

**НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ
імені ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»**

**Факультет електроніки
Кафедра електронних пристроїв та систем**

До захисту допущено:
Завідувач кафедри
проф. Євген ВЕРБИЦЬКИЙ
«__» __червня__ 2023 р.

**Дипломний проєкт
на здобуття ступеня бакалавра
за освітньо-професійною програмою «Електронні прилади та пристрої»
спеціальності 171 Електроніка
на тему: «Система прогнозування електроспоживання»**

Виконав:
студент IV курсу, групи ДЕ-91
Олександр РЕЗНІК

Керівник:
Доцент кафедри ЕПС, к.т.н., доцент
Леонід ЦИБУЛЬСЬКИЙ

Консультант з технічного розділу:
Професор кафедри ЕПС, д.т.н., професор
Юлія ЯМНЕНКО

Рецензент:
Доцент кафедри АМЕС, к.т.н., доцент
Павло ПОПОВИЧ

Консультант
з нормоконтролю
Доцент кафедри ЕПС, к.т.н., доцент
Лариса БАТРАК

Засвідчую, що у цьому дипломному проєкті
немає запозичень з праць інших авторів без
відповідних посилань.

Студент _____

Київ – 2023 року

[illegible]

Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»
Факультет електроніки
Кафедра електронних пристроїв та систем

Рівень вищої освіти – перший (бакалаврський)

Спеціальність – 171 «Електроніка»

Освітньо-професійна програма «Електронні прилади та пристрої»

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

проф. Євген ВЕРБИЦЬКИЙ

«17» травня 2023 р.

ЗАВДАННЯ
на дипломний проєкт студенту
Резніку Олександр Сергійовичу

1. Тема проєкту «Система прогнозування електроспоживання» _____

керівник проєкту Цибульський Леонід Юрійович, доцент, к.т.н. _____
Прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання,

затверджені наказом по університету від «30» травня 2023 р. № 2063__

2. Термін подання студентом проєкту 14.06.23 _____

3. Вихідні дані до проєкту: 69168 замірів електроспоживання за добу, вейвлет-перетворення до 4-го рівня декомпозиції. Нейронна мережа FNN (один схований рівень, 10 нейронів) для прогнозування з точністю 95%. Для порівняння використовується модель ARIMA (5,1,0) з точністю близько 99%, для малого часового ряду. _____

4. Зміст пояснювальної записки Огляд науково-технічної літератури; дослідження нейронних мереж і моделі ARIMA; програмна реалізація прогнозування часових рядів, моделювання роботи нейромережі, розрахунок швидкодії і точності методів, опис результатів дослідження _____

5. Перелік графічного матеріалу (із зазначенням обов'язкових креслеників, плакатів, презентацій тощо) теоретичне креслення, презентація 15 слайдів

6. Консультанти розділів проєкту*

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Технічний	Ямненко Ю.С. , проф. каф. ЕПС		

7. Дата видачі завдання 17 травня 2023 р.

Календарний план

№ з/п	Назва етапів виконання дипломного проєкту	Термін виконання етапів проєкту	Примітка
1	Загальний огляд MicroGrid мереж	17.05 – 21.05	
2	Огляд моделей прогнозування	22.06 – 25.06	
3	Дослідження нейронних мереж, ARIMA	25.06 – 31.06	
4	Формування навчальної вибірки	01.06 – 08.06	
5	Моделювання роботи нейронних мереж	09.06-14.06	
6	Підготовка до захисту ДП	15.06-19.06	
7	Захист ДП	20.06	

Студент

Олександр РЄЗНІК

Керівник

Леонід ЦИБУЛЬСЬКИЙ

АНОТАЦІЯ

Метою цього дослідження є розробка системи прогнозування електроспоживання, використовуючи вейвлет-аналіз, нейронні мережі та модель ARIMA. Ця система спрямована на оптимізацію споживання енергії та підвищення енергоефективності промислових об'єктів.

Для досягнення цієї мети, було проведено ряд теоретичних та експериментальних досліджень. Використовуючи вейвлети Добеші, Симлет та Койфлет, було виконано обробку великого набору даних про електроспоживання.

Розроблена система включає навчену нейронну мережу, яка здатна здійснювати прогнозування в реальному часі, а також модель ARIMA, яка показала свою ефективність на невеликих часових рядах.

В результаті дослідження було отримано високу точність прогнозування, що підтверджує конкурентоспроможність розробленої системи. Отримані результати були представлені у вигляді візуалізацій та порівняльних характеристик, що демонструють ефективність використання вейвлет-аналізу для прогнозування електроспоживання.

Ключові слова: Споживання електроенергії, прогнозування, нейронні мережі прямого поширення, модель ARIMA, вейвлет-аналіз, енергоефективність.

ANNOTATION

The purpose of this study is to develop a system for predicting electricity consumption using wavelet analysis, neural networks, and the ARIMA model. This system is aimed at optimizing energy consumption and improving the energy efficiency of industrial facilities.

To achieve this goal, a number of theoretical and experimental studies were conducted. Using Dobeshi, Symlet, and Coiflet wavelets, a large set of energy consumption data was processed.

The developed system includes a trained neural network capable of real-time forecasting, as well as the ARIMA model, which has proven its effectiveness on small time series.

The study resulted in high forecasting accuracy, which confirms the competitiveness of the developed system. The obtained results were presented in the form of visualizations and comparative characteristics that demonstrate the effectiveness of using wavelet analysis to predict electricity consumption.

Keywords: Electricity consumption, forecasting, feed-forward neural networks, ARIMA model, wavelet analysis, energy efficiency.

ЗМІСТ

ВСТУП	9
1 ІНТЕЛЕКТУАЛЬНЕ КЕРУВАННЯ ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯМ У MICROGRID	11
1.1 Ключові особливості MicroGrid.....	12
1.2 Основні елементи MicroGrid.....	13
1.3 Огляд існуючих мереж MicroGrid	14
1.4 Система Matismart	15
1.4.1 Програмна платформа Matismart.....	17
1.5 Прогнозне керування об'єктами MicroGrid.....	18
1.6 Етапи розробки системи прогнозування електроспоживання.....	18
2. ФУНКЦІЇ ОБРОБКИ ЧАСОВИХ РЯДІВ	22
2.1 Різні види вейвлетів і їх застосування.....	22
2.1.1 Вейвлет Хаара.....	22
2.1.2 Вейвлет Добеші	23
2.1.3 Symlet вейвлети	25
2.1.4 Coiflet вейвлети	25
2.2 Застосування вейвлет-аналізу для аналізу часових рядів	26
2.3 Принципи прогнозування часових рядів	27
2.4 Основні аспекти електроспоживання.....	29
2.5 Традиційні методи прогнозування електроспоживання	30
2.6 Проблеми та можливості у прогнозуванні електроспоживання	32
2.7 Модель ARIMA	33
3 РОЗРОБКА АЛГОРИТМУ ПРОГНОЗУВАННЯ ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯ	37

					<i>ДП. ДЕ91.04.000 ПЗ</i>	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		7

3.1	Визначення вимог до алгоритму.....	37
3.2	Проектування алгоритму прогнозування.....	38
3.3	Реалізація алгоритму	39
3.4	Підготовка даних для тестування	42
3.5	Метрики для оцінки похибки.....	46
3.5.1.	Кореляція	46
3.5.2	R-квадрат (R-squared)	47
3.5.3	Середньоквадратична помилка (MSE).....	47
3.5.4	Коренева середньоквадратична помилка (RMSE).....	48
3.5.5	Середня абсолютна помилка (MAE).....	48
3.6	Вибір коефіцієнтів для нейронної мережі	49
4	АНАЛІЗ ТА ПОРІВНЯННЯ МЕТОДІВ ПРОГНОЗУВАННЯ	53
	ВИСНОВКИ.....	63
	ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ	65
	ДОДАТОК А.....	71

ВСТУП

У теперішній час спостерігається інтенсивне впровадження новітніх технологій та сучасних електронних засобів для створення мультипроцесорних систем автоматизації «розумних будинків», автономних об'єктів, виробничих процесів на підприємствах [30].

