \lambda_k)^2 + \mathcal{G}_j \cdot \lambda_k] \quad (4.5)$$

$$a_k = r_k \cdot V_0, \quad b_k = r_k \cdot V_n - a_k, \quad \theta_k = r_k \cdot TS, \quad \mathcal{G}_k = (2 \cdot a_k - 1) \theta_k \quad (4.6)$$

Стандартний одиничний вектор визначається [21]:

$$\lambda_k = \sum_{s=1}^s \beta_s, \quad \alpha_i \in \{0, e_1^T, e_2^T, \dots, e_t^T\} \quad (4.7)$$

У цьому векторі  $i$ -й компонент дорівнює «1», а всі інші дорівнюють «0», тобто:

$$r_k = (0, \dots, 0, 1, 0 \dots 0) \quad (4.8)$$

Невідома змінна [21]:

$$TS = [\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n] = \begin{pmatrix} x_{1,1} & x_{1,2} & \dots & x_{1,n} \\ x_{2,1} & x_{2,2} & \dots & x_{2,n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{u,1} & x_{u,2} & \dots & x_{u,n} \end{pmatrix} \quad (4.9)$$

де  $x_{k,j} = 0$  або 1.

$$V_n = V_0 + TS \cdot \lambda_n \quad (4.10)$$

Коли говоримо про певний перехід між вхідними і вихідними сигналами простежується залежність [21]:

$$\sum_{s=1}^n x_{k,s} = \sum_{s=1}^n x_{k+1,s} = \sum_{s=1}^{n-1} x_{k,s} \cdot x_{k+1,s+1} \quad (4.11)$$

Для ШНМ можна використати нейрони розміром  $u \times n$  для представлення кожної невідомої змінної у матриці вибору переходу  $TS$  і для задоволення трьох вищевказаних обмежень.

Надалі, для будови функції споживання енергії, обчисленої нейронною мережею, необхідно використати порівняльну функцію.

$$\begin{aligned} \theta_j \cdot \lambda_k &= r_j \cdot TS \cdot \lambda_k = (\beta_{j1}, \beta_{j2}, \dots, \beta_{ju}) \cdot (x_{11} + \dots + x_{1k}, x_{21} + \dots + x_{2k}, \dots, x_{u1} + \dots + x_{uk}) = \\ &= \beta_{j1}(x_{11} + \dots + x_{1k}) + \beta_{j2}(x_{21} + \dots + x_{2k}) + \dots + \beta_{ju}(x_{u1} + \dots + x_{uk}) \end{aligned} \quad (4.12)$$

$$\begin{aligned} \xi_j \cdot \beta_i &= (2 \cdot c_j - 1) \zeta_j \cdot \beta_i = \\ &= (2 \cdot c_j - 1)(a_{j1}(x_{11} + \dots + x_{1i}) + a_{j2}(x_{21} + \dots + x_{2i}) + \dots + a_{jt}(x_{t1} + \dots + x_{ti})) \end{aligned} \quad (4.13)$$

Відповідна функція енергії нейронної мережі:

$$\begin{aligned} \Sigma &= \varepsilon_1 \cdot \sum_{k=1}^n \sum_{j=1}^h [(\theta_j \cdot \lambda_k)^2 + \vartheta_j \cdot \lambda_k] + \varepsilon_2 \sum_{k=1}^h (b_k - \sum_{s=1}^u \sum_{j=1}^n p_{ks} x_{sj})^2 + \varepsilon_3 \sum_{k=1}^n \sum_{x=1}^{u-1} \sum_{y=x+1}^u x_{x,k} x_{y,k} + \\ &+ \varepsilon_4 \{ (\sum_{i=1}^n x_{k,i} - \sum_{i=1}^n x_{k+1,i})^2 + \sum_{i=1}^n x_{k,i} - \sum_{i=1}^{n-1} x_{k,i} \cdot x_{k+1,i+1} \} \end{aligned} \quad (4.14)$$

Перша складова рівняння (4.14) – цільова функція, енергія в моделі оптимізації енергоспоживання.

Друга складова відображає обмеженість застосування методу.

Третя складова показує можливість реалізації змін у системі за один цикл.

Четверта складова визначає безперервність зміна за зворотним зв'язком.

Для визначення ваги з'єднання необхідно скористатись поняттям «енергетична функція» (функція Ляпунова) [23]:

$$\Sigma = -\frac{1}{2} \cdot \sum_k \sum_j W_{kj} X_k X_j + \sum_k \Delta_k X_k \quad (4.15)$$

$Y_i$  – значення на виході нейрона  $i$ .

Зважаючи на те, що  $p_{kj} = 0,1$  або  $-1$ ,  $x_{kj} = 0$  або  $1$ ,  $\text{tanh}^2 p_{kj} = |p_{kj}|$ ,  $x_{kj}^2 = x_{kj}$

$$x_{ia} \cdot x_{mc} = \varepsilon_1 \sum_{j=1}^h (n-c+1) a_{ji} \cdot a_{jm} \quad (4.16)$$

Отже, вага зв'язку між нейроном (і, а) і (m, с) за умови зміщення нейрона (і, а) дорівнює:

$$W_{ia,mc} = -2 \times (\varepsilon_1 \sum_{j=1}^h (n-c+1) a_{ji} \cdot a_{jm} + \varepsilon_2 \sum_{j=1}^h p_{ji} \cdot p_{jm} + \varepsilon_3 \sigma_{ac} (1 - \sigma_{im})) \quad (4.17)$$

$$\Delta_{ia} = \varepsilon_1 \sum_{j=1}^h (n-a+1) (|p_{ji}| + (2a_j - 1) p_{ji}) + \varepsilon_2 \sum_{j=1}^h (|p_{ji}| - 2b_j p_{ji}) \quad (4.18)$$

Коли враховуємо наявність зворотного зв'язку, вага зв'язку між нейронами (і, а) і (m, с) і зміщення нейронів (і, а) дорівнюють:

$$\begin{aligned} W_{ia,mc} = & -2 \cdot (\varepsilon_1 \sum_{j=1}^h (n-c+1) p_{ji} \cdot p_{jm} + \varepsilon_2 \sum_{j=1}^h p_{ji} \cdot p_{jm} + \varepsilon_3 \sigma_{ac} (1 - \sigma_{im})) + \\ & + \varepsilon_4 (\sigma_{i,k} \cdot \sigma_{m,k} \cdot (1 - \sigma_{a,c}) + \sigma_{i,k+1} \cdot \delta_{m,k+1} \cdot (1 - \sigma_{a,c}) - \sigma_{i,k} \cdot \sigma_{m,k+1} - \sigma_{i,k} \cdot \sigma_{m,k+1} \cdot \sigma_{a+1,c}) \end{aligned} \quad (4.19)$$

$$\Delta_{ia} = \varepsilon_1 \sum_{j=1}^h (n-a+1)(|p_{ji}| + (2a_j - 1)p_{ji}) + \varepsilon_2 \sum_{j=1}^h (|p_{ji}| - 2b_j p_{ji}) + \varepsilon_4 (2\sigma_{i,k} + \sigma_{i,k+1}) \quad (4.20)$$

При встановленні відповідних параметрів рівнянь (4.17) – (4.20) необхідно враховувати, що їх значення буде впливати на розподіл максимумів енергетичної функції та відповідних обмежень по області можливих значень.

При налаштуванні параметрів початкового стану нейрона можна використати метод випадкових чисел.

Аналіз функцій енергії за рівняннями (4.17) – (4.20) для нейронної мережі змінюється у напрямку зменшення градієнту при локальному або глобальному мінімуму, що визначається початковим станом нейрона. У залежності від початкового стану можуть бути досягнуті різні локальні мінімуми функції.

Для створення та використання ШНМ з метою вирішення задачі оптимізації енергоспоживання необхідно обмежити її пропускну здатність. Функція споживання енергії представляє собою поліном і ШНМ може його розв'язати.

Для моделювання ШНМ можна використати алгоритми програмного забезпечення Matlab (рис. 4.1) [24].

За допомогою програмного моделювання можна визначити можливість створення, адекватності та правильності роботи ШНМ для вирішення поставленої проблеми. У реальності ефективність такого моделювання може виявитись дуже низькою, тому що вимагає масштабних паралельних обчислень, реалізованих за допомогою послідовних обчислювальних операцій, що у не повному змісті відображають нейронні обчислення [25].

З огляду на існуючі технічні засоби обчислень на основі використання комп'ютерної техніки, яка в свою чергу базується на роботі існуючих на даний момент напівпровідникових елементах у вигляді

високопродуктивних інтегральних, існує досить висока вірогідність і можливість реалізації ШНМ та обробки будь-якої інформації, у тому числі і нейронних обчислень [25].

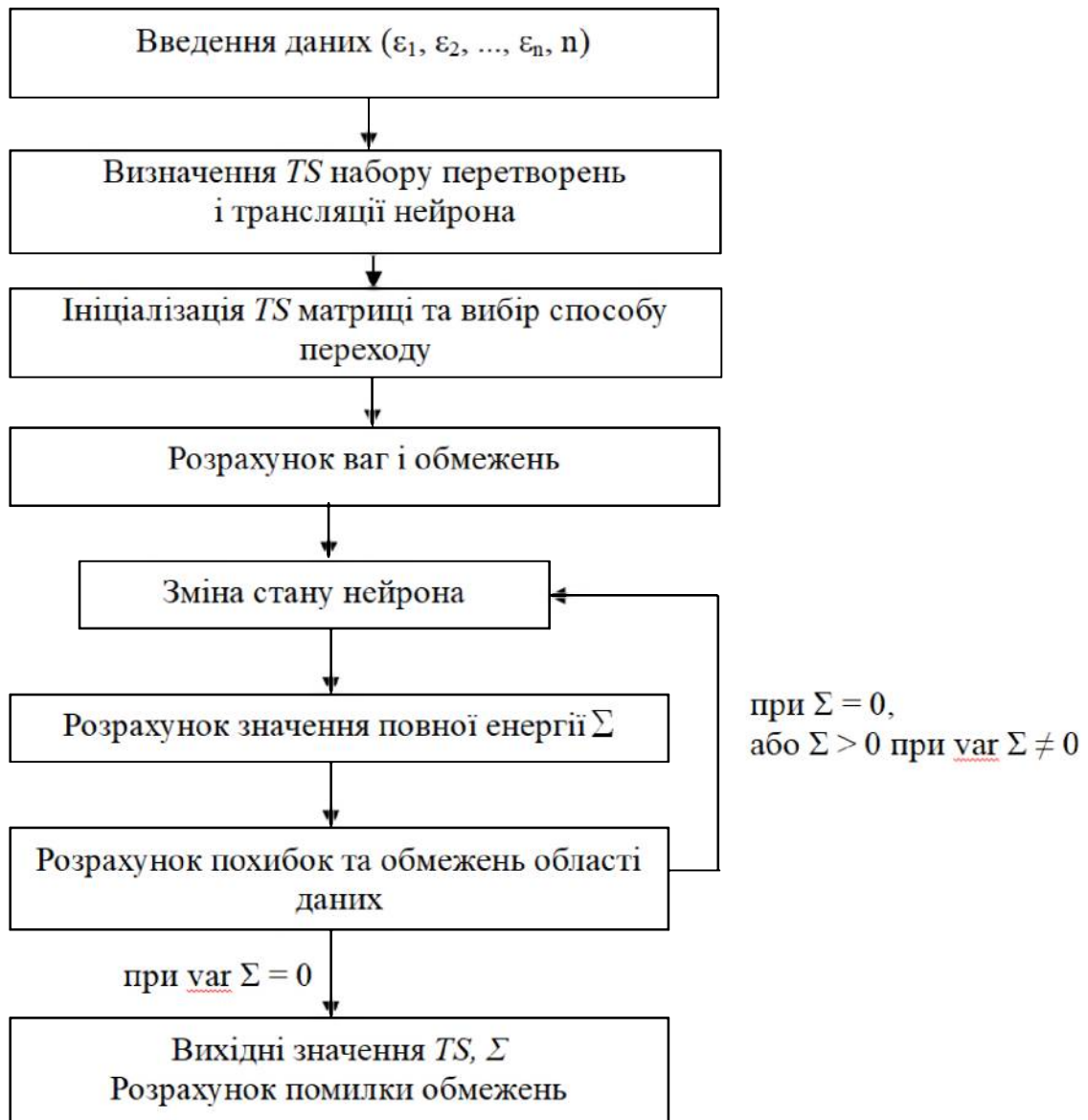


Рисунок 4.1 – Алгоритм роботи ШНМ

ШНМ реалізується за допомогою функцій інтегрального процесора (чіпа), що дозволяє отримати високу швидкість обробки даних у реальному часі. Найрозповсюдженіша операція при обчисленнях у нейронній мережі є множення матриць і векторів може бути легко виконана за допомогою оптичних пристроїв [26].

Поряд з тим, часова і просторова складність обчислень експоненціально збільшуються зі зростанням вимог та масштабу досліджуваної системи. Щоб вирішити цю проблему необхідно застосувати метод обчислювальної алгебри і здійснити обчислення базису переходу та поліноміальне скорочення цього базису [26].

Модель оптимізації енергоспоживання може бути реалізована послідовністю операцій і не залежить від оборотності системи. Час здійснення розрахунків залежить від швидкості сходимості енергетичної функції ШНМ, а сама швидкість сходимості залежить від початкових умов, параметрів системи та невизначених факторів. Визначення досяжності виконання конкретного завдання полягає у необхідності проведення обчислень значної кількості разів за допомогою складеної енергетичної функції ШНМ. Проблема цього алгоритму криється в тому, що модель оптимізації енергії може бути здійснена не дивлячись на оборотність чи не оборотність системи, що розглядається. Якщо існує кінцева послідовність переходів і вихідний стан змінюється на вхідний стан такого ж сигналу, тоді цей сигнал характеризує оборотність системи, у іншому випадку система необоротна. По аналогії можна визначити повністю оборотні, слабооборотні та повністюнеоборотні і слабонеоборотні системи [26].

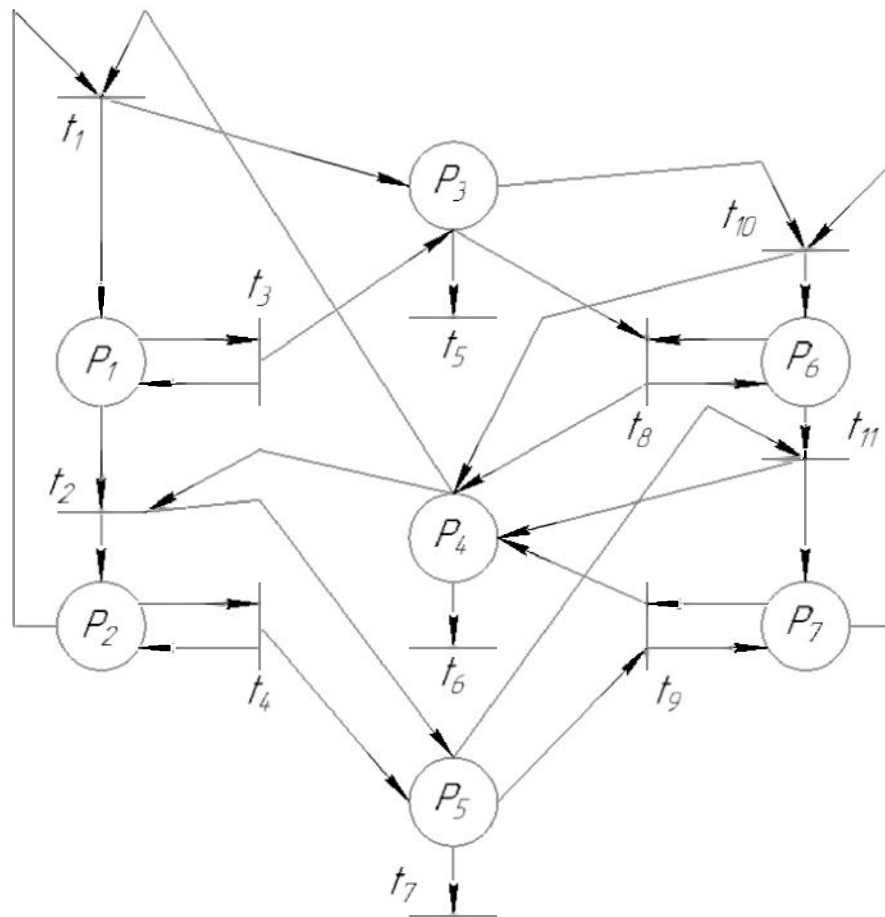
#### 4.2 Розробка алгоритму комплексного методу аналізу ШНМ з оптимізації енергоспоживання

На основі вищезазначених міркувань можна розробити алгоритм комплексного методу аналізу ШНМ з оптимізації енергоспоживання. Його структура буде складатися з наступних положень (рис. 4.2) [27]:

- створення моделі оптимізації енергоспоживання,
- розрахунок набору трансляційних перетворень  $TS$ ,



- оцінка оборотності системи за допомогою цілочисельного методу програмування,
- обчислення нижньої межі відстані між станами системи (у разі виконання вимоги перейти до наступного кроку, в іншому випадку – пропустити 6 кроків),
- зробити висновки про можливість оборотності системи для кожного проходу через ШНМ (у разі виконання вимоги перейти на три кроки, в іншому випадку – перейти до наступного кроку),
- розрахувати оборотний стан кожного проходу через ШНМ на попередньому кроці,
- здійснити відображення ШНМ у алгебраїчній формі,
- обчислити базис і вираз поліному переходу,
- оцінка досяжності суворої оборотності (чи суворої необоротності) системи,
- дати оцінку різниці між поточним і початковим станом,
- обчислити поліном, що відображає різницю між поточним і початковим станом,
- будова послідовності реалізації необхідного стану,
- розрахунок досяжності необхідного стану за допомогою ШНМ,
- виведення результатів.



$P_1$  – стан очікування після логічного «0»,  $P_2$  – стан очікування після логічної «1»,  $P_3$  – логічний «0» в каналі,  $P_4$  – закінчення розрахунку в стані каналу,  $P_5$  – виробка порядкового номера в стані каналу,  $P_6$  – очікування стану з відповідним порядковим номером на логічній «1»,  $P_7$  – очікування стану з відповідним порядковим номером на логічному «0»,  $t_1$  – відправлення логічного «0» з відповідним порядковим номером,  $t_2$  – відправлення логічної «1» з відповідним порядковим номером,  $t_3$  – задавання «паузи» після відправлення логічного «0» з відповідним порядковим номером,  $t_4$  – задавання «паузи» після відправлення логічної «1» з відповідним порядковим номером,  $t_5$  – виробка логічного «0» при втраті сигналу,  $t_6$  – закінчення обробки при втраті сигналу,  $t_7$  – логічна «1» сигналу з відповідним порядковим номером при втраті оброблюваного сигналу,  $t_8$  – очікування логічної «1» сигналу з відповідним порядковим номером і обробка логічного «0» з відповідним порядковим номером,  $t_9$  – очікування логічного «0» з відповідним порядковим номером і логічної «1» сигналу з відповідним порядковим номером,  $t_{10}$  – очікування отримання сигналу з порядковим номером «0» і обробка цього сигналу,  $t_{11}$  – очікування сигналу з порядковим номером «1» і обробка цього сигналу

Рисунок 4.2 – Алгоритм комплексного методу аналізу ШНМ

Відповідна модель ШНМ матиме вигляд:

$$J_N = f(M, P, S, R) \quad (4.21)$$

де

$$\begin{aligned} M &= f(J_1, J_2, J_3, J_4, J_5, J_6, J_7), \\ P &= f(t_1, t_2, t_3, t_4, t_5, t_6, t_7, t_8, t_9, t_{10}, t_{11}) \end{aligned} \quad (4.22)$$

$S$  – визначає зв'язок між місцями розташування нейронів та зміною станів (ваги),

$R$  – функція, що визначає початкові стани  $R = (J_1, J_3, J_7)$  або через матрицю:

$$A = (1, 0, 1, 0, 0, 0, 1) \quad (4.23)$$

З метою будови ШНМ для оптимізації енергоспоживання обчислюємо функції  $f_i$ , які являють собою перетворення, що відповідають зміні  $t_i$ :

$$\begin{aligned} t_1 &\rightarrow f_1 = (1, -1, 1, -1, 0, 0, 0), \\ t_2 &\rightarrow f_2 = (-1, 1, 0, -1, 1, 0, 0) \\ t_3 &\rightarrow f_{3-} = (-1, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \text{ або } f_{3+} = (1, 0, 1, 0, 0, 0, 0) \\ t_4 &\rightarrow f_{4-} = (0, -1, 0, 0, 0, 0, 0) \text{ або } f_{4+} = (0, 1, 0, 0, 1, 0, 0) \\ t_5 &\rightarrow f_5 = (0, 0, -1, 0, 0, 0, 0) \\ t_6 &\rightarrow f_6 = (0, 0, 0, -1, 0, 0, 0) \\ t_7 &\rightarrow f_7 = (0, 0, 0, 0, -1, 0, 0) \\ t_8 &\rightarrow f_{8-} = (0, 0, -1, 0, 0, -1, 0) \text{ або } f_{8+} = (0, 0, 0, 1, 0, 1, 0) \\ t_9 &\rightarrow f_{9-} = (0, 0, 0, 0, -1, 0, -1) \text{ або } f_{9+} = (0, 0, 0, 1, 0, 0, 1) \\ t_{10} &\rightarrow f_{10} = (0, 0, -1, 1, 0, 1, -1) \\ t_{11} &\rightarrow f_{11} = (0, 0, 0, 1, -1, -1, 1) \end{aligned} \quad (4.24)$$

Перетворення ШНМ набуде вигляду:

$$TS = \begin{pmatrix} 1 & -1 & -1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -1 & 1 & 0 & 0 & -1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & -1 & 0 & 0 & -1 & 0 & 0 & 0 & -1 & 0 \\ -1 & -1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & -1 & 0 & 0 & -1 & 0 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1 & 1 & 0 & 0 & 1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1 & 1 & -1 & 1 \end{pmatrix} \quad (4.25)$$

Оцінку оберненості системи здійснюємо за допомогою методу цілочисельного програмування і оберненої матриці:

$$W(t_j, s_i) - W(s_i, t_j) = \begin{pmatrix} 1 & -1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 1 & 0 & -1 & 0 & 0 & -1 & 0 & -1 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & 0 & 0 & 0 & -1 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 0 & -1 & 0 & -1 & 0 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1 & 1 \end{pmatrix} \quad (4.26)$$

## Висновки

Розроблена ШНМ досить добре реагує на зміни у системи і визначає стан системи після цих змін без зазначення конкретних змін і даних у самій системі.

У нейронних системах значного масштабу і складних системах основна складність полягає у їх експоненціальному збільшенні зі збільшенням реального масштабу системи. Тому застосування ШНМ необхідно обмежувати і модифікувати у відповідності до обраного прикладного програмного середовища. В теперішній час однією з найбільш розповсюджених методів, що реалізує дане спрощення є технологія ієрархічних моделей та блочне моделювання, використання еквівалентних перетворень з метою зменшення простору станів і здійснення аналізу.

Ефективність використання програмного забезпечення для здійснення обчислень у ШНМ є досить низькою, оскільки переваги високого ритму нейронних обчислень не знаходять швидкого відгуку від застосованого програмного забезпечення та застосованого технічного обладнання. Існують також проблеми при обчисленні із застосуванням методів алгебраїчного базису, при застосуванні якого необхідно здійснити велику кількість проміжних матричних обчислень, що вимагає значної витрати часу та значного машинного простору для зберігання проміжних обчислень.

При будові ШНМ для оптимізації енергоспоживання на меті визначається певний прийнятний поріг стану енергоспоживання і визначається досяжність даного стану. ШНМ при своїй роботі за допомогою обчислювальних алгебраїчних методів і використанням необхідних умов для винесення конкретного судження для пошуку ефективної комбінації достатніх і необхідних умов з кола доступних.

#### 4.3 Розробка ШНМ для згладжування гармонік у електромережі

ШНМ як інтелектуальний алгоритм можна успішно застосувати при оптимізації на основі аналізу та класифікації даних та розпізнавання образів систем управління.

Для наших цілей найкраще підійде ШНМ зі зворотним зв'язком (ШНМЗЗ), яка досить добре підходить до застосування адаптивного навчання систем, що розглядається. Для усунення недоліків даних систем такі, як низька швидкість навчання і незначна кількість локальних рішень, можна використати генетичні алгоритми, що імітують принципи біологічної еволюції і дають змогу знаходити загальне рішення. Даний генетичний алгоритм дозволяє оптимізувати параметри мережі, що

розглядається. ШНМЗЗ являє собою штучну нейронну мережу, яка може реалізувати будь-який нелінійні процеси, що відбуваються у системі. Її трирівнева структура може апроксимувати будь-яку безперервну функцію із заданою точністю при відповідній кількості нейронних вузлів [28].

У системах енергоживлення виникають режими, що викликають спотворення форми хвиль напруги або струмів – це пояснюється наявністю нелінійних навантажень у системах електропостачання. Ці спотворення виражаються у появі гармонійних складових, в основному непарних гармоніки – чим вище частота гармоніки, тим меншою є амплітуда цих коливань [29].

Гармонічну складову періодичного струму в електромережі можна записати наступним чином [30]:

$$i(t) = \sum_{k=1}^N I_k \sin(k\omega_0 t + \varphi_k) = \sum_{k=1}^N [a_k \sin(k\omega_0 t) + b_k \cos(k\omega_0 t)] \quad (4.27)$$

де  $a_k$  і  $b_k$  – коефіцієнти при синусній та косинусній складовій гармонік [30]:

$$a_k = \frac{1}{\pi} \int_0^{2\pi} i(t) \sin(k\omega_0 t) d(\omega_0 t) \quad (4.28)$$

$$b_k = \frac{1}{\pi} \int_0^{2\pi} i(t) \cos(k\omega_0 t) d(\omega_0 t) \quad (4.29)$$

$I_k$  – амплітудне значення струму гармоніки [30]:

$$I_k = \sqrt{a_k^2 + b_k^2} \quad (4.30)$$

$\varphi_k$  – початковий кут зміщення фаз [30]:

$$\varphi_k = \begin{cases} \arctan(b_k / a_k). & (a_k > 0, b_k \in R) \\ \pi / 2. & (a_k = 0, b_k > 0) \\ x, \forall x \in (-\pi, \pi]. & (a_k = 0, b_k = 0) \\ -\pi / 2. & (a_k = 0, b_k < 0) \\ \pi + \arctan(b_k / a_k). & (a_k < 0, b_k \geq 0) \\ -\pi + \arctan(b_k / a_k). & (a_k < 0, b_k < 0) \end{cases} \quad (4.31)$$

Складові, що розраховуються за формулами (4.28) – (4.30), є нелінійними функціями, що залежать від часу і їх можна розрахувати за допомогою ШНМЗЗ.

Структура ШНМЗЗ подібна до тієї, що зображено на рис. 4.1, може бути використана відображення гармонійних струмів. Для спрощення відображення гармонік у ШНМЗЗ використаємо додатковий підшар. Цей додатковий підшар з'єднується повністю з вхідним шаром і частково з вихідним шаром. Зазначена методика дозволить кожному вихідному нейрону відповідати у прихованому шарі, що зменшує навантаження на розрахункову систему, за рахунок наявності додаткових ваг зв'язку між вихідним шаром і підшаром, при паралельному збільшенні точності розрахунків.