Детальний аналіз розподілу електричної енергії між різними секторами економіки вказує, що приблизно третина загального енергоспоживання відбувається на домашньому рівні, включаючи приватні будинки, фермерські господарства та малі виробничі підприємства. В контексті цих секторів, ефективно використання електроенергії вимагає окремого підходу та уваги.

Прогнозування споживання електроенергії відіграє важливу роль у плануванні та управлінні енергосистемами. Точне прогнозування може підвищити надійність та ефективність енергосистем, дозволяючи комунальним підприємствам оптимізувати розподіл ресурсів та покращити управління енергоспоживанням. В останні роки вейвлет-аналіз став потужним інструментом для прогнозування часових рядів, забезпечуючи надійний і гнучкий підхід до аналізу складних закономірностей в даних про споживання електроенергії.

Метою даної роботи є розробка та дослідження системи прогнозування електроспоживання за допомогою вейвлет-аналізу. Основне завдання – вивчити можливості вейвлет-аналізу для аналізу та прогнозування часових рядів, зокрема в контексті електроспоживання, а також розробити алгоритм для цієї системи прогнозування.

Актуальність дослідження обумовлена великою важливістю точного прогнозування електроспоживання. Оптимальне планування виробництва та розподілу електроенергії може значно підвищити ефективність енергетичних систем, зменшити витрати та знизити екологічний вплив. Точні прогнози можуть допомогти гарантувати, що енергосистема здатна задовольнити попит, що енергетичні компанії можуть приймати обґрунтовані інвестиційні рішення.

					ДП. ДЕ91.04.000 ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докum.	Підпис	Дата		9

Вейвлет-аналіз, як інструмент, що дозволяє виявляти та аналізувати місцеві особливості в часових рядах, може стати потужним інструментом для такого прогнозування. Це дозволяє ідентифікувати різні закономірності в даних, такі як тренди, сезонність та шум. Прогнозування споживання електроенергії є критично важливим завданням для операторів енергосистем, енергетичних компаній та урядів, що в кінцевому підсумку призведе до створення більш ефективних та сталих енергетичних систем.

Об'єктом дослідження є процеси електроспоживання, представлені у вигляді часових рядів. Предмет дослідження – методи та алгоритми вейвлет-аналізу та моделі ARIMA, які використовуються для передобробки часових рядів з метою подальшого прогнозування.

Робота виконана у відповідності до напрямків дослідницької роботи кафедри електронних пристроїв та систем, зокрема, в галузі аналізу та обробки сигналів, а також інтелектуальних систем прогнозного керування електроспоживанням в системах з розподіленою генерацією електроенергії.

					ДП. ДЕ91.04.000 ПЗ	Адк.
Змн.	Адк.	№ докum.	Підпис	Дата		10

1 ІНТЕЛЕКТУАЛЬНЕ КЕРУВАННЯ ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯМ У MICROGRID

Сучасним підходом до забезпечення ефективності електротехнічних систем є перехід на якісно новий рівень інформаційного забезпечення та керування шляхом формування цілісної багаторівневої системи управління зі збільшенням обсягів автоматизації, зменшення витрат і підвищенням надійності всієї системи. Цьому сприяє розвиток інтелектуальних електротехнічних систем з активно-адаптивними мережами – SmartGrid [21].

SmartGrid – це електромережа, яка забезпечує оперативний та упереджувальний контроль, моніторинг та енергоефективність, включаючи смарт-лічильники, альтернативні та відновлювальні джерела енергії, що дозволяє підвищувати ефективність функціонування, надійність, економічну вигоду, а також стійкість виробництва і розподілу електроенергії [20]. Реалізація концепції SmartGrid дозволяє в режимі online відслідковувати, контролювати і керувати роботою процесу генерації, передачі і споживання електроенергії, в автоматичному режимі оперативно реагувати на зміни різних параметрів в енергосистемі і здійснювати електропостачання з максимальною надійністю і економічною ефективністю. Інформація про робочі режими генераторів та споживачів енергії в SmartGrid дозволяє забезпечити узгоджене керування ними із вирішенням єдиної задачі ефективності.

MicroGrid – це локальна мережа енергоспоживання, яка може працювати незалежно від основної енергетичної мережі. MicroGrid є частиною інтелектуальної системи вищого рівня SmartGrid і, відповідно, успадковує її ключові компоненти і являє собою електрично розподілену систему, що містить навантаження і розподілену генерацію (розподілені генеруючі установки, пристрої акумулювання), яка працює скоординовано і контролювано як будучи приєднаною до основної енергосистеми, так і в ізолюваному режимі [19].

					ДП. ДЕ91.04.000 ПЗ	Адж.
Змн.	Адж.	№ докum.	Підпис	Дата		11

1.1 Ключові особливості MicroGrid

MicroGrid є самодостатньою енергетичною системою, яка обслуговує географічно обмежений відносно невеликий простір, наприклад, кампус коледжу, лікарняний комплекс або невелику громаду [24].

MicroGrid може підключатися та відключатися від основної електромережі, що дозволяє їй працювати як в мережевому, так і в острівному режимі[25].

До ключових особливостей MicroGrid відносяться:

1. Можливість автономного управління, що означає, що означає, що вона може від'єднуватися від традиційної мережі та працювати автономно [25].

2. Взаємопов'язані навантаження та розподілені енергетичні ресурси. MicroGrid – це група взаємопов'язаних навантажень та розподілених енергетичних ресурсів у чітко визначених електричних межах, яка діє як єдиний керований об'єкт по відношенню до енергосистеми [25,26].

3. Відновлювані джерела енергії. Електроспоживання у MicroGrid, як правило, забезпечується альтернативними генераторами або відновлюваними джерелами вітрової та сонячної енергії. Використання альтернативних джерел енергії для живлення навантажень допомагає зменшити втрати енергії при передачі та розподілі, що підвищує ефективність системи постачання електроенергії. Використання відновлюваних джерел енергії допомагає зменшити викиди шкідливих речовин та зберегти навколишнє середовище [26].

4. Резервне живлення. MicroGrid не тільки забезпечує резервне живлення у випадку надзвичайних ситуацій, але також може бути використана для скорочення витрат [28].

MicroGrid дозволяють підвищити стійкість енергосистеми та допомогти мінімізувати негативні наслідки збоїв в роботі енергосистеми завдяки своїй здатності працювати, коли основна енергосистема не працює, і функціонувати як ресурс енергосистеми для більш швидкого реагування та відновлення системи [26]. Вони також можуть допомогти генерувати енергію в разі

					ДП. ДЕ91.04.000 ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докum.	Підпис	Дата		12

наявності додаткових підвищених потреб в енергії, що актуально, наприклад, для зарядних пристроїв електромобілів та в системах опалення. На рис. 1.1 наведено схематичне представлення напрямків застосування Microgrid.

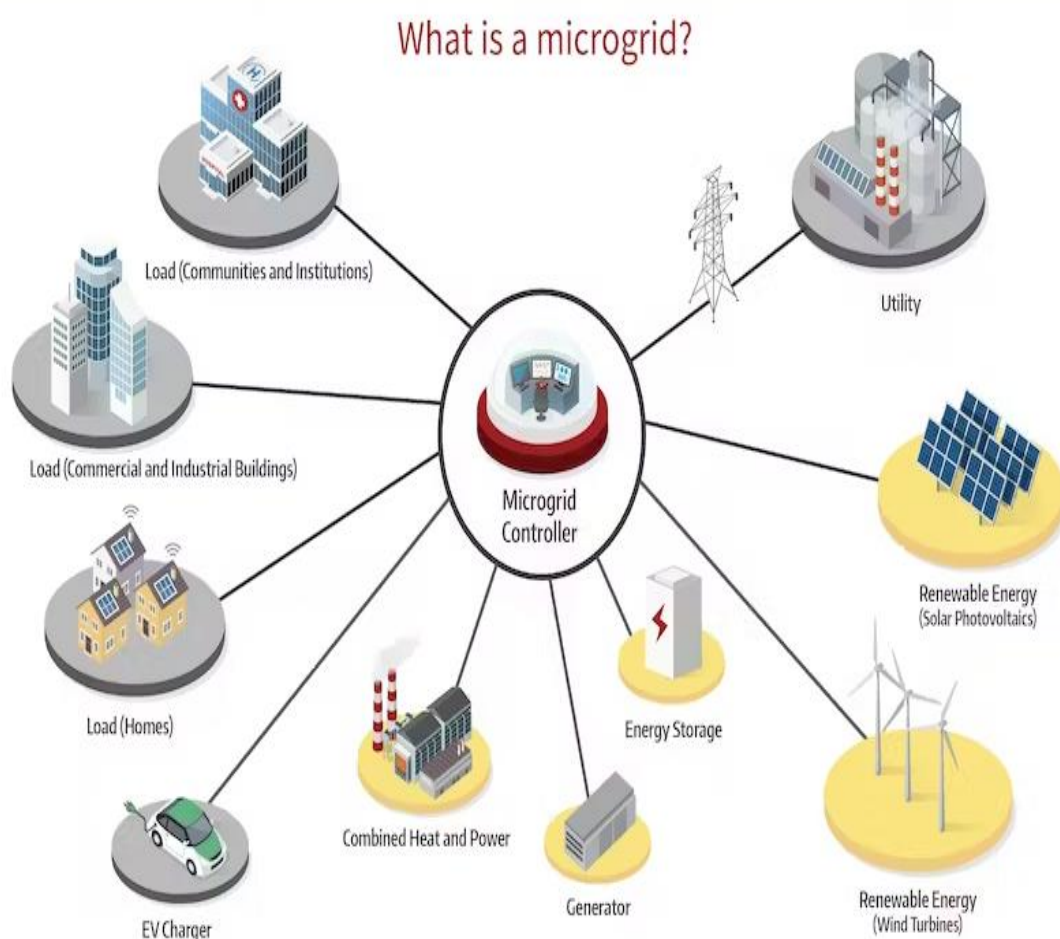


Рис. 1.1 Система контролю MicroGrid

1.2 Основні елементи MicroGrid

MicroGrid може використовуватися для забезпечення резервного живлення при виникненні аварійних станів, зменшення витрат на енергію та забезпечення енергонезалежності споживачів [26,28].

Основні елементи MicroGrid включають виробничі одиниці, системи зберігання енергії, навантаження та системи управління. Детальніше про кожен з цих елементів:

					ДП. ДЕ91.04.000 ПЗ	Адк.
Змн.	Адк.	№ докum.	Підпис	Дата		13

1. *Виробничі одиниці.* У MicroGrid використовуються як відновлювані, так і традиційні джерела енергії, такі як сонячні панелі, вітрогенератори, паливні генератори, акумулятори [26].

2. *Системи зберігання енергії* дозволяють зберігати надлишкову енергію для використання в майбутньому [26,27].

3. *Навантаження* включають, зокрема, побутові прилади, комп'ютери, прилади контролю параметрів мікроклімату, корисні навантаження електросистеми електромобіля [27,28].

4. *Системи управління* MicroGrid дозволяють контролювати виробництво, зберігання та розподіл енергії, а також забезпечують безпеку та ефективність MicroGrid [26].

1.3 Огляд існуючих мереж MicroGrid

Огляд мереж MicroGrid демонструє їх потенціал у вирішенні багатьох сучасних викликів енергетики, зокрема питань енергоефективності, використання відновлюваної енергії та резилієнтності мережі.

Прогнозування попиту на електроенергію в декількох регіонах. Це дослідження фокусується на прогнозуванні споживання електроенергії, на яке можуть впливати погодні фактори, такі як температура і вологість [25].

Середньо-та довгострокове прогнозування попиту на електроенергію. Це дослідження використовує моделі машинного навчання для прогнозування погодинного попиту на електроенергію протягом декількох років. Моделі навчаються на заздалегідь записаних даних і можуть бути використані для оптимізації використання енергії в MicroGrid [24].

Огляд методів машинного навчання для прогнозування навантаження на будівлі. У цьому огляді обговорюється використання алгоритмів машинного навчання для прогнозування енергоспоживання будівель. Розроблені методи використовуються для аналізу даних про моделі

					ДП. ДЕ91.04.000 ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докum.	Підпис	Дата		14

енергоспоживання та погодні умови, щоб робити точні прогнози щодо майбутнього попиту на енергію [22].

1.4 Система Matismart

Matismart – це система розумного будинку, яка дозволяє користувачам контролювати різні аспекти функціонування електротехнічної системи будинку, включаючи освітлення, температуру і безпеку, за допомогою мобільного додатку. Система використовує датчики та інші пристрої для збору даних про навколишнє середовище і поведінку мешканців, а також використовує ці дані для прогнозування майбутнього споживання енергії. Це робить її корисним інструментом для управління енергоспоживанням і зниження витрат [18].

Matismart пропонує широкий спектр інтелектуального енергетичного обладнання, яке можна використовувати для оптимізації використання енергії в Mirocgrid. Ці продукти включають датчики, контролери та інші пристрої, які можна використовувати для моніторингу та контролю енергоспоживання.

Продукти Matismart дуже добре налаштовуються і можуть бути адаптовані для задоволення конкретних потреб окремих MicroGrid. Це дозволяє користувачам оптимізувати використання енергії та зменшити витрати у спосіб, що відповідає їхнім унікальним обставинам.

Система Matismart є універсальним пристроєм, який інтегрує розумні вимикачі, захист, дистанційне керування, комунікацію тощо. Вона включає однофазні двопровідні та трьохфазні чотирипровідні системи, а номінальний струм досягає 100А. На основі розумного вимикача MT61GP розробили систему "Платформа розумного управління енергією", яка в основному використовується для електробезпеки, управління збором та оплатою за електроенергію та розумного управління енергією [18].

					ДП. ДЕ91.04.000 ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докum.	Підпис	Дата		15

Система включає наступні функції захисту: від перевантажень, короткого замикання, перевищення/недостатності напруги, втрати фази, небалансу, високої температури, земляні витоки [18]

Система забезпечує моніторинг в реальному часі параметрів електричного кола: струм, напруга, активна потужність, реактивна потужність, коефіцієнт потужності, частота, температура [18]. На рис. 1.2 схематичне представлення системи управління електроенергією.