У разі, коли на вхід ШНМЗЗ подається періодичний струм, він буде мережею виявлений, значення вхідного сигналу буде проаналізовано, визначена послідовність струму затримки та у продовж періоду автономного або інтерактивного навчання і на виході мережі з'явиться значення амплітуди і фази по кожній гармоніці.

Для здійснення навчання по задній виборці виокремлюються основні та непарні гармоніки, амплітуда непарних гармонік змінюється з нуля до половини максимального значення з кроком у десять відсотків від значення максимальної амплітуди. Це навчання здійснюється за наступною формулою [31]:

$$I_s = \sin(\omega_0 t) + I_i \sin(3\omega_0 t + \varphi_3) = \sin(\omega_0 t) + a_i \sin(3\omega_0 t) + b_i \cos(3\omega_0 t) \quad (4.32)$$

де  $i$  – номер відповідної гармоніки, що досліджується.

ШНМЗЗ з генетичним алгоритмом є досить доступним інструментом для вирішення завдань оптимізації енергетичних систем. Його зміст полягає у стохастичному пошуку і заснований на механізмах природного відбору та здатності до навчання у реальному середовищі. Це дає можливість створити алгоритми досить тісно наближені до сучасних вимог до нейронних мереж за рахунок впровадження природних зв'язків для оцінки напрямку розвитку і досягнення оптимуму [32].

Генетичний алгоритм реалізує модель так звану модель паралельних розрахунків з можливістю адаптації: у процесі розрахунку початкова задача розділяється на кілька підзадач на дві рівних частини і кожна підзадача розв'язується незалежно, кожна своїм шляхом. Важливо, що підзадачі будуть обмінюватися даними для вибору «сильних» сторін кожної з них. Цей процес триває до досягнення оптимуму і для більш швидкого наближення до цього оптимуму існує кілька способів або стратегій відбору: повторний відбір ( $Q_1 \rightarrow Q_2 \rightarrow Q_3 \rightarrow Q_4 \rightarrow Q_1$ ), суміжний відбір ( $Q_1 \leftrightarrow Q_2 \leftrightarrow Q_3 \leftrightarrow Q_4 \leftrightarrow Q_1$ ), необмежений відбір [32].

Процес навчання ШНМЗЗ являє собою задачу здійснення оптимізаційних кроків і може бути описана наступним чином [32]:

$$\min \Sigma = \sum_{p=1}^R (T_p - O_p)^2 \quad (4.33)$$

де  $R$  – кількість вузлів введення,

$T_p$  – значення цільового входу,

$O_p$  – значення цільового виходу.

Основою роботи генетичного алгоритму є передбачення наступного стану, що вимагає пошуку способу пристосування, яку можна описати



наступною лінійною математичною залежністю, що описує багатокритеріальний аналіз [33]:

$$y(x) = \frac{0,9(x-a)}{b-a} + 0,05, \quad x \in [a;b] \quad (4.34)$$

де  $x$  – поточне (розрахункове) значення,

$a$  – вхідне значення сигналу,

$b$  – вихідне значення сигналу.

Діапазон  $[a;b]$  формує простір пошуку. Кожне поточне значення будується групою мережеских ваг, що може бути представлена наступним рядом [33]:

$$L = R \cdot S_1 + S_1 \cdot S_2 + S_1 + S_2, \quad (4.35)$$

де  $R$  – кількість вузлів вхідного шару,

$S_1$  – кількість вузлів прихованого шару,

$S_2$  – кількість вузлів вихідного шару.

Початковий розмір сигналів та їх розподіл на вході здійснюється (генерується) випадковим чином. Для більш коректного завдання початкової сукупності необхідно знати або мати уявлення про потенційне оптимальне рішення. Надалі, за допомогою (4.34) розраховується поточна функція, яка надалі використовується у якості параметра подальших розрахунків у ШНМЗЗ.

Щоб відійти від класичного способу вибору за допомогою випадкових чисел, при якому отримуємо порівняно високе значення помилки, рекомендується застосувати спосіб вибору, який засновано на певному, заздалегідь визначеному послідовному ряді значень. Для цього, за обраним значенням ймовірності ( $q_i$ ) для  $i$ -го поточного значення, здійснюється певне сортування за формулою [33]:

$$S_i = r(1-q)^{b-1} \quad (4.36)$$

де

$$r = \frac{q}{1-(1-q)^m}, \quad (4.37)$$

де  $q_i$  – визначена ймовірність появи найкращого, з точки зору оптимізації,  $i$ -го значення,

$m$  – масштаб системи,

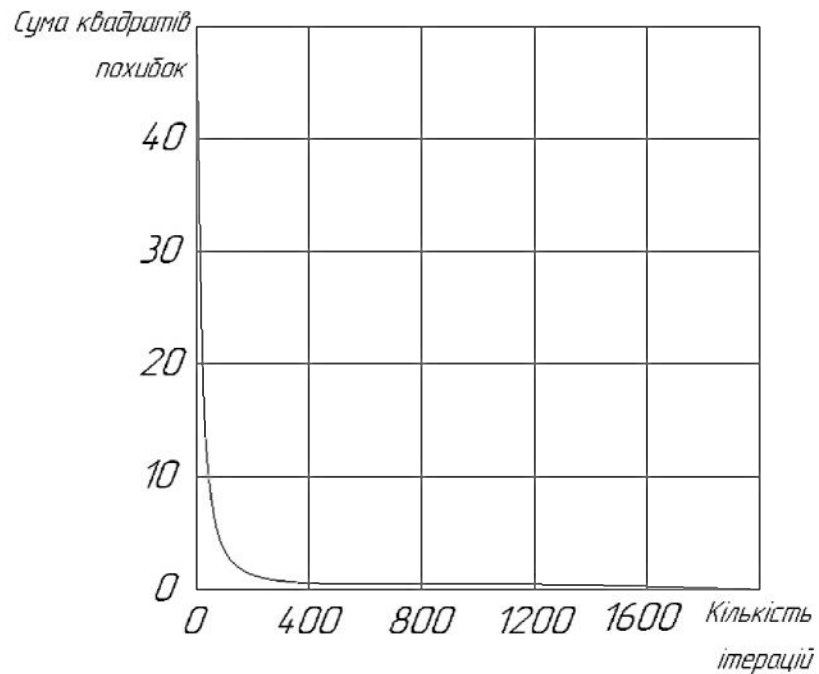


Рисунок 4.3 – Результати моделювання зміни суми квадратів похибки після застосування генетичного алгоритму після 2000 ітерацій (поколінь)

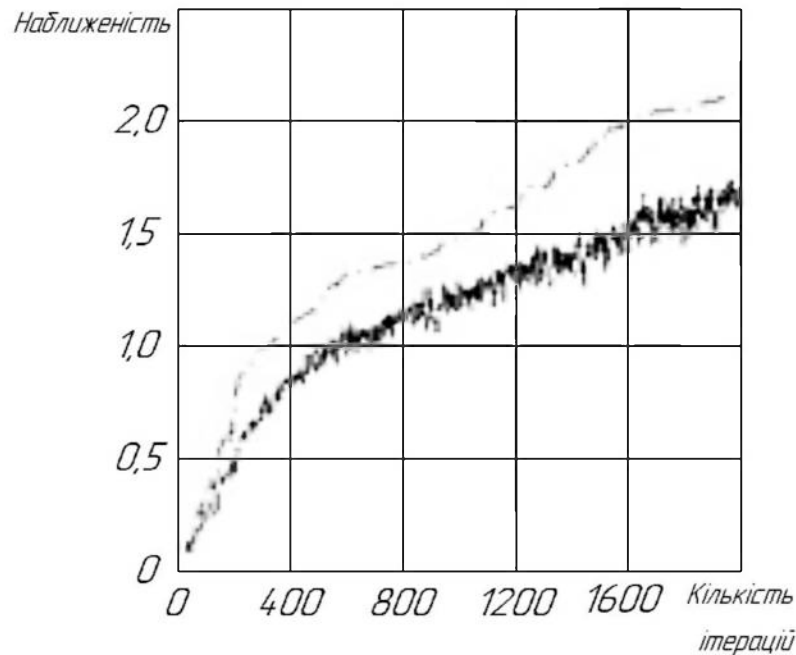


Рисунок 4.4 – Результати моделювання наближеності результатів роботи ШНМЗЗ (—) до оптимального значення (— · — · —) після застосування генетичного алгоритму після 2000 ітерацій (поколінь)

Відповідно до обраної ймовірності та лінійного закону зміни вхідної величини,  $i$ -е розв'язання можна розрахувати за формулою [33]:

$$X_i' = \lambda_i X_i + (1 - \lambda_i) X_j, X_j' = (1 - \lambda_i) X_i + \lambda_i X_j \quad (4.38)$$

де  $\lambda_i$  – рівномірно розподілене випадкове число в діапазоні  $[0, 1]$ .

Генетичний алгоритм не приймає нові вихідні величини безпосередньо як остаточне рішення, а вибирає з них два найкращих рішення, які є найбільш пристосовані до даного оптимуму.

Для покращення роботи генетичного алгоритму, яка покращує точність обчислень у локальних (ключових) областях необхідно вводити так званий «режим мутації» генетичного алгоритму, зміст якого полягає у заміні однорідної мутації зазначеного алгоритму на неоднорідну (багаторівневу) мутацію вихідної величини.

Зміст неоднорідної мутації визначається як спосіб створити випадкову перешкоду для обраного значення вихідної величини і замінити його новим значенням і реалізується через випадковий вибір кількох вихідних значень. Нове значення вихідної величини можна визначити за формулою [33]:

$$y_k = \begin{cases} x_k + (1 - x_k)[\beta(1 - (g/M))]^3, & \alpha = 0 \\ x_k - (1 - x_k)[\beta(1 - (g/M))]^3, & \alpha = 1 \end{cases} \quad (4.39)$$

де  $x_k$  – обрана випадковим чином вихідна величина,

$k$  – новий порядковий номер зміни, за умови, що [33]:

$$X = x_1 x_2 \dots x_k \dots x_n, \quad Y = x_1 x_2 \dots y_k \dots x_n \quad (4.40)$$

$\alpha, \beta$  – два дійсних випадкових числа ( $\alpha \in \{0,1\}, \beta \in [0,1]$ ),

$g$  – поточна ітерація (покоління) нейромережі,

$M$  – найбільше значення ітерації (покоління) при еволюції ШНМЗЗ.

За наведеними вище даними, користуючись програмним середовищем Matlab, можна здійснити гармонійний аналіз та здійснити обробку даних. Для здійснення процедури навчання ШНМЗЗ з ГА можна використати метод «автономних навчальних даних».

Для здійснення розрахунків задаємось наступними початковими даними: кількість вузлів вхідного шару – 20; кількість вузлів прихованого шару – 40; значення дискретизації ( $TS$ ) – 0,001; кількість вузлів вихідного шару – 2; середньоквадратична помилка – 0; швидкість навчання – 0,05; розрив між поколіннями – 0,8; кількість підпопуляцій – 10; найбільша кількість ітерацій (поколінь) – 2000; стратегія міграції – суміжна; ймовірність міграції – 0,2.

Скрипт програми наступний:

```

embeddingDimension = 20;
numHiddenUnits = 40;
dropout = 0.001
inputSize = encSource.NumWords + 1;
parametersEncoder.emb.Weights = darray(randn([embeddingDimension inputSize]));
parametersEncoder.lstm1.InputWeights = darray(uniformNoise([4*numHiddenUnits
embeddingDimension],1/numHiddenUnits));
parametersEncoder.lstm1.RecurrentWeights = darray(uniformNoise([4*numHiddenUnits
numHiddenUnits],1/numHiddenUnits));
parametersEncoder.lstm1.Bias = darray(uniformNoise([4*numHiddenUnits
1],1/numHiddenUnits));
parametersEncoder.lstm2.InputWeights = darray(uniformNoise([4*numHiddenUnits
numHiddenUnits],1/numHiddenUnits));
parametersEncoder.lstm2.RecurrentWeights = darray(uniformNoise([4*numHiddenUnits
numHiddenUnits],1/numHiddenUnits));
parametersEncoder.lstm2.Bias = darray(uniformNoise([4*numHiddenUnits
1],1/numHiddenUnits));
outputSize = encTarget.NumWords + 1;
parametersDecoder.emb.Weights = darray(randn([embeddingDimension outputSize]));
parametersDecoder.attn.Weights = darray(uniformNoise([numHiddenUnits
numHiddenUnits],1/numHiddenUnits));
parametersDecoder.lstm1.InputWeights = darray(uniformNoise([4*numHiddenUnits
embeddingDimension+numHiddenUnits],1/numHiddenUnits));
parametersDecoder.lstm1.RecurrentWeights = darray(uniformNoise([4*numHiddenUnits
numHiddenUnits],1/numHiddenUnits));
parametersDecoder.lstm1.Bias = darray(uniformNoise([4*numHiddenUnits
1],1/numHiddenUnits));
parametersDecoder.lstm2.InputWeights = darray(uniformNoise([4*numHiddenUnits
numHiddenUnits],1/numHiddenUnits));
parametersDecoder.lstm2.RecurrentWeights = darray(uniformNoise([4*numHiddenUnits
numHiddenUnits],1/numHiddenUnits));
parametersDecoder.lstm2.Bias = darray(uniformNoise([4*numHiddenUnits 1],
1/numHiddenUnits));
parametersDecoder.fc.Weights = darray(uniformNoise([outputSize
2*numHiddenUnits],1/(2*numHiddenUnits)));
parametersDecoder.fc.Bias = darray(uniformNoise([outputSize 1],
1/(2*numHiddenUnits)));
miniBatchSize = 32;
numEpochs = 40;
learnRate = 0.05;
gradientThreshold = 0.2;
gradientDecayFactor = 0.8;
squaredGradientDecayFactor = 0.999;
plots = "training-progress"
sequenceLengthsEncoder = cellfun(@(sequence) size(sequence,2), sequencesSource);
[~,idx] = sort(sequenceLengthsEncoder);
sequencesSource = sequencesSource(idx);
sequencesTarget = sequencesTarget(idx);
if plots == "training-progress"
    figure
    lineLossTrain = animatedline('Color',[0.85 0.325 0.098]);
    ylim([0 inf])
    xlabel("Iteration")
    ylabel("Loss")
    grid on
end

```

Результати моделювання на початковому етапі для ШНМЗЗ з ГА та ШНМЗ без ГА представлено на рис. 4.5, а після 2000 ітерацій (поколінь) – на рис. 4.6.