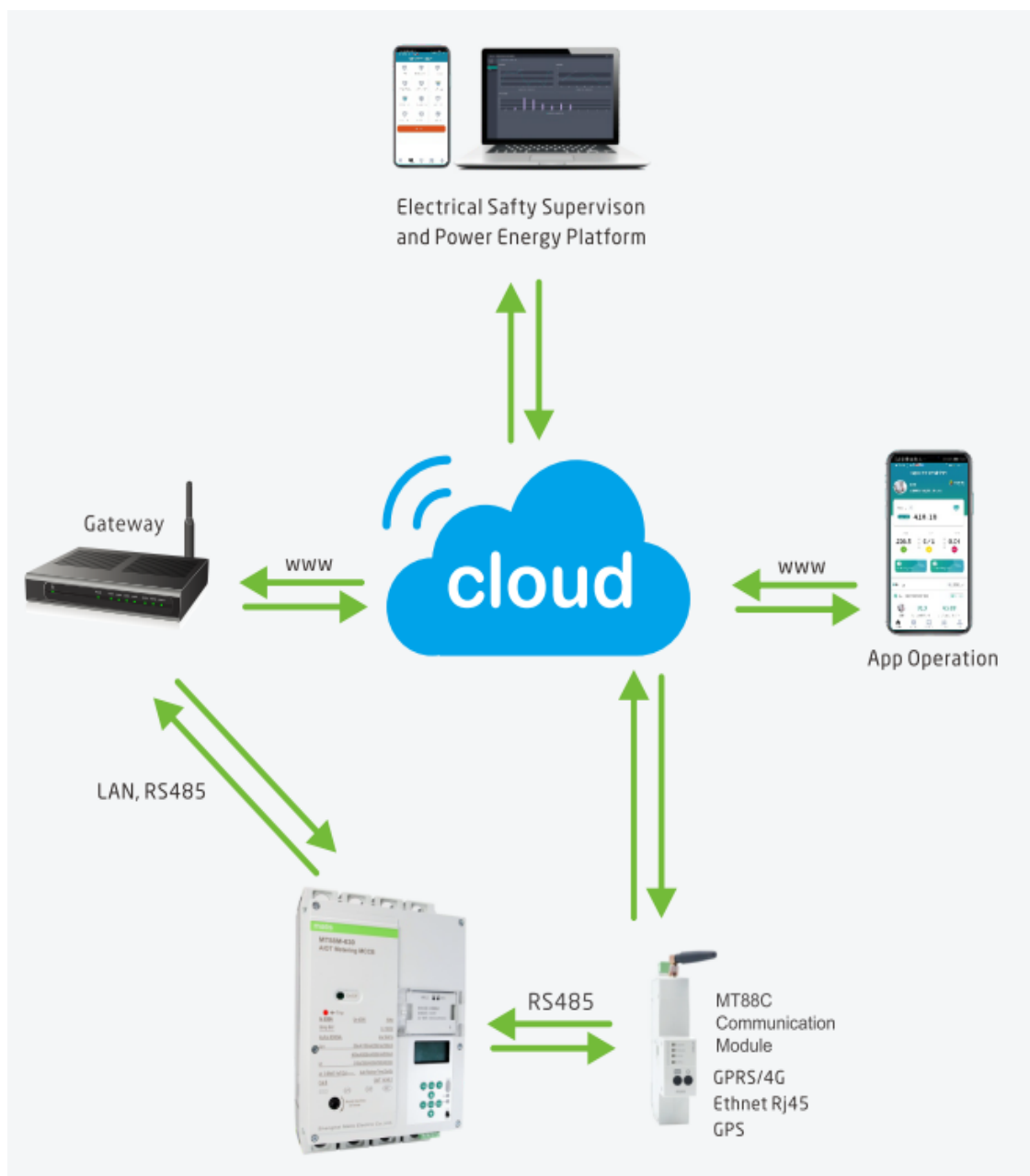


Рис. 1.2 Інтелектуальна система управління електроенергією

В цілому, Matismart пропонує ряд інтелектуальних енергетичних апаратних і програмних продуктів, які можуть бути використані для оптимізації використання енергії в MicroGrid. Сервіси досить легко налаштовуються і можуть бути пристосовані до конкретних потреб окремих MicroGrid.

1.4.1 Програмна платформа Matismart

Matismart є виробником, спеціалізованим на розумних AIoT-рішеннях для електроенергії, пропонуючи інтелектуальне енергетичне обладнання та програмне забезпечення. Вони розробили платформу Smart Power Management, яка дозволяє керувати кількома пристроями одночасно, моніторити професійні електричні дані у режимі реального часу. Matismart також створила розумні автоматичні вимикачі, які виявляють та реагують на електричні перевантаження, щоб запобігти пошкодженням.

Функції програмної платформи:

1. *Моніторинг електричних параметрів.* Платформа моніторить всі параметри електричних кіл у реальному часі, такі як напруга, струм, потужність, температура, залишковий струм та кВт·год.

2. *Розташування пристрою.* Після встановлення інформація про розташування кожного пристрою записується та відображається на карті в програмній платформі.

3. *Управління інформацією.* Через програмну платформу можна переглянути контактну інформацію техніки кожного проекту управління.

4. *Аналіз електричних несправностей.* Пристрій може проводити реальний аналіз всіх електричних несправностей: короткі замикання, витоки до землі, перевантаження, перевищення / недостатньої напруги та перегрівання.

5. *Управління енергоспоживанням.* Платформа реалізує збір, зберігання, управління та ефективне використання інформації про енергію терміналу. Вона аналізує, обробляє всі дані про енергію та виводить їх, щоб система працювала в найкращому стані.

					ДП. ДЕ91.04.000 ПЗ	Адж.
Змн.	Адж.	№ докum.	Підпис	Дата		17

1.5 Прогнозне керування об'єктами MicroGrid

Прогнозне керування об'єктами MicroGrid – це процес управління енергосистемою, який забезпечує ефективне використання різних джерел енергії, включаючи відновлювальні джерела енергії, та забезпечує стабільну роботу системи. Цей процес включає в себе розробку та використання різних стратегій управління енергосистемою, таких як децентралізоване, централізоване та розподілене керування [1,2,3,4,6,23,31].

Основна мета прогнозного керування об'єктами MicroGrid полягає в забезпеченні ефективного використання енергії та зниженні витрат на її виробництво. Для досягнення цієї мети використовуються різні методи оптимізації та стратегії управління енергосистемою [1,3,4,23,33].

Для ефективного прогнозного керування об'єктами MicroGrid необхідно використовувати різні методи прогнозування, такі як прогнозування погодних умов, споживання енергії та цін на енергію [32].

Для успішного прогнозного керування об'єктами MicroGrid необхідно враховувати різні фактори, такі як погодні умови, споживання енергії, ціни на енергію та інші. Для досягнення цієї мети використовуються різні методи оптимізації та стратегії управління енергосистемою [1,3,4,23,33,34].

Отже, прогнозне керування об'єктами MicroGrid є складним процесом, який включає в себе розробку та використання різних стратегій управління енергосистемою, методів оптимізації та прогнозування різних факторів, таких як погодні умови, споживання енергії та ціни на енергію.

1.6 Етапи розробки системи прогнозування електроспоживання

Розробка системи прогнозування електроспоживання на базі вейвлет-аналізу складається з наступних етапів:

					ДП. ДЕ91.04.000 ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докum.	Підпис	Дата		18

1. *Підготовка даних.* На цьому етапі проводиться збір та підготовка даних про електроспоживання. Дані можуть бути отримані з різних джерел, наприклад, з електролічильників або з баз даних енергетичних компаній. Підготовка даних включає в себе фільтрацію, згладжування та інші методи обробки даних.

2. *Вейвлет-аналіз.* На цьому етапі проводиться вейвлет-аналіз даних про електроспоживання. Вейвлет-аналіз дозволяє розкласти сигнал на складові частоти та визначити їхню вагу. Для цього використовуються вейвлет-функції, які мають різні частотні характеристики.

3. *Відбір складових.* На цьому етапі відбираються складові, які мають найбільший вплив на електроспоживання. Для цього використовуються різні методи, наприклад, порівняння рівня впливу складових на електроспоживання.

4. *Прогнозування.* на цьому етапі проводиться прогнозування електроспоживання на майбутній період на основі відібраних складових. Для цього використовуються різні методи, наприклад, методи статистичного аналізу.

5. *Перевірка результатів.* На цьому етапі проводиться перевірка результатів прогнозування. Для цього використовуються різні методи, наприклад, порівняння прогнозованого та фактичного електроспоживання.

1.7 Опис вимірюваних даних

Дані для цього дослідження були зібрані з підприємства "Лідер Снек". Вони включають вимірювання напруги, струму, активної та реактивної потужності, а також фази. Поміряні дані за допомогою платформи Matismart. Кожен файл має виміряні параметри, як були зібрані протягом 24 годин.

Вимірювання напруги важливі не тільки для забезпечення роботи системи в межах її номінальних значень, але й для виявлення потенційних проблем з електропостачанням або електрообладнанням. Падіння напруги, її

					ДП. ДЕ91.04.000 ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докum.	Підпис	Дата		19

збільшення або транзитні процеси можуть вказувати на проблеми, які потрібно вирішити, щоб запобігти пошкодженню або відмові обладнання.

Моніторинг струму може допомогти виявити перевантаження або недостатній навантаження в системі, але він також може надати відомості про оперативний статус окремих машин або процесів. Раптові зміни струму можуть вказувати на події запуску або зупинки, або потенційні відмови обладнання.

Параметри активної та реактивної потужності важливі для розуміння загального споживання енергії системою та її ефективності. Однак вони також можуть надати відомості про коефіцієнт потужності системи, який може мати значні наслідки для вартості та якості електропостачання.

Вимірювання фази можуть бути корисними для виявлення проблем з балансуванням фази або гармонічними спотвореннями, але вони також можуть надати інформацію про роботу обладнання з трьома фазами та якість електропостачання.

Ці дані використовуються не тільки для аналізу енергоефективності, виявлення та усунення проблем в електричних системах, але також для планування та оптимізації використання енергії на підприємстві. Вони також можуть сприяти розробці стратегій управління енергією, виявленню можливостей енергозбереження та оцінці ефективності заходів щодо енергоефективності.

Більше того, зібрані дані можуть служити основою для впровадження передових аналітичних технік та машинного навчання, таких як виявлення аномалій, прогностичне обслуговування або оптимізація споживання енергії. Це може призвести до значного покращення оперативної ефективності, економії коштів та показників сталого розвитку підприємства.

Висновки до першого розділу

В цьому розділі розглядається концепція MicroGrid, яка є самодостатньою енергетичною системою, що обслуговує дискретний географічний простір.

					ДП. ДЕ91.04.000 ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докum.	Підпис	Дата		20

MicroGrid може підключатися та відключатися від основної електромережі, що дозволяє їй працювати як в мережевому, так і в острівному режимі. Основні особливості MicroGrid включають можливість управління, взаємопов'язані навантаження та розподілені енергетичні ресурси, використання відновлюваних джерел енергії та резервне живлення.

Також розглядається програмна платформа Matismart, яка є інноваційною хмарною платформою, розробленою для моніторингу, оптимізації та контролю електричної системи. Вона надає доступ до моніторингу та порівняння різних об'єктів одночасно. Функції платформи включають моніторинг електричних параметрів, відстеження розташування пристрою, управління інформацією, аналіз електричних несправностей та управління енергоспоживанням.

					ДП. ДЕ91.04.000 ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докum.	Підпис	Дата		21

2. ФУНКЦІЇ ОБРОБКИ ЧАСОВИХ РЯДІВ

Вейвлет-аналіз є потужним інструментом в сучасній науці і техніці, який дозволяє виконувати часово-частотний аналіз даних, виявляючи локальні зміни у сигналах або часових рядах. Застосовуючи цей інструмент, ми можемо отримати цінну інформацію про структуру даних, що не є очевидною при інших формах аналізу.

2.1 Різні види вейвлетів і їх застосування

Вейвлет-аналіз дозволяє аналізувати зміни в сигналах, оцінювати їх частотні та амплітудні характеристики. Він використовує вейвлети – короткі хвилі, які можуть бути адаптовані до різних часових масштабів. Є багато різних видів вейвлетів, кожен із яких має свої особливості і призначення. Спільною рисою всіх вейвлетів є наявність відповідної скейлінг-функції, за допомогою якої здійснюється масштабування аналізованого сигналу.

2.1.1 Вейвлет Хаара

Вейвлет Хаара є одним з найпростіших і поширених вейвлетів. Вони використовуються в різних областях, включаючи обробку зображень, компресію даних і відтворення сигналів. Вони мають просту форму, яка зводиться до одиничних значень на одній половині одиничного інтервалу, і нульових – на другій.

Вейвлет Хаара не є неперервним і тому не є диференційованим, що може бути недоліком для деяких застосувань. Однак ця властивість може бути перевагою для аналізу сигналів з раптовими переходами (дискретних сигналів), наприклад, для моніторингу [11].

Вейвлет Хаара на рис. 2.1 є найпростішим прикладом дискретного вейвлету. Вейвлети Хаара визначаються за допомогою таких формул [11]:

$$\psi(0,t)=1, \text{ для } 0 < t \leq 1 \quad (2.1)$$

					ДП. ДЕ91.04.000 ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докum.	Підпис	Дата		22

$$\psi(1,t) = \begin{cases} 1, \text{ для } 0 \leq t < \frac{1}{2} \\ -1, \text{ для } \frac{1}{2} \leq t \leq 1 \end{cases}, \quad (2.2)$$

$$\psi(2,t) = \begin{cases} \sqrt{2}, \text{ для } 0 \leq t < \frac{1}{4} \\ -\sqrt{2}, \text{ для } \frac{1}{4} \leq t < \frac{1}{2} \\ 0, \text{ для } \frac{1}{2} \leq t \leq 1 \end{cases}, \quad (2.3)$$

$$\psi(2^p + n, t) = \begin{cases} \sqrt{2^p}, \text{ для } \frac{n}{2^p} \leq t < \frac{(n+1)}{2^p} \\ -\sqrt{2^p}, \text{ для } \frac{(n+1)}{2^p} \leq t < \frac{(n+2)}{2^p} \\ 0, \text{ інші} \end{cases}, \quad (2.4)$$

де $p = 0, 1, 2, \dots$, - рівень розгалуження вейвлету Хаара, $n = 0, 1, 2, 4, \dots, 2p - 1$ та $0 \leq t \leq 1$, - номер компоненти в рамках даного рівня розгалуження

Ці складові формули визначають структуру вейвлету Хаара, яка використовується для розкладання сигналів на різні масштаби та апроксимаційні компоненти.

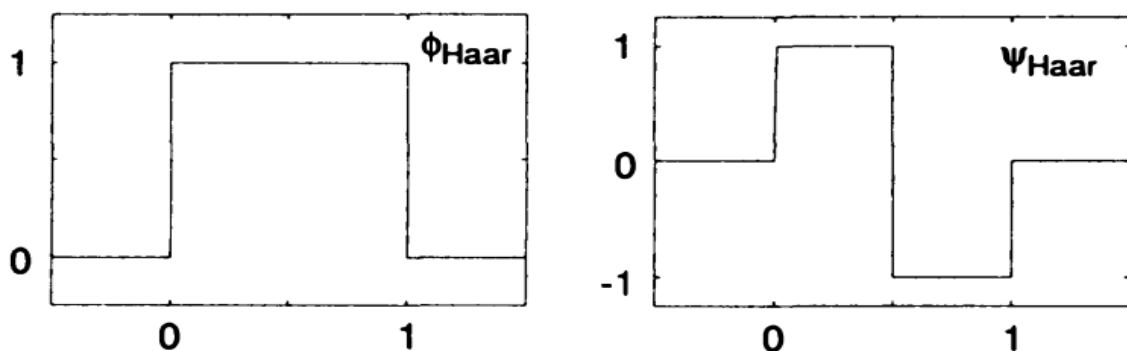


Рис. 2.1 Скейлінг функція(ϕ) і вейвлет Хаара(ψ)

2.1.2 Вейвлет Добеші

Вейвлети, названі на честь Інгрід Добеші [13], яка їх розробила, мають різні рівні "гладкості". Чим вище рівень, тим більше вейвлет має "хвилі". Ці

вейвлети використовуються в багатьох областях, зокрема в обробці зображень і сигналів.