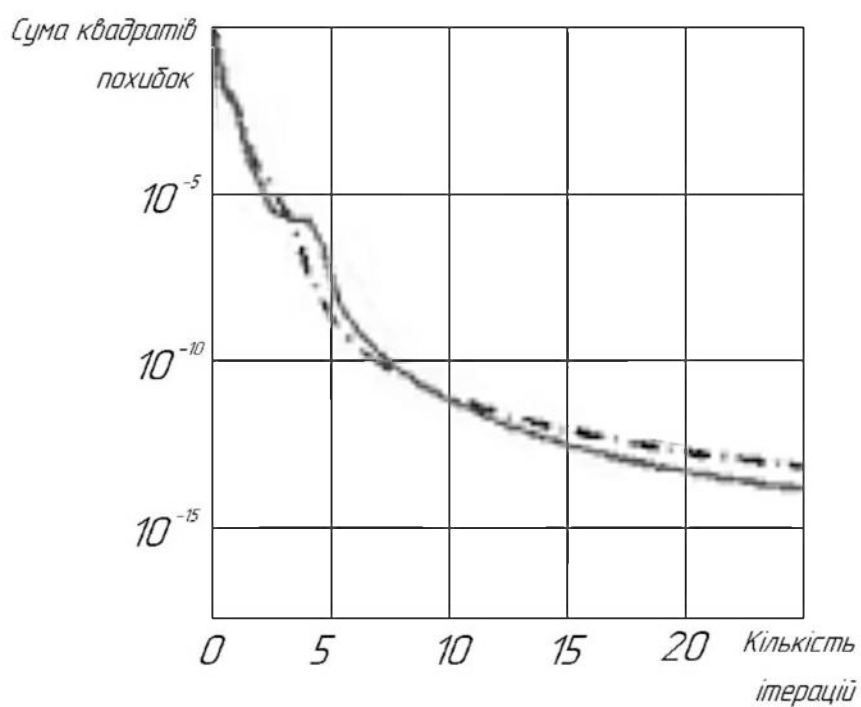


Рисунок 4.5 – Результати моделювання зміни суми квадратів похибки на початковому етапі моделювання для ШНМЗ з ГА (—) та ШНМЗ без ГА (— • — • —)

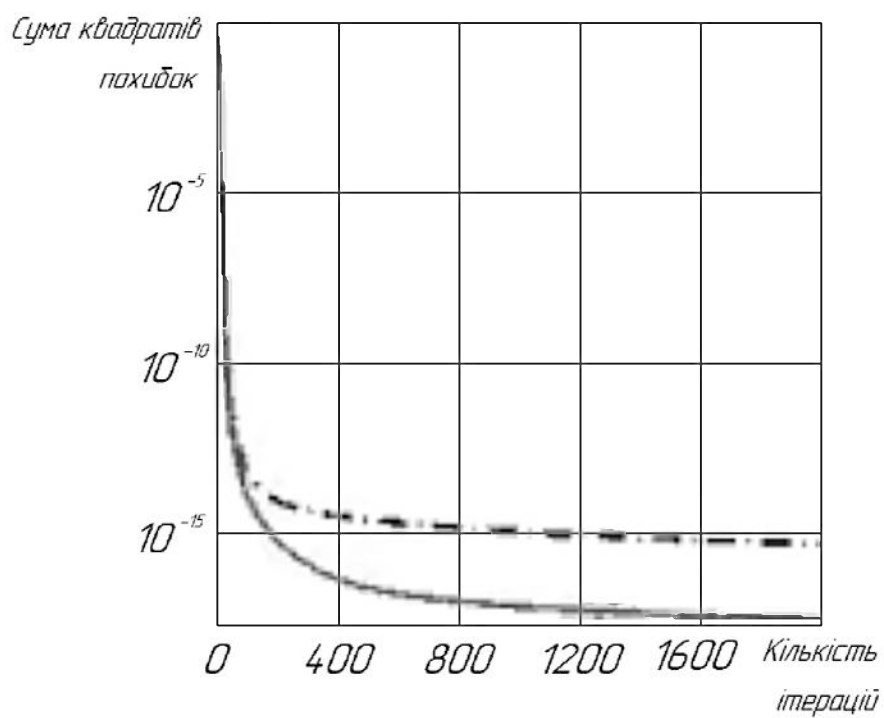


Рисунок 4.6 – Результати моделювання зміни суми квадратів похибки після 2000 ітерацій (поколінь) для ШНМЗ з ГА (—) та ШНМЗ без ГА (— • — • —)

Результати моделювання дозволяють зробити наступні висновки:

- на початковому етапі кореляція для ШНМЗЗ з ГА та ШНМЗ без ГА досить близька,
- зі збільшенням числа ітерацій (поколінь) швидкість виходу на бажаний рівень для ШНМЗЗ з ГА більша ніж для ШНМЗ без ГА, що говорить про те, що досягти більшої точності можна за більш короткий час з одночасним зростанням точності розрахунку.

#### 4.4 Аналіз несправностей в електричних мережах за допомогою ШНМ

Основна мета роботи енергетичних систем – безперебійне електропостачання споживачів та виявлення несправностей і порушень у мережі у короткий час. Це вимагає застосування сучасних систем відстежування основних параметрів роботи: частоти, величини зсуву кута напруги і струму в кожній фазі, частоти наявних гармонік, швидкість передачі диспетчерської інформації. Досить важливим є отримання знань про динаміку поведінки енергосистеми в реальному часі з можливістю запису інформації про порушення роботи системи [34].

Зазначене вимагає розробки автоматизованих алгоритмів моніторингу електричних мереж, що дозволяють визначати стан мережі та інтелектуальний аналіз наявності несправностей у реальному часі. Даний інтелектуальний аналіз несправностей дозволяє також у певному змісті передбачати можливі несправності заздалегідь.

У якості таких мереж досить добре підходять штучні нейронні мережі, які якраз мають можливості прогнозування за короткий час та з високим ступенем точності.

При визначенні збою на диспетчерському пункті повинен бути миттєво створений звіт та перевірка за допомогою створеної ШНМ. При

цьому визначається чи локальне це порушення, чи системне і, за можливості, виправити цю помилку в автоматичному режимі з використанням машинного навчання без зовнішнього «людського» контроль. У якості контрольованої величини може бути використано значення струму.

Для моделювання та тестування електричної мережі доцільним є використання існуючих у широкому доступі засобів програмування та прикладних програм, наприклад, Matlab.

Пакет програмного забезпечення Matlab має ряд стандартних функцій, що добре підходять для опису динамічних і перехідних процесів й здійснення аналізу. Використовуючи стандартні боки програми можна віддалено здійснювати контроль роботи системи, виробку відповідних сценаріїв поведінки на основі існуючого набору даних [24].

У якості вхідних даних серед безлічі параметрів роботи електромережі для зменшення розрахунків можна в основному зосередитися на значеннях вхідної потужності та потужності на навантаженнях – активну і реактивну, з огляду на те, що вони будуть досить точно показувати зміну напруг, струмів і кутів у фазах. Зміна цих величин або їх коливання може показати несправності у системі і загальним висновком може бути навіть відключення відповідної фази. Для запису означених даних необхідно вибрати інтервал часу вимірювання, який повинен бути меншим за час зміни стану системи (до 50 мс).

Серед основних несправностей системи електропостачання основними є ті, що викликають аномальну зміну значення електричного струму – коротке замикання, обрив ланцюга та інші.

Захисні пристрої енергосистем мають змогу виявляти несправності, аварійні стани та порушення експлуатаційних параметрів. У багатофазних системах несправність, що виникла, може впливати на решту фаз і підключених до них споживачів. При наявності порушень у кількох фазах помилка визначається більш складно.



Скрипт програми наступний:

```
function [y_min,y_max,idx,distance] = euclidean(x,cb)
% Initialize minimum distance as distance to first element of cb
% Initialize maximum distance as distance to first element of cb
idx(1)=1;
idx(2)=1;
distance(1)=norm(x-cb(:,1));
distance(2)=norm(x-cb(:,1));
% Find the vector in cb with minimum distance to x
% Find the vector in cb with maximum distance to x
for index=2:size(cb,2)
    d=norm(x-cb(:,index));
    if d < distance(1)
        distance(1)=d;
        idx(1)=index;
    end
    if d > distance(2)
        distance(2)=d;
        idx(2)=index;
    end
end
% Output the minimum and maximum distance vectors
y_min=cb(:,idx(1));
y_max=cb(:,idx(2));
% Load test data
load euclidean_data.mat
% Determine closest and farthest points and corresponding distances
[y_min,y_max,idx,distance] = euclidean(x,cb);
% Display output for the closest point
disp('Coordinates of the closest point are: ');
disp(num2str(y_min));
disp(['Index of the closest point is ', num2str(idx(1))]);
disp(['Distance to the closest point is ', num2str(distance(1))]);
disp(newline);
% Display output for the farthest point
disp('Coordinates of the farthest point are: ');
disp(num2str(y_max));
disp(['Index of the farthest point is ', num2str(idx(2))]);
disp(['Distance to the farthest point is ', num2str(distance(2))]);
end
```

Для прогнозування максимальних відхилень напруги у електричній мережі складемо модель ШНМ, що складається з 2 прихованих шарів, які містять з 60 і 40 нейронів відповідно. Входом в модель є вектор, що зображує кількість ліній у мережі, у яких є передаварийна напруга. Розрахункове значення помилки напруги залежить від стану кожної з шин,

тому прогнозування стану для кожної з шин виконується незалежно але загальне прогнозування здійснюється для всієї мережі одночасно. Вихідні дані мають таку ж розмірність, що і вхідні, і містять прогнозоване значення напруги для кожної шини окремо. Розроблену модель представлено на рис. 4.7.

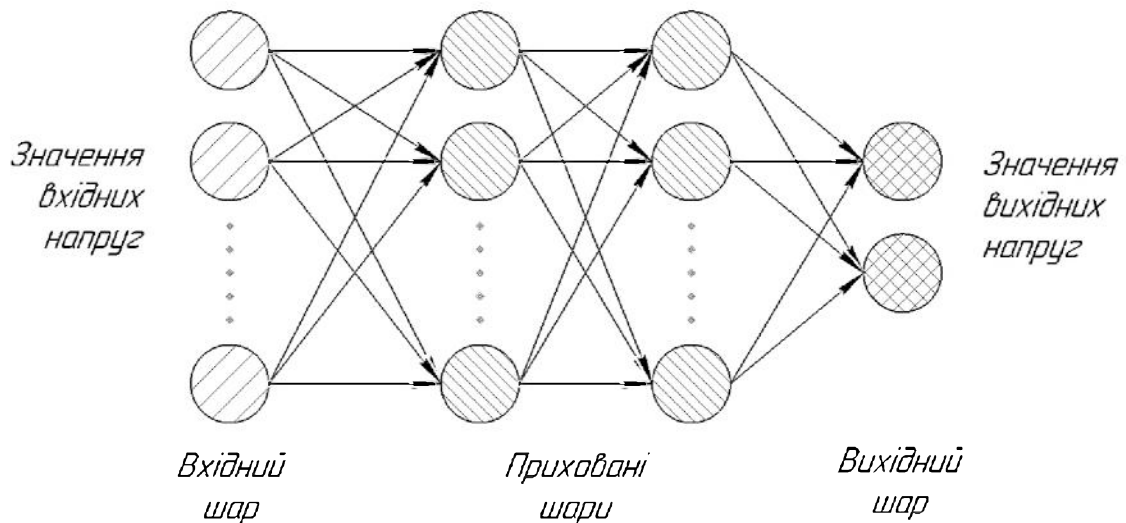


Рисунок 4.7 – Розроблена модель для прогнозування максимального відхилення напруги після пошкодження у мережі

Розподіл середньоквадратичних помилок у процесі навчання ШНМ показано на рис. 4.8.

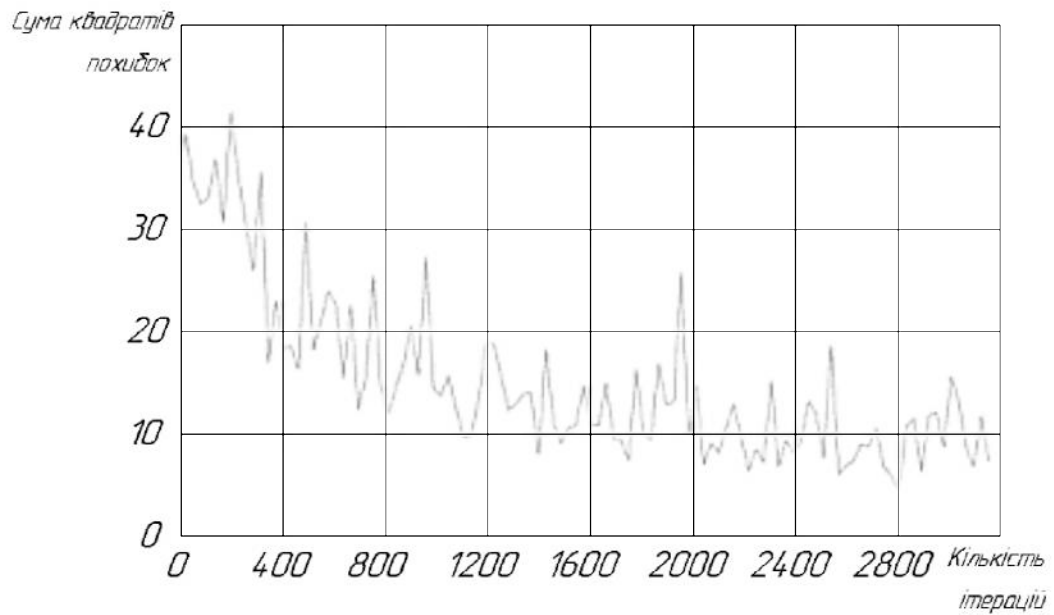


Рисунок 4.8 – Розподіл середньоквадратичних помилок у процесі навчання ШНМ

Надалі здійснимо дослідження зміни лінійної і фазної напруги і визначимо ймовірність виникнення відповідних несправностей. Зміна відносних значень напруги при наявності несправностей для лінійних і фазних напруг представлено на рис. 4.9 і 4.10.