Вейвлети Добеші – це ортонормальні базиси компактно підтримуваних вейвлетів, з як завгодно високою регулярністю.

Вейлет-функцію зазвичай позначають грецькою літерою ψ (псі), а скейлінг-функцію – ϕ (фі). В цьому випадку, ψ і ϕ часто використовуються для позначення функцій в математиці і фізиці, тому їх використання для вейлет-функції і скейлінг-функції є досить природним.

Вейвлети Добеші представлені на рис. 2.2, вони мають ряд властивостей, які роблять їх добре придатними для таких застосувань. По-перше, вони мають високий ступінь регулярності, що полегшує роботу з ними як в теоретичних, так і в практичних цілях. По-друге, вони мають хороші локалізаційні властивості, а це означає, що їх можна використовувати для точного аналізу сигналів і зображень навіть у малих масштабах. Нарешті, вони є обчислювально ефективними, що робить їх практичними для використання в широкому спектрі реальних застосувань.

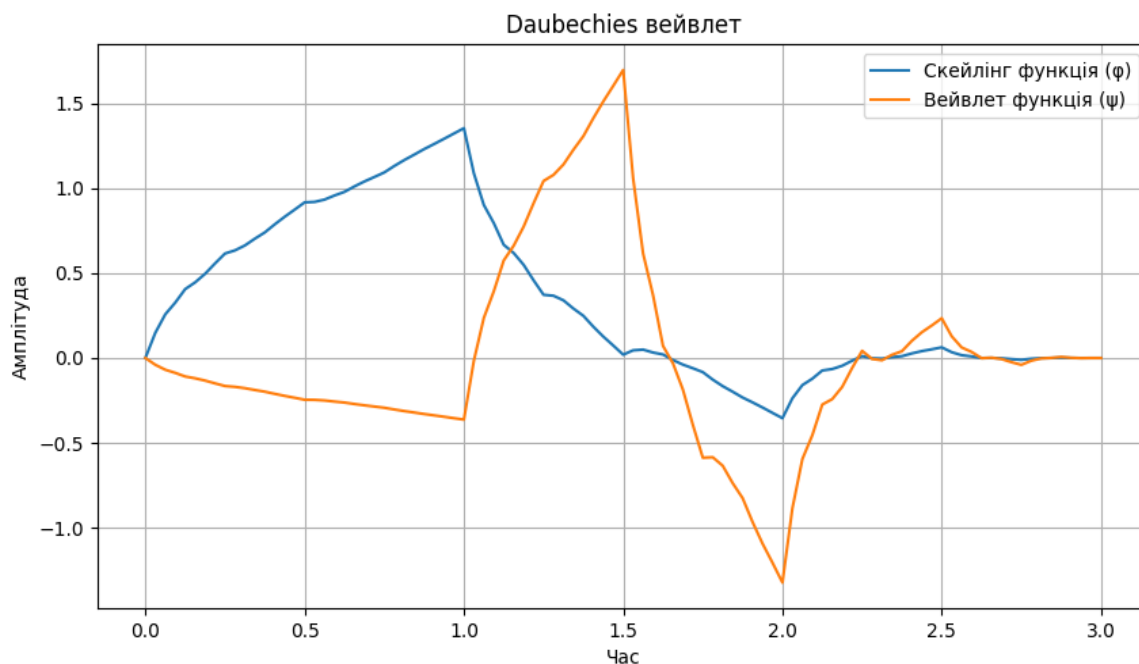


Рис. 2.2 Скейлінг функція(ϕ) і вейвлет Добеші другого порядку(ψ)

2.1.3 Symlet вейвлети

Симлет-вейвлети – це тип вейвлетів, які використовуються в прикладній математиці для різних цілей, таких як обробка сигналів, розпізнавання образів і стиснення даних. Це сімейство вейвлетів можемо бачити на рис. 2.3, які є модифікованою версією вейвлетів Добеші зі збільшеною симетрією [15]. Вони використовуються в тих самих областях, що і вейвлети Добеші.

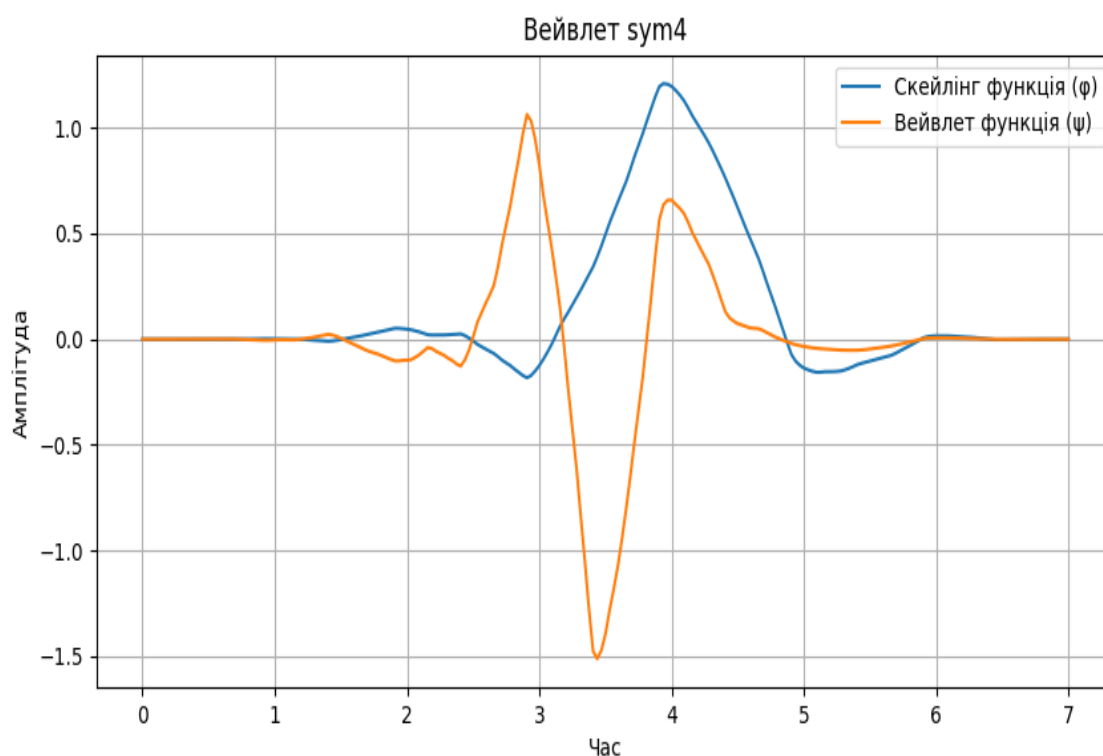


Рис. 2.3 Скейлінг функція(ϕ) і вейвлет Symlet 4 (ψ)

2.1.4 Coiflet вейвлети

Coiflets є дискретними вейвлетами, створеними Інґрід Добеші за проханням Рональда Койфмана, з функціями масштабування з нульовими моментами. Як показано на рис. 2.4 вейвлет майже симетричний, його вейвлетні функції мають $N/3$ нульових моментів, а функції масштабування – $N/3-1$ [14,16].

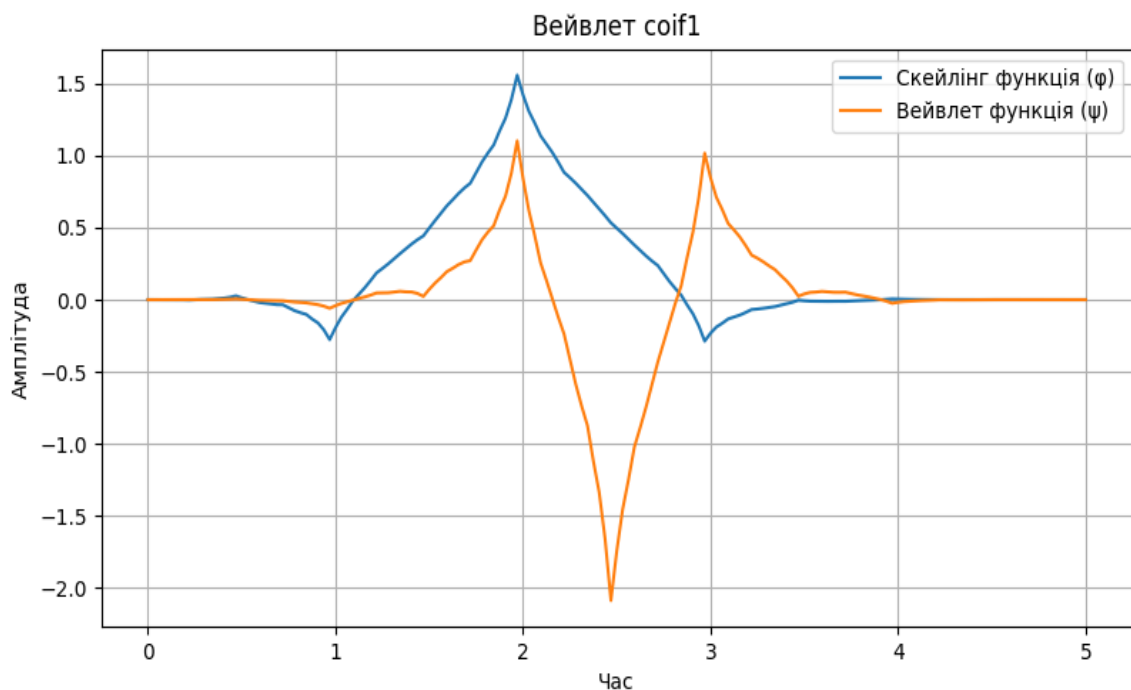


Рис. 2.4 Скейлінг функція(φ) і вейвлет Coiflets 1 (ψ)

2.2 Застосування вейвлет-аналізу для аналізу часових рядів

Декілька основних застосувань вейвлет-аналізу включають [12]:

1. *Виявлення змін у часових рядах.* Часові ряди часто містять різні шаблони та структури, які можуть змінюватися з часом. Наприклад, в економічних або фінансових часових рядах можуть бути періоди високої та низької волатильності. Вейвлет-аналіз може виявляти такі локальні зміни у структурі часових рядів.

2. *Виявлення періодичності та циклічності.* Часові ряди можуть містити регулярні шаблони, що повторюються з певною періодичністю (наприклад, сезонність у часових рядах продажів або температурних даних). Вейвлет-аналіз дозволяє виявляти такі періодичні шаблони на різних часових шкалах.

3. *Видалення шуму.* Часові ряди часто містять шум, який може перешкоджати аналізу основних шаблонів у даних. Вейвлет-аналіз може бути використаний для видалення шуму з часових рядів, що покращує якість аналізу.

4. *Компресія часових рядів.* Вейвлет-аналіз також може бути використаний для компресії часових рядів, зберігаючи при цьому основну структуру та інформацію в даних.

5. *Прогнозування.* За допомогою вейвлет-аналізу можна відділити основні компоненти часового ряду (тренд, сезонність тощо) від шуму, що підвищує точність прогнозування. Однією з можливостей вейвлет-аналізу є здатність ізолювати та вивчати окремі "шари" інформації в часових рядах, що може допомогти в побудові більш розкладених моделей прогнозування.

Ці застосування роблять вейвлет-аналіз потужним інструментом для аналізу часових рядів. Зокрема, він може допомогти дослідникам та аналітикам краще розуміти структуру та динаміку часових рядів, а також покращити точність прогнозування.

2.3 Принципи прогнозування часових рядів

Розглянемо, як вейвлет-аналіз може бути використаний для прогнозування часових рядів. Основні стратегії та методи, які використовуються для цього, і як вейвлет-аналіз може допомогти покращити точність прогнозування.

Прогнозування часових рядів – це процес використання статистичних моделей для прогнозування майбутніх значень на основі минулих спостережень. Ось декілька ключових принципів, що стосуються прогнозування часових рядів:

1. Моделі використовуються для опису шаблонів у часових рядах і включають такі методи, як авторегресійний інтегрований ковзаючий середній (Autoregressive Integrated Moving Average, ARIMA), експоненційне згладжування та багато інших.

2. Більшість часових рядів містять певний тренд (зростання або зниження з часом) та сезонність (періодичні шаблони, що повторюються). Врахування цих факторів є важливим елементом прогнозування.

					ДП. ДЕ91.04.000 ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докum.	Підпис	Дата		27

3. Перш ніж використовувати модель для прогнозування, важливо перевірити, чи добре вона описує дані. Це можна зробити за допомогою різних статистичних тестів, таких як тест на стаціонарність, тест на автокореляцію тощо.

4. Часто не існує "найкращої" моделі для прогнозування часових рядів. Замість цього, дослідники зазвичай пробують різні моделі та вибирають ту, яка найкраще працює для їх конкретного набору даних та цілей.

5. Після створення прогнозу важливо оцінити його точність. Це можна зробити за допомогою таких метрик, як середня квадратична помилка (Mean Squared Error, MSE), корінь середньої квадратичної помилки (Root Mean Squared Error, RMSE), середня абсолютна помилка (Mean Absolute Error, MAE), або абсолютна відсоткова помилка (Mean Absolute Error, MAPE).

Крім того, існують різні методи прогнозування часових рядів, такі як стохастичні моделі, сезонні моделі, штучні нейронні мережі та інші [8].

У контексті вейвлет-аналізу, прогнозування часових рядів може виглядати трохи інакше. Вейвлети дозволяють розкласти часовий ряд на різні "шари", кожен з яких відображає певні особливості даних. Важливим аспектом є те, що вейвлет-аналіз дозволяє одночасно аналізувати і короткострокові, і довгострокові аспекти часового ряду, надаючи більш повну картину динаміки даних. Це може допомогти в розкладенні сигналу на компоненти, які можна прогнозувати окремо, що може привести до більш точного загального прогнозу.

Основний принцип полягає в тому, що ви розкладаєте свій часовий ряд на ряд вейвлет-компонентів, прогнозуєте кожен компонент окремо (наприклад, за допомогою ARIMA, регресії або інших методів), а потім об'єднуєте прогнози назад, щоб отримати загальний прогноз.

Важливо пам'ятати, що незалежно від того, яку модель або метод використовуєте для прогнозування часових рядів, прогнозування завжди супроводжується певною мірою невизначеності. Необхідно завжди перевіряти якість своїх прогнозів та бути готовим до перегляду своїх моделей, якщо обставини змінюються.

					ДП. ДЕ91.04.000 ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докum.	Підпис	Дата		28

2.4 Основні аспекти електроспоживання

Електроспоживання відіграє важливу роль в сучасному світі і є важливим аспектом для розуміння енергетичної політики, інфраструктури, та стратегій збереження енергії. Ось декілька ключових аспектів електроспоживання:

1. Електроспоживання може бути розбито на кілька основних секторів, включаючи промисловий, комерційний, житловий, та сектор транспорту. Кожен з цих секторів має власні вимоги до енергії та шаблони споживання.

2. Електроспоживання часто виявляє сильну сезонність та варіації залежно від часу доби. Наприклад, може бути пікове навантаження влітку через кондиціонування або взимку через опалення. Також є щоденні піки споживання, зазвичай вранці та ввечері.

3. Зменшення електроспоживання через покращення енергоефективності – важливий аспект управління енергетикою. Це може включати вдосконалення технологій, зміну споживацьких звичок, та використання систем управління енергією.