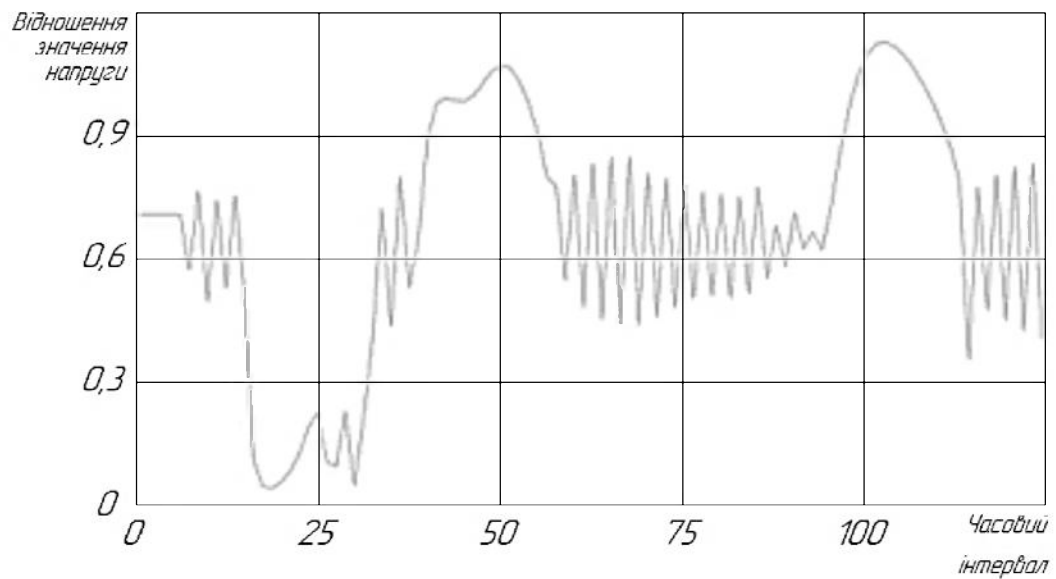


Рисунок 4.9 – Зміна значення лінійної напруги при виникненні несправності

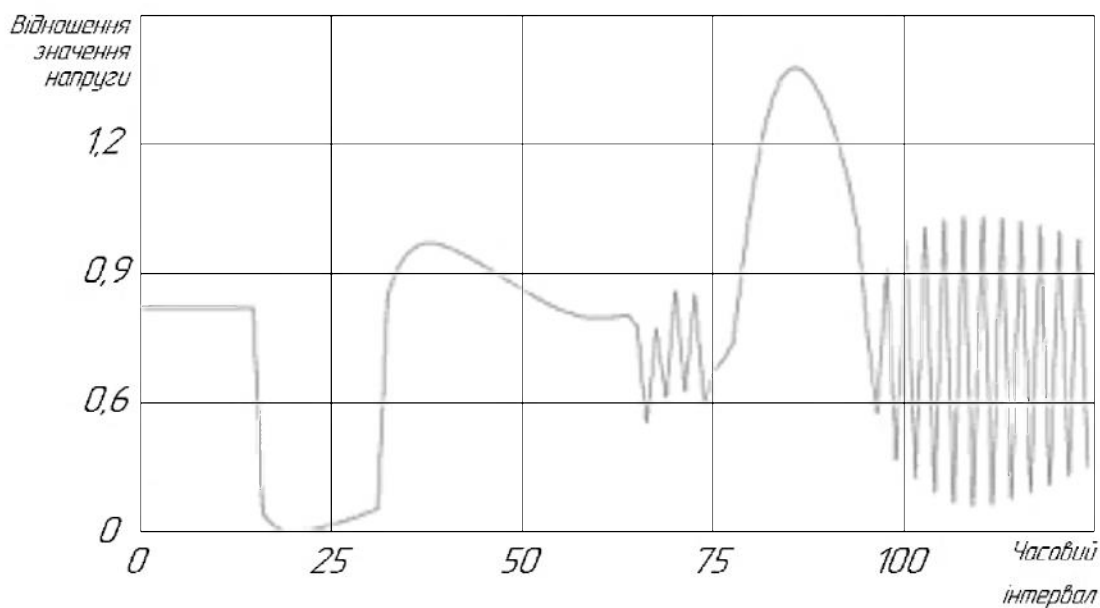


Рисунок 4.10 – Зміна значення фазної напруги при виникненні несправності

Зміна напруги у часі говорить про те який вид несправності відбувся у мережі, а представлені дані були засновані на значенні нормального вектора напруги, що не повністю відображає реальної картини, що викликає необхідність створення інтелектуальних моделей, що сприймають і аналізують дані відповідно до зміни цих даних у часі. У якості таких моделей виступають ШНМ.

ШНМ, що пропонується до застосування, складається зі 100 вхідних осередків (нейронів), що відповідають кількості змінних у мережі. Кожен осередок відповідає за відповідну зміну напруги у визначений часовий період. Прихований шар має розмір у 128 осередки. Вихідний шар містить інформацію, яка може бути використана у подальшому для визначення та класифікації несправності. На основі отриманої інформації зі ШНМ будується інша модель, що складається з 1-го прихованого шару, яка містить 64 нейрони, підключений до вихідного шару розміром 2 нейрони. Отримана інформація визначає ймовірність виникнення несправності у мережі.

Застосування ШНМ підвищує точність визначення несправностей (на близько 5% – до 95%) у порівнянні з попередньою моделлю.

Лінії електроживлення, на яких було визначено несправність, визначаються створеними моделями ШНМ, кожна з яких була побудована під різні типи несправностей. Величина зміни напруги у мережу у часі може бути використана для визначення фази, у якій виникла несправність. Джерело несправності, якщо воно дійсно є, виступає частиною ввідного сигналу і впливає на форму графіків напруги.

Модель шляхом розрахунків і постійного навчання визначає місце та тип і ступінь впливу тієї чи іншої несправності. ШНМ визначає значущі інформаційні дані з масиву обчислень, і використовує їх для подачі на відповідні шари нейронних мереж. Порівняння двох значень напруги – обчисленої для ушкодженої (з наявною несправністю) і неушкодженої ділянки мережі представлено на рис. 4.11.

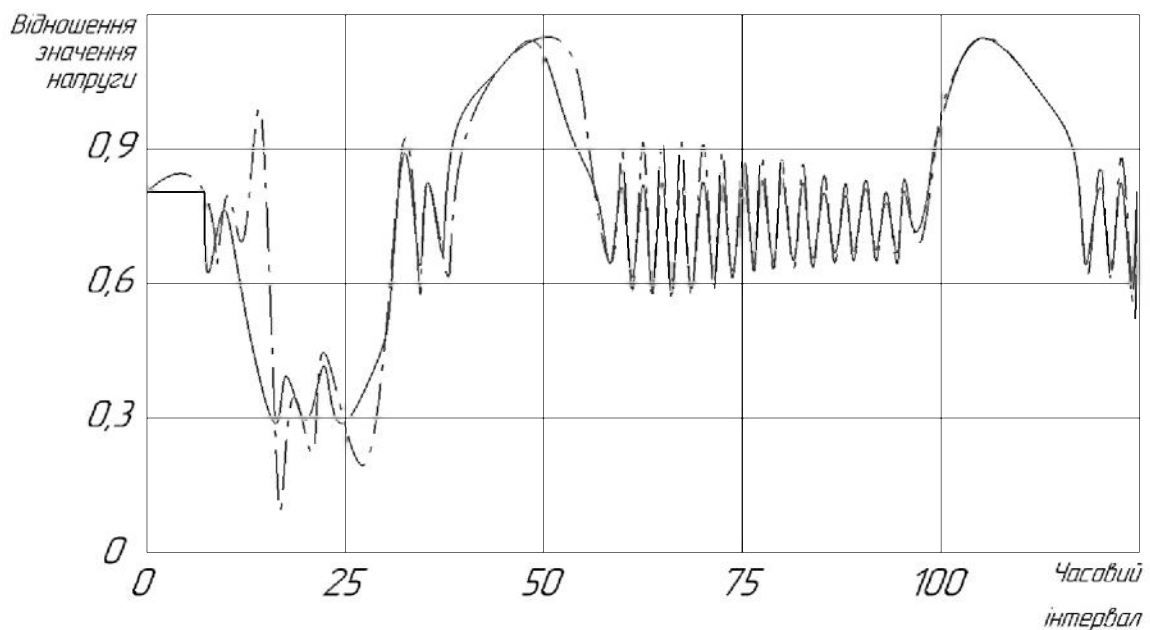


Рисунок 4.11 – Порівняння значень напруги: обчислена для ушкодженої лінії (— · — · —) і неушкодженої ділянки (—)

Точність визначення ушкоджень у лінії за допомогою ШНМ з часом навчання піднялась до рівня 95%.

### Висновки

ШНМ для інтелектуального аналізу та пошуку несправностей здатні досить точно визначити відхилення значення напруг у електромережі та, використовуючи отримані дані, визначити тип несправності, виявити її місцезнаходження та спрогнозувати поведінку системи.

Поряд з виявленням несправності у мережі перед ШНМ постає інше важливе завдання – моніторинг поточного стану мережі і прогнозування її поведінки в разі появи цих несправностей, тобто попередня оцінка уразливості мережі. Ця мета вимагає проведення постійного моніторингу стану мережі до моменту виявлення невідповідності поточного стану від заданого чи прогнозованого. Основним завданням роботи ШНМ у даному випадку є пошук конкретних показників роботи мережі, на підставі яких робиться висновок про можливість переходу мережі у аварійний стан.

У якості вхідні даних спочатку використовуються дані про поточний стан мережі, а потім і ці дані і минулі стани, а також прогнозовані стани для поточного часу. Поточні показники стану мережі та вразливість до пошкоджень можуть бути використані у якості даних для навчання. За допомогою ШНМ можна здійснювати тестування систем у реальному часі на основі масиву даних, отриманих від мережі. ШНМ згодом може бути ускладнена для обробки зростаючого числа показників роботи системи та зростаючої кількості обладнання, що у них застосовуються.

## ВИСНОВКИ

У роботі вирішувалися наступні задачі: аналіз режимів роботи мережі, перевірка завантаження мережі, створення інтелектуальної системи розпізнавання сигналів, створення штучної нейронної мережі для порівняння вихідних і робочих сигналів, розробка пропозиції з удосконалення функціонування електричних мереж та розвитку систем самодіагностики в режимі реального часу.

На основі здійсненого аналізу оперативної схеми ділянки електричної мережі були виявлені наступні проблеми:

- розрахункова щільність струму на усіх ділянках мережі не перевищує економічно-допустимого значення,
- втрати потужності у лініях електропередач та трансформаторах не перевищують середньостатистичні показників,
- втрати потужності у трансформаторах означають, що трансформатори недовантаженні,
- регулюючі пристрої, що застосовуються, є достатніми для забезпечення необхідного рівня напруги для споживачів.

Визначена до застосування ШНМ дозволяє реалізувати найкращі принципи автоматичного керування електричними мережами через реалізацію нелінійних зв'язків завдяки здатності нейронних мереж до самонавчання, фіксації розрахованих показників і здатності розпізнавати закономірності.

Для реалізації завдання оптимізації споживання енергії за допомогою ШНМ було встановлено взаємозв'язок між функцією споживання енергії і функцією вироблення, а також взаємозв'язок між змінними перехідних функцій. Побудована ШНМ визначає певний поріг стану енергоспоживання і визначає досяжність даного стану. Застосовані алгебраїчні методи дозволяють рекомендувати конкретні заходи для

пошуку ефективної комбінації достатніх і необхідних умов для вирішення поставлених задач.

Користуючись доступним програмним середовищем було здійснено гармонійний аналіз та обробка даних, для чого були складені програми та здійснено моделювання. Результати моделювання показало, що на початковому етапі кореляція досить гарна, а зі збільшенням числа ітерацій швидкість обчислень із застосуванням генетичного алгоритму більша ніж без його застосування, що одночасно призводить до зростання точності розрахунків.

Створена ШНМ для лінії електроживлення з потенційною несправністю визначає величини зміни напруги у мережі. При цьому джерело несправності виступає ввідним сигналом і впливає на форму графіків напруги. Модель після розрахунків визначає місце, тип та ступінь впливу тієї чи іншої несправності на роботу системи. Точність визначення ушкоджень за допомогою створеною моделі сягає рівня 95%.



## СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

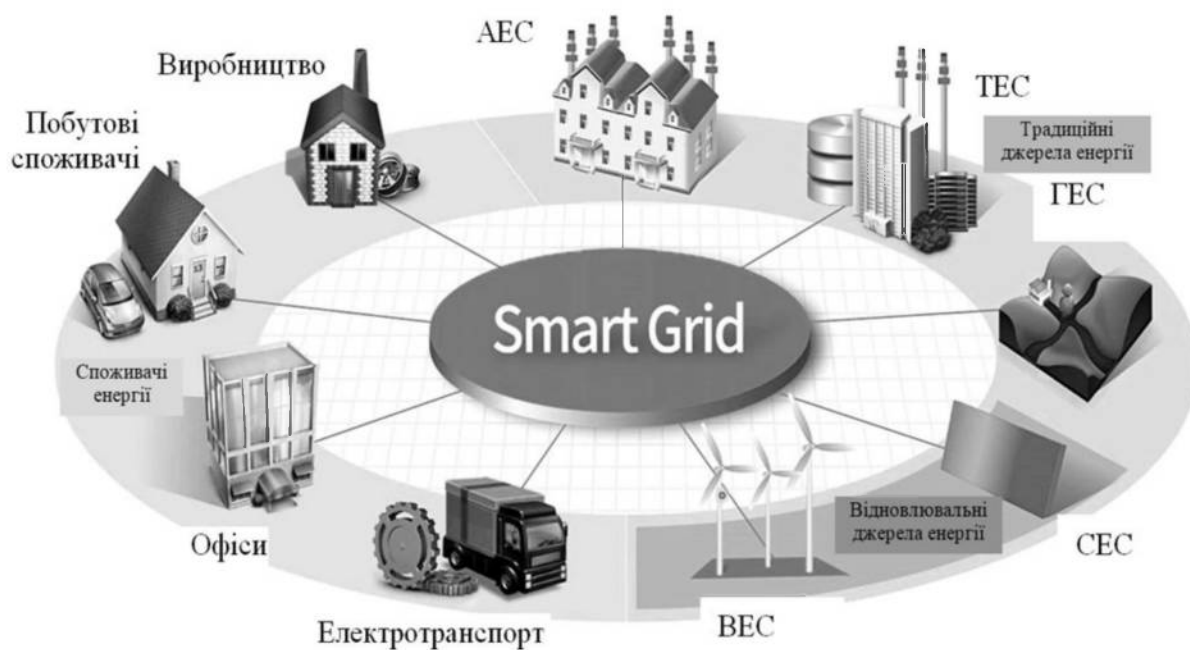
1. Пупена О.М., Ельперін І.В., Луцька Н.М., Ладанюк А.П. Промислові мережі та інтеграційні технології в автоматизованих системах. Навчальний посібник / К.: Ліра-К, 2011. – 552 с.
2. Блинов И.В., Денисюк С.П., Жуйков В.Я., Кириленко А.В., Киселева А.Г., Лукьяненко Л.Н., Осипенко Е.С., Павловский В.В., Парус Е.В., Сопель М.Ф., Стелюк А.О., Танкевич С.Е. Интеллектуальные электроэнергетические системы: элементы и режимы: Под общ. ред. акад. НАН Украины А.В.Кириленко / Институт электродинамики НАН Украины. – К.: Ин-т электродинамики НАН Украины, 2014. – 408 с.
3. Аникин Д.В. Краткий обзор перспектив развития интеллектуальных систем: [Электронный ресурс] / Д.В. Аникин. – Режим доступа: <http://infotech.com.ua/view-articles/id-kratkii-obzor-perspektivrazvitiya-intellektualnyh-sistem-26.htm>.
4. European Smart Grids Technology Platform. Vision and Strategy for Europe's Electricity Networks of the Future [Text] / Luxembourg: Office for Official Publications of the European Communities, 2006.
5. Кобец Б. Б. Инновационное развитие электроэнергетики на базе концепции Smart Grid / Б. Б. Кобец, И. О. Волкова. – М. : ИАЦ Энергия, 2010. – 208 с.
6. Smart Grid projects in Europe: lessons learned and current developments. – European Union, 2011. – 118 p.
7. Демирчан К.С., Бутырин П.А. Моделирование и машинный расчет электрических цепей. М.: Высш. шк., 1988. – 335 с.
8. Справочник по проектированию электроэнергетических систем. Под. ред. С.С. Рокотена и И.М. Шапиро. – М.: Энергоиздат, 1985. – 352 с.
9. Справочник по электроустановкам высокого напряжения. /Под ред. Баумштейна И.А. и Хомякова В.М. – М.: Энергия, 1981. – 656 с.

10. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс, 2-е изд., испр. : Пер. с англ. - М.: ООО «И.Д. Вильямс», 2006. – 1104 с.
11. Терехов В.А., Ефимов Д.В., Тюкин И.Ю. Нейросетевые системы управления: Учеб. Пособие для вузов - М.: Высш. шк. 2002. – 183 с.
12. Каллан Р. Основные концепции нейронных сетей : Пер. с англ. - М.: Издательский дом «Вильямс», 2001.
13. Круглов В.В., Борисов В.В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика. – М.: Горячая линия – Телеком, 2001. – 382 с.
14. K. Warwick, A. Ekwure, R. Aggarwal, Artificial Intelligence Techniques in Power Systems, IEE Power Engineering Series 22, Bookcratt Printed, pp. 17-19, 1997.
15. K.W. Chan, A.R. Edward, A.R. Danish, On-Line Dynamic Security Contingency Screening Using Artificial Neural Network, IEEE Trans. Power Distribution System, pp. 367-372, November 2000.
16. Xabier Basogain Olabe. Redes Neuronales Artificiales y sus aplicaciones formato impreso: Publicaciones de la Escuela de Ingenieros, 1998 – 79 p.
17. Курейчик, В.М. Генетические алгоритмы и их применение. Таганрог: Издво ТРТУ, 2002.
18. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344 с.
19. Круг П.Г. Нейронные сети и нейрокомпьютеры: Учебное пособие по курсу «Микропроцессоры». - М.: Издательство МЭИ, 2002. – 176 с.
20. Глібовець М.М. Штучний інтелект: Підруч. для студ. вищ. навч. закладів / М.М. Глібовець, О.В. Олецкий. – Київ: Видавничий дім «КМ Академія», 2002.– 336 с.
21. Мочалов И.А. Искусственные нейронные сети в задачах управления и обработки информации Ч.1 – М.: 2004. – 145 с.
22. Кренке Д. Искусственные нейроны / Д. Кренке. – СПб.: Питер, 2003. – 799 с.

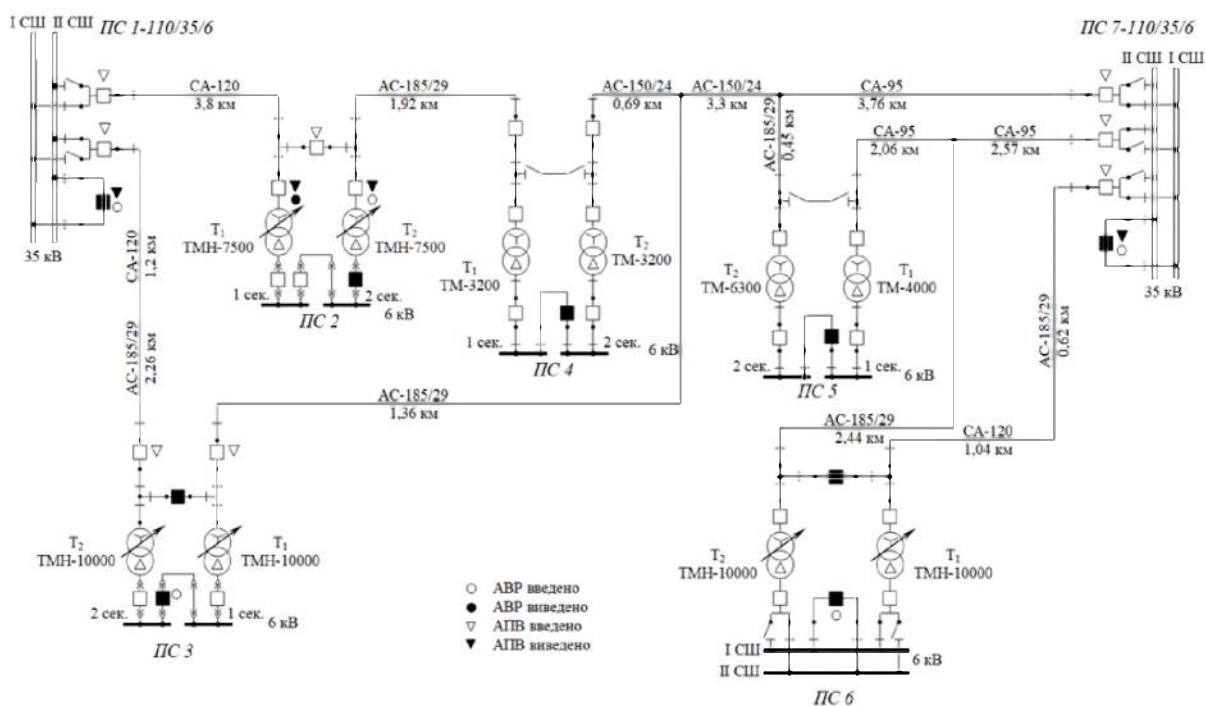
23. Кононюк А.Ю. Нейроні мережі і генетичні алгоритми / А.Ю.Кононюк. – К.: Корнійчук. 2008. – 446 с.
24. Черных И.В. Моделирование электротехнических устройств в MATLAB. SimPowerSystems и Simulink. – М.: ДМК Пресс, 2007. – 288 с.
25. Смагин А.А. Интеллектуальные информационные системы: учеб. пособ. / А.А. Смагин, С.В. Липатова, А.С. Мельниченко. – Ульяновск : УлГУ, 2010. – 136 с.
26. Береза А.М. Основи створення інформаційних систем: Навч. посібник / А.М. Береза. – К.: КНЕУ, 2001. – 205 с.
27. Субботін С.О. Подання й обробка знань у системах штучного інтелекту та підтримки прийняття рішень. Запоріжжя: ЗНТУ, 2008. – 341 с.
28. Рутковская Д. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие ситемы // Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л. – М.: Горячая линия – Телеком, 2006. – 452 с.
29. M.H.J. Bollen, Understanding power quality – voltage sags and interruptions, IEEE Press, 2000.
30. Блок В.М. Электрические сети и системы: Учебное пособие для электроэнергетических специальных вузов. – М.: Высш. шк., 1986. – 430 с.
31. Гимоян Г. Г. Электромагнитные переходные процессы в системах электроснабжения промышленных предприятий / Г.Г. Гимоян, Л.В. Егизарян, В. И. Саакаян. – Ер. : ГИУА. – 2000. – 393 с.
32. Гладков Л. А., Курейчик В. В., Курейчик В. М. Генетические алгоритмы: Учебное пособие. – 2-е изд. – М.: Физматлит, 2006. – 320 с.
33. Курейчик В. М., Лебедев Б. К., Лебедев О. К. Поисковая адаптация: теория и практика. – М.: Физматлит, 2006. – 272 с.
34. Шидловский, А. К. Повышение качества энергии в электрических сетях – Киев: Наукова думка, 1985. – 268 с.
35. Правила устройства электроустановок / Минэнерго СССР. – М.: Энергоатомиздат, 1987. – 648 с.

36. Справочник по электроустановкам высокого напряжения. / Под ред. Баумштейна И.А. и Хомякова В.М. – М.: Энергия, 1981. – 656 с.
37. Правила безопасной эксплуатации энергоустановок. – Киев, 1998. – 142 с.
38. Долин П.А. Основы техники безопасности в электроустановках. – М.: Энергия, 1979. – 408 с.
39. Справочник по электроснабжению промышленных предприятий: Электрооборудование и автоматизация / под общей редакцией Федорова А.А., М.: Энергоатомиздат, 1981. – 624 с.
40. Правила улаштування електроустановок. Офіційне видання. Затверджено Наказом Міністерства енергетики та теплоенергетики України від 21.07.2017 № 476, Відокремлений підрозділ «Науково-проектний центр розвитку Об'єднаної енергетичної системи України» державного підприємства «Національна енергетична компанія «Укренерго», К.: 2017 – 617 с.

## ДОДАТОК А. ГРАФІЧНА ЧАСТИНА



## Місце Smart Grid в системі виробництва та споживання енергії



### Оперативна схема ділянки електричної мережі

### Розрахунок щільності струму

Граф	Дільниця		Марка проводу	I <sub>дільн.</sub> А	j <sub>розр.</sub> А/мм <sup>2</sup>
	по рис. 2.1	по рис. 2.2			
1	ПС 1 – ПС 2	6 – 1	СА-120	71,92	0,60
	ПС 2 – ПС 4	1 – 4	АС-185/29	13,97	0,08
2	ПС 1 – 1	4 – 1	СА-120	81,80	0,68
	1 – ПС 3	1 – 2	АС-185/29	81,80	0,45
3	ПС 7 – 1	12 – 1	СА-95	87,78	0,92
	1 – ПС 5	1 – 2	АС-185/29	32,21	0,17
	1 – 2	1 – 4	АС-150/24	55,77	0,37
	2 – ПС 3	4 – 5	АС-185/29	33,25	0,18
	2 – ПС 4	4 – 7	АС-150/24	22,61	0,15
	ПС 7 – 3	12 – 9	АС-185/29	61,85	0,33
	3 – ПС 6	9 – 10	СА-120	61,85	0,51
4	ПС 7 – 1	6 – 1	СА-95	83,98	0,88
	1 – ПС 6	1 – 2	АС-185/29	72,11	0,39
	1 – ПС 5	1 – 4	СА-95	11,88	0,12

### Втрати потужності у ЛЕП

Граф	Дільниця		P', МВт	P'', МВт	ΔP <sub>ЛЕП</sub> , МВт
	по рис. 2.1	по рис. 2.2			
1	ПС 1 – ПС 2	6 – 1	4,36	4,34	0,02
	ПС 2 – ПС 4	1 – 4	0,63	0,63	0,00
2	ПС 1 – 1	4 – 1	4,83	4,82	0,01
	1 – ПС 3	1 – 2	4,82	4,81	0,01
3	ПС 7 – 1	12 – 1	5,61	5,59	0,03
	1 – ПС 5	1 – 2	2,07	2,07	0,00
	1 – 2	1 – 4	3,52	3,51	0,01
	2 – ПС 3	4 – 5	2,07	2,07	0,00
	2 – ПС 4	4 – 7	1,43	1,43	0,00
	ПС 7 – 3	12 – 9	3,48	3,48	0,00
	3 – ПС 6	9 – 10	3,48	3,48	0,00
4	ПС 7 – 1	6 – 1	4,86	4,85	0,02
	1 – ПС 6	1 – 2	4,14	4,13	0,01
	1 – ПС 5	1 – 4	0,70	0,70	0,00
Разом у ЛЕП					0,10

$$\Sigma = \varepsilon_1 \cdot \sum_{k=1}^n \sum_{j=1}^h [(\theta_j \cdot \lambda_k)^2 + \vartheta_j \cdot \lambda_k] + \varepsilon_2 \sum_{k=1}^h (b_k - \sum_{s=1}^u \sum_{j=1}^n p_{ki} x_{ij})^2 + \varepsilon_3 \sum_{k=1}^n \sum_{x=1}^{u-1} \sum_{y=x+1}^t x_{x,k} x_{y,k} +$$

$$+ \varepsilon_4 \{ (\sum_{i=1}^n x_{k,i} - \sum_{i=1}^n x_{k+1,i})^2 + \sum_{i=1}^n x_{k,i} - \sum_{i=1}^{n-1} x_{k,i} \cdot x_{k+1,i+1} \}$$

$$W_{ia,mc} = -2 \times (\varepsilon_1 \sum_{j=1}^h (n-c+1) a_{ji} \cdot a_{jm} + \varepsilon_2 \sum_{j=1}^h p_{ji} \cdot p_{jm} + \varepsilon_3 \sigma_{ac} (1 - \sigma_{im}))$$

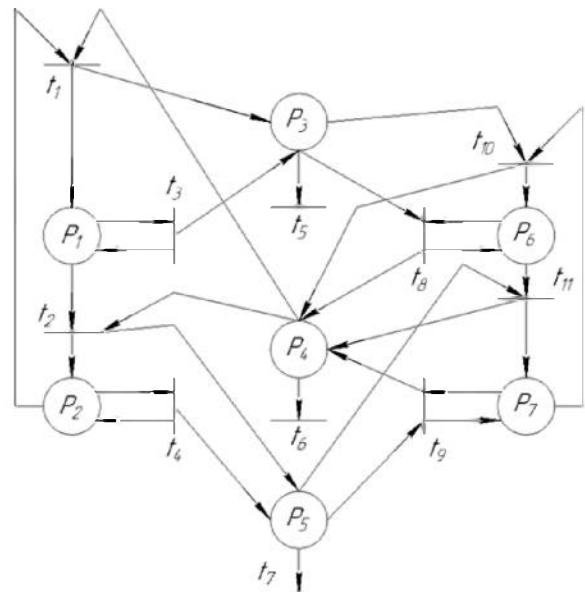
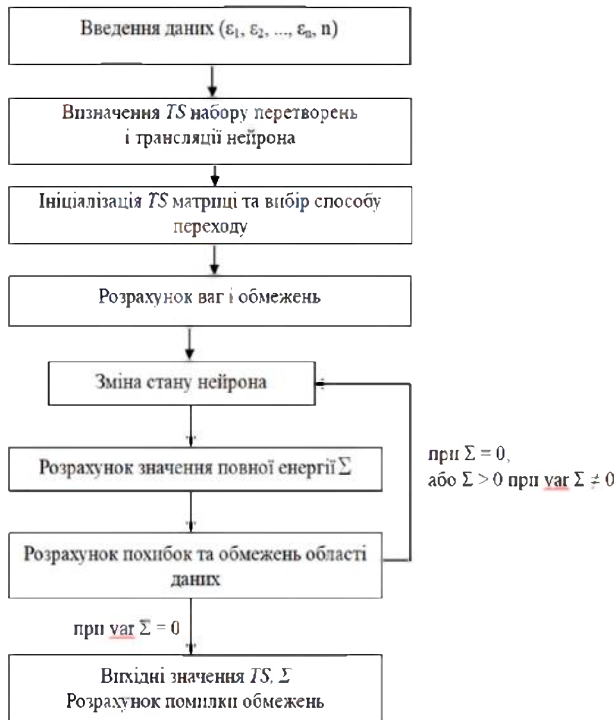
$$\Delta_{ia} = \varepsilon_1 \sum_{j=1}^h (n-a+1) (|p_{ji}| + (2a_j - 1) p_{ji}) + \varepsilon_2 \sum_{j=1}^h (|p_{ji}| - 2b_j p_{ji})$$

$$W_{ia,mc} = -2 \cdot (\varepsilon_1 \sum_{j=1}^h (n-c+1) p_{ji} \cdot p_{jm} + \varepsilon_2 \sum_{j=1}^h p_{ji} \cdot p_{jm} + \varepsilon_3 \sigma_{ac} (1 - \sigma_{im})) +$$

$$+ \varepsilon_4 (\sigma_{i,k} \cdot \sigma_{m,k} \cdot (1 - \sigma_{a,c}) + \sigma_{i,k+1} \cdot \delta_{m,k+1} \cdot (1 - \sigma_{a,c}) - \sigma_{i,k} \cdot \sigma_{m,k+1} - \sigma_{i,k} \cdot \sigma_{m,k+1} \cdot \sigma_{a+1,c})$$

$$\Delta_{ia} = \varepsilon_1 \sum_{j=1}^h (n-a+1) (|p_{ji}| + (2a_j - 1) p_{ji}) + \varepsilon_2 \sum_{j=1}^h (|p_{ji}| - 2b_j p_{ji}) + \varepsilon_4 (2\sigma_{i,k} + \sigma_{i,k+1})$$

Отримані теоретичні залежності



$P_i$  – відповідні стани,  
 $t_i$  – часові проміжки  
 $\rightarrow$  – відповідні зв'язки

Алгоритм роботи ШНМ

$$i(t) = \sum_{k=1}^N I_k \sin(k\omega_0 t + \varphi_k) = \sum_{k=1}^N [a_k \sin(k\omega_0 t) + b_k \cos(k\omega_0 t)]$$

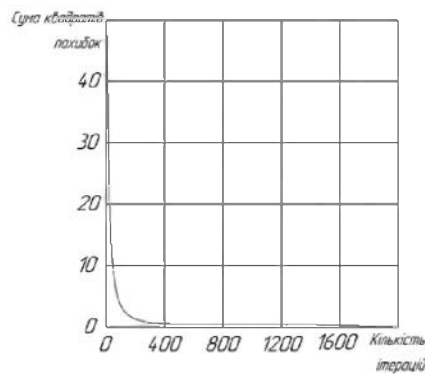
$$a_k = \frac{1}{\pi} \int_0^{2\pi} i(t) \sin(k\omega_0 t) d(\omega_0 t)$$

$$b_k = \frac{1}{\pi} \int_0^{2\pi} i(t) \cos(k\omega_0 t) d(\omega_0 t)$$

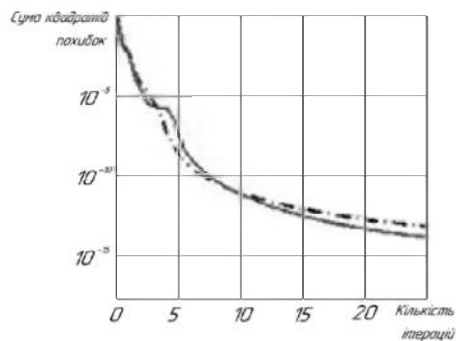
$$I_k = \sqrt{a_k^2 + b_k^2}$$

$$\varphi_k = \begin{cases} \arctan(b_k / a_k), & (a_k > 0, b_k \in R) \\ \pi / 2, & (a_k = 0, b_k > 0) \\ x, \forall x \in (-\pi, \pi], & (a_k = 0, b_k = 0) \\ -\pi / 2, & (a_k = 0, b_k < 0) \\ \pi + \arctan(b_k / a_k), & (a_k < 0, b_k \geq 0) \\ -\pi + \arctan(b_k / a_k), & (a_k < 0, b_k < 0) \end{cases}$$

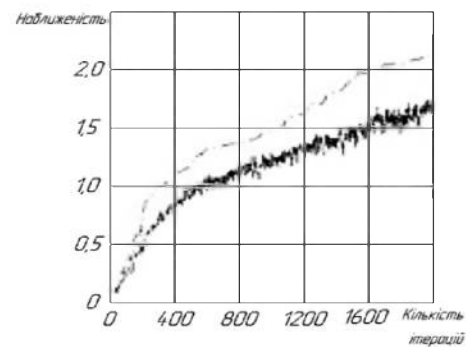
Функції, що описують гармонійні коливання у енергомережі



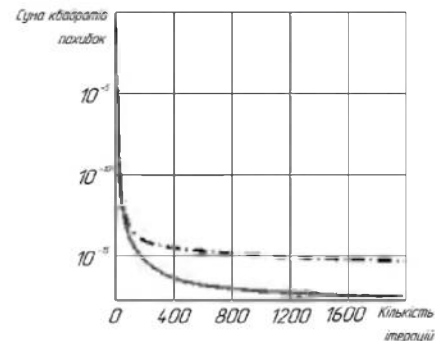
Результати моделювання зміни суми квадратів похибки після застосування генетичного алгоритму



Результати моделювання зміни суми квадратів похибки на початковому етапі моделювання для ШНМЗЗ з ГА (—) та ШНМЗ без ГА (-•-•-)



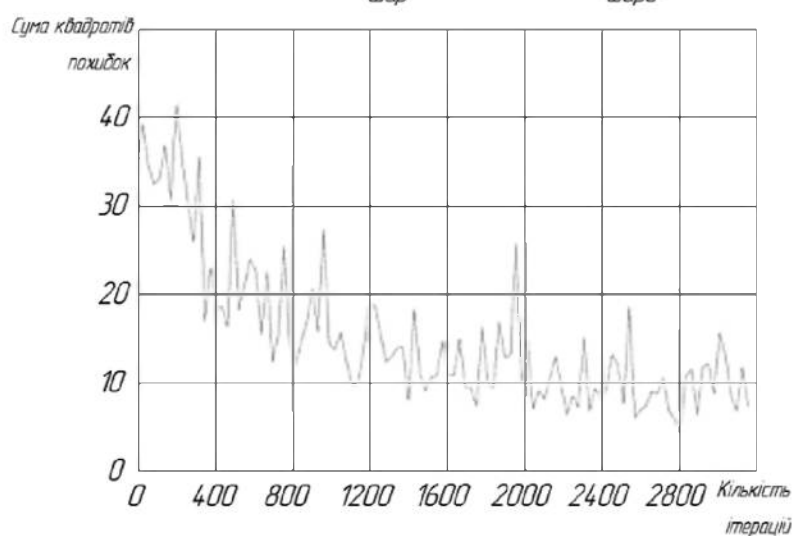
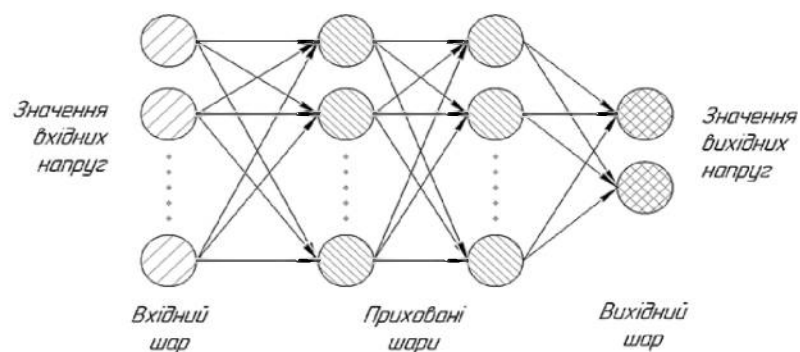
Результати моделювання наближеності результатів роботи ШНМЗЗ (—) до оптимального значення (-•-•-) після застосування генетичного алгоритму



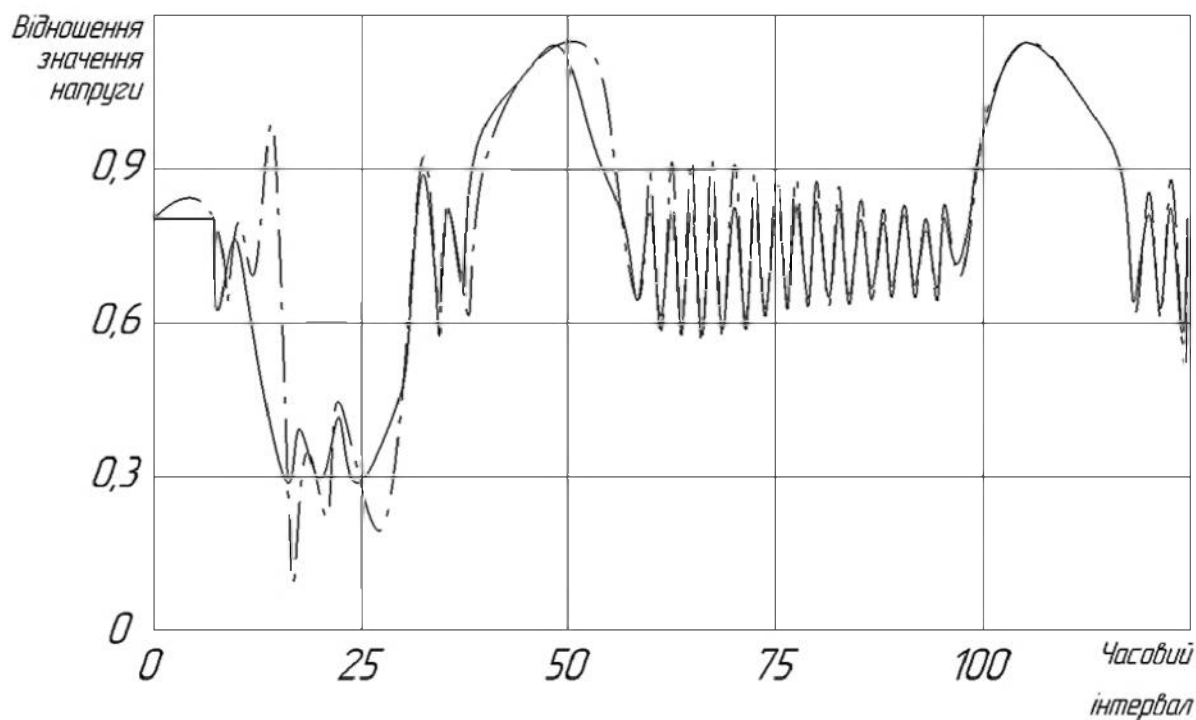
Результати моделювання зміни суми квадратів похибки після 2000 ітерацій (поколінь) для ШНМЗЗ з ГА (—) та ШНМЗ без ГА (-•-•-)



Розроблена модель для прогнозування максимального відхилення напруги після пошкодження у мережі



Розподіл середньоквадратичних помилок у процесі навчання ШНМ



Порівняння значень напруги обчислена за допомогою ШНМ: для ушкодженої лінії (— • — • —) і неушкодженої ділянки (—)

## ДОДАТОК Б.

### ОГЛЯД ПИТАНЬ БЕЗПЕКИ ПРИ ЕКСПЛУАТАЦІЇ ЕЛЕКТРИЧНИХ МЕРЕЖ

#### Б.1 Огляд питань безпеки і захисту від ураження електричним струмом

Небезпека ураження електричним струмом серед інших небезпек відрізняється тим, що людина не в змозі без спеціальних приладів визначити наявність напруги дистанційно, як наприклад, рухомі частини, розігріті об'єкти, відкриті люки, негороджені межі майданчиків, що знаходяться на висоті і т.п.

Вона визначається дуже запізно – коли людина вже вражена струмом. Через те слід приділити особливої уваги захисту від ураження електричним струмом. Захисні заходи повинні цілком забезпечувати безпеку.

Електричний струм, проходячи через живі тканини, завдає термічного, електричного та біологічного впливу. Це призводить до всіляких порушень в організмі, викликаючи як місцеві ушкодження тканин та органів, так і загальне враження організму.

Опіки можливі при проходженні через тіло людини значної сили струму. Електричні ознаки (позначки струму) виникають під час сильного контакту із струмопровідними частинами.

Електрометалізація шкіри – проникнення під поверхню шкіри часточок металу внаслідок розхлюпування та покрутів його під впливом струму, наприклад, під час горіння дуги.

Електричний удар спостерігається під час впливу малого струму – звичайно до кількох сот міліампер та відповідно під час невеликої напруги, як правило, до 1000 В.

Струм діє на нервову систему і на м'язи, причому може виникнути параліч вражених органів. Параліч дихальних м'язів, а також м'язів серця, може призвести до смертельної дії.

У різних електроустановках (ЕУ) різноманітна небезпека ураження електричним струмом, через те що параметри електроенергії, умови експлуатації електрообладнання та характер середовища приміщень, у яких воно влаштовано, вельми різні. Комплекс захисних заходів мусить відповідати виду ЕУ та відповідати умовам застосування електрообладнання, забезпечуючи належну безпеку.

Небезпека ураження, а також можливі ускладнення перш за все залежать від номінальної напруги. За рівнем напруги розрізняються ЕУ напругою до 1000 В та ЕУ напругою вище 1000 В.

Розрізняються ЕУ з великим струмом, що заземлюється, у якому струм однополюсного глухого замикання на землю перевищує 500 А, та ЕУ з малими струмами замикання на землю, в яких струм однополюсного глухого замикання на землю дорівнює або менше 500 А.

Дуже істотний вплив на безпеку експлуатації ЕУ справляють умови середовищ, від яких залежить стан ізоляції а також електричний опір тіла людини. Підвищена вологість знижує опір ізоляції. Сухими приміщеннями називаються такі приміщення, в яких відносна вологість повітря не перевищує 60%. Вологі приміщення – приміщення, в яких відносна вологість повітря більше 60%, але не перевищує 75%. У таких приміщеннях можливе короткочасне виділення пари та конденсація вологи у невеликій кількості. Сирі приміщення – приміщення, в яких відносна вологість повітря тривалий час перевищує 75%, але не досягає 100%. Приміщення, в яких відносна вологість повітря близька до 100% (стіна, підлога, стеля та предмети, що знаходяться у приміщенні, вкриті вологою), називаються особливо сирими.

Підвищена температура прискорює старіння ізоляції, що призводить до зниження її опору і навіть до руйнування. Під час підвищеної

температури повітря знижується опір тіла людини внаслідок змочування шкіри виділеним потом. За цих обставин підвищена температура повітря знижує безпеку експлуатації ЕУ. Приміщення, в яких температура повітря тривалий час перевищує  $+30\text{ }^{\circ}\text{C}$ , називаються спекотними приміщеннями.

Струмопровідна підлога (металева, земляна, залізобетонна, цегляна, ксилолітова і т.п.), на котрій стоїть людина, що торкається поверхні, яка знаходиться під напругою, різко зменшує опір ланцюга людини. Те ж саме спостерігається і при одночасному торканні до корпусу технологічного обладнання, котрий має зв'язок із землею (металевих конструкцій будівель та споруд) та до поверхні електрообладнання, що природно або випадково знаходяться під напругою.

В ЕУ застосовуються наступні технічні засоби захисту:

- застосування малих напруг;
- електричне розподілення мережі;
- контроль та профілактика пошкоджень ізоляції;
- компенсація ємкостей складової струму заземленням на ґрунті;
- захист від випадкових доторків;
- захисне заземлення;
- занулення;
- подвійна ізоляція;
- захисне відключення.

Для безпечного проведення робіт слід вживати таких організаційних заходів:

- призначення працівників, відповідальних за безпечне проведення робіт;
- видавання наряду або розпорядження;
- видавання дозволу на підготовку робочих місць та на допуск;
- підготовка робочого місця та допуск до роботи;
- нагляд під час виконання роботи;
- переведення на інше робоче місце;

- оформлення перерв у роботі та її закінчення.

Відповідальними за безпечне проведення робіт є:

- працівник, який видає наряд, віддає розпорядження;
- працівник, який дає дозвіл на підготовку робочого місця та на допуск;
- працівник, який готує робоче місце;
- працівник, який допускає до роботи (допускач);
- керівник робіт;
- працівник, який спостерігає за безпечним виконанням робіт (наглядач);
- член бригади.

Під час підготовки робочого місця для роботи, яка вимагає знімання напруги, слід виконати у зазначеній послідовності такі технічні заходи:

- провести необхідні вимкнення і вжити заходів щодо запобігання помилковому або самочинному вмиканню комутаційної апаратури;
- вивісити заборонні плакати на приводах ручного і на ключах дистанційного керування комутаційної апаратури. За необхідності струмовідні частини слід огороджувати;
- приєднати до "землі" переносні заземлення;
- перевірити відсутність напруги на струмовідних частинах, на які слід встановити заземлення. Якщо переносні заземлення планується ставити поблизу струмовідних частин, що не входять в зону робочого місця, то їх огороження слід встановити до перевірки відсутності напруги та заземлення;
- встановити заземлення (увімкнути заземлювальні ножі, приєднати до вимкнених струмовідних частин переносні заземлення) безпосередньо після перевірки відсутності напруги та вивісити плакати "Заземлено" на приводах вимикальних комутаційних апаратів;
- огородити, у разі необхідності, робочі місця або струмовідні частини, що залишились під напругою, і вивісити на огороженнях

плакати безпеки. Залежно від місцевих умов струмовідні частини огорожують до або після їх заземлення.

## Б.2 Пожежна безпека при експлуатації трансформаторів

Пожежна безпека при експлуатації трансформаторів забезпечується:

- утриманням у справному стані пристроїв охолодження, регулювання і захисту обладнання;
- дотриманням температурних режимів;
- утриманням у справному стані і в постійній готовності автоматичних систем пожежогасіння та маслоприймальних пристроїв.

Маслоприймальні пристрої під трансформаторами, маслопроводи або спеціальні дренажі повинні утримуватися у справному стані для попередження розтікання масла при аварії та попадання його в кабельні канали та інші споруди.

Гравійна засипка, яка розміщується в маслоприймальних чашах, повинна утримуватися в чистоті й не рідше ніж 1 раз на рік промиватися. При значній забрудненості гравійної засипки або появи на ній рослинності вона повинна бути замінена. Одночасно з промиванням гравійної засипки слід випробувати пропускну здатність масловідводів і стаціонарну систему пожежогасіння (при її наявності). У разі виявлення свіжих крапель масла на гравійній засипці або на маслоприймачі негайно вжити заходів щодо виявлення джерел їхньої появи, попередження нових проявів.

Бортові огороження маслоприймальних пристроїв повинні виконуватися на довжину усього периметра гравійної засипки без розривів заввишки не менше 150 мм над рівнем землі.

У місцях викочування трансформаторів бортові огороження повинні перешкоджати розтіканню масла і виготовлятися з матеріалу, який легко

демонтується при ремонтах, а потім встановлюється на своє місце. Забороняється використовувати (пристосовувати) стінки кабельних каналів як бортове огороження маслоприймачів трансформаторів.

Вводи кабельних ліній у шафи управління, захисту й автоматики, а також розгалужувальні (з'єднувальні) коробки на трансформаторах старанно ущільнюються матеріалами, що не горять.

Аварійні ємності для приймання масла від трансформаторів повинні перевірятися не рідше ніж 2 рази в рік, а також після сильних дощів, розтавання снігу або гасіння пожежі. При наявності води проводиться її відкачування, про що слід внести запис в оперативний журнал. Стаціонарні рівнеміри повинні утримуватися у справному стані.

Перевірка роботи стаціонарної установки пожежогасіння і повноти зрошення проводиться при планових відключеннях на 8 годин і більше, а також ремонтах. Результати випробувань записуються в оперативний журнал, дефекти – в журнал дефектів. Система трубопроводів стаціонарної установки пожежогасіння фарбується в червоний колір.

Горловина вихлопної труби трансформатора не повинна бути направлена на обладнання, встановлене ближче 30 м, а також місця проходу персоналу. У разі потреби встановлюються відбійні щити.

Матеріал і влаштування мембрани на вихлопній трубі повинні відповідати технічним вимогам. Забороняється використовувати для цього матеріали, які не передбачені заводом-виробником.

При огляді трансформатора потрібно контролювати цілісність мембрани.

У разі виникнення пожежі на заземленому трансформаторі він повинен бути негайно відключений від мережі усіх напруг, якщо не відключився від дії релейного захисту. Персонал повинен проконтролювати включення стаціонарної установки пожежогасіння (при її наявності), викликати пожежну охорону й далі діяти за оперативним планом пожежогасіння.

Забороняється при пожежі на трансформаторі зливати масло з корпусу, бо це може призвести до поширення вогню на обмотки, а також ускладнить гасіння пожежі.

У місцях встановлення пожежної техніки необхідно обладнати й позначити місця її заземлення. Місця заземлення пересувної пожежної техніки визначаються спеціалістами, які обслуговують об'єкт, разом з представниками державної пожежної охорони та позначаються знаком заземлення.

Забороняється включення в експлуатацію трансформаторів на електростанціях і підстанціях, якщо не забезпечена повна готовність до роботи установок пожежогасіння, передбачених проектом, відповідно до відомчого переліку об'єктів, що підлягають обладнанню установками автоматичного пожежогасіння.

Гасіння пожеж на трансформаторах проводиться згідно з інструкцією на даний об'єкт.

### Б.3 Ліквідації аварій при екстремальних погодних умовах

При зниженні температури зовнішнього повітря оперативний персонал зобов'язаний:

- включити обігрівачі в шафах управління, приводах, приміщеннях розподільчих пристроїв;
- забезпечити роботу опалювальних агрегатів у цехах і приміщеннях. При необхідності організувати обігрів приміщень повітрядувками із дотриманням правил пожежної безпеки і організації контролю за ними;
- частіше проводити обходи обладнання;



- проводити огляд маслоснаповненого обладнання, у випадку зниження рівня масла нижче мінімально допустимого визивати ремонтний персонал для долівки масла. Якщо долити масло без відключення обладнання неможливо, прийняти заходи щодо підняття температури масла або, за погодженням з вищим керівництвом, відключити це обладнання;

- ввести в роботу резервне обладнання;

- сдреніровати вологу із дренажних пристроїв балонів і ресіверів ВРП, воздухопроводів і електродізою;

- включити обігрів дренажних пристроїв ресіверів ВРП та імпульсних трубок електроконтактних манометрів (при наявності).

У випадку значного підвищення температури зовнішнього повітря оперативний персонал зобов'язаний:

- включити вентиляційні пристрої та кондиціонери;

- включити додаткове охолодження обладнання;

- перевірити завантаження і відповідність режимним карткам температурного режиму турбогенераторів, привести його у відповідність (при необхідності);

- провести огляд маслоснаповненого обладнання, у випадку підвищеного рівня (тиску) масла прийняти заходи по його зниженню.

ДОДАТОК Г  
ПЕРЕЛІК ЗАУВАЖЕНЬ НОРМОКОНТРОЛЕРА

Позначення документа	Документ	Умовне позначення	Зміст зауваження

Дата \_\_\_\_\_