4. З ростом використання відновлюваної енергії, питання збалансування виробництва та споживання стають все більш важливими. Відновлювані джерела, такі як сонячна та вітрова енергія, можуть мати непередбачувану виробничу характеристику, що вимагає більш гнучкого управління споживанням.

5. З ростом використання електромобілів, вони стають значними споживачами електроенергії. Це вносить додаткові вимоги до електромереж, особливо у час піку споживання, та може вимагати додаткових інвестицій в інфраструктуру зарядки.

6. Розвиток технологій, таких як Інтернет речей, дозволяє краще слідкувати за та керувати електроспоживанням. "Розумні" мережі та пристрої можуть автоматично регулювати споживання для оптимізації ефективності та зниження витрат.

					ДП. ДЕ91.04.000 ПЗ	Адж.
Змн.	Адж.	№ докum.	Підпис	Дата		29

7. Різні регулятивні політики можуть впливати на патерни електроспоживання. Наприклад, політики ціноутворення, такі як часово-залежні тарифи, можуть стимулювати споживачів змінювати своє споживання для уникнення пікових часів.

2.5 Традиційні методи прогнозування електроспоживання

Прогнозування електроспоживання є важливим елементом управління електроенергетичною системою. Це дозволяє операторам системи вчасно вирішувати питання щодо балансування виробництва та споживання, планування обсягів виробництва та запасів енергії, а також планування розвитку інфраструктури. Ось декілька традиційних методів прогнозування електроспоживання:

1. Методи на основі часових рядів базуються на аналізі зафіксованих раніше даних про споживання енергії для прогнозування майбутніх значень.

2. Методи на основі штучних нейронних мереж (Artificial Neural Networks, ANN) використовують алгоритми машинного навчання для моделювання та прогнозування споживання енергії. Вони можуть бути особливо ефективними у випадках, коли відносини в даних є нелінійними або складними. Методи на основі штучних нейронних мереж включають зворотні нейронні мережі, глибокі нейронні мережі, та інші.

Ці методи використовуються для короткострокового прогнозування споживання електроенергії і передбачають зіставлення та аналіз історичних даних для оцінки або прогнозування майбутніх продажів електроенергії. Інші традиційні методи включають модель попиту на енергію, авторегресійну інтегровану модель ковзного середнього (ARIMA), метод оптимізації рою частинок (Particle Swarm Optimization, PSO), модель штучної нейронної мережі ANN та сіру модель [5,17].

Важливо зазначити, що жоден з цих методів не є "найкращим" у всіх обставинах. Вибір найбільш відповідного методу залежить від конкретної

					ДП. ДЕ91.04.000 ПЗ	Дрк
Змн.	Дрк.	№ докum.	Підпис	Дата		30

ситуації, включаючи доступність та якість даних, часові та ресурсні обмеження, а також специфічні цілі прогнозування.

Нейронна мережа прямого поширення (Feedforward Neural Network, FNN) – це штучна нейронна мережа, в якій зв'язки між вузлами не утворюють циклу. Нейронна мережа прямого поширення була першим і найпростішим типом штучних нейронних мереж [7]. У цій мережі, яку структурно можемо бачити на рис 2.5, інформація рухається лише в одному напрямку – вперед – від вхідних вузлів, через приховані вузли (якщо такі є) і до вихідних вузлів. У мережі немає циклів або петель.

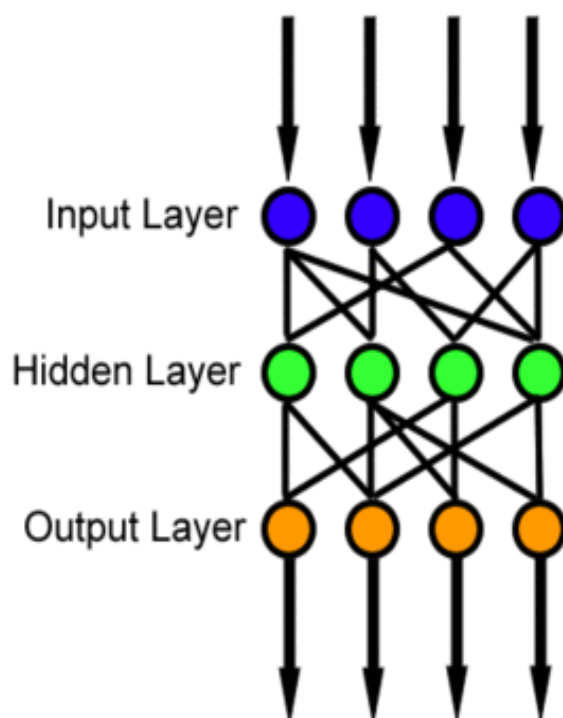


Рис 2.5 Мережа прямого поширення інформації

Нейронні мережі прямого поширення існують у багатьох варіантах, включаючи одношарові персептрони, багатошарові персептрони (Multilayer Perceptron, MLPs) і глибокі нейронні мережі (Deep Neural Network, DNNs). MLP і DNN мають кілька прихованих шарів і можуть використовуватися для більш складних завдань.

Нейронні мережі прямого поширення навчаються за допомогою зворотного поширення, що передбачає коригування ваг мережі для мінімізації різниці між прогнозованим виходом і фактичним виходом.

Загалом, нейронні мережі прямого поширення є потужним інструментом для роботи зі складними даними і можуть бути використані для різноманітних застосувань. Вони існують у багатьох варіантах і можуть навчатися за допомогою зворотного поширення.

2.6 Проблеми та можливості у прогнозуванні електроспоживання

Проблеми в прогнозуванні електроспоживання:

1. Якість та доступність даних є основним викликом. Помилки, пропуски або неповнота даних можуть серйозно вплинути на точність прогнозів [9].

2. Патерни споживання енергії можуть змінюватися в залежності від різних факторів, таких як погода, економічний стан, технологічні зміни, сезонність, та інші.

3. Деякі методи прогнозування можуть бути складними для розуміння та інтерпретації. Це особливо стосується методів, які використовують складні алгоритми машинного навчання.

4. Прогнозування споживання енергії може вимагати значних обчислювальних ресурсів, особливо при використанні великих наборів даних або складних моделей.

5. Низька точність прогнозу деяких комп'ютерних підходів до прогнозування, які описують нелінійні зв'язки в енергетичній системі [10].

Можливості в прогнозуванні електроспоживання:

1. З розвитком технологій та методів машинного навчання з'являються нові можливості для покращення точності прогнозів. Розробка ефективних і точних моделей прогнозування електроенергії з використанням штучного інтелекту та фреймворків глибокого навчання [5,17].

					ДП. ДЕ91.04.000 ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докum.	Підпис	Дата		32

2. Використання нелінійних моделей машинного навчання для оптимізації лінійних часових рядів з метою виявлення закономірностей споживання енергії [10].

3. Інтеграція додаткових даних, таких як погодні прогнози, демографічна інформація, дані про економічний стан тощо, може допомогти покращити точність прогнозів.

4. Прогнозування може сприяти кращому управлінню енергетичною гнучкістю, включаючи використання енергії на відновлюваній основі, запаси енергії та відповідь на попит.

Узагальнюючи, можна сказати, що, хоча прогнозування електроспоживання є складним завданням, яке включає в себе ряд викликів, воно також надає численні можливості для покращення управління енергосистемами і забезпечення більш ефективного та стійкого використання енергії.

2.7 Модель ARIMA

ARIMA – це статистична модель аналізу часових рядів, яка використовується для передбачення майбутніх значень на основі заздалегідь зафіксованих даних.

ARIMA модель може бути використана для передбачення майбутніх значень різних показників, таких як ціни акцій, обсяги продажів, попит на товари тощо. ARIMA модель складається з трьох параметрів: p , d та q .

Параметр p відповідає за кількість авторегресійних компонентів, параметр d – за кількість різниць, які необхідно взяти для зроблення часового ряду стаціонарним, а параметр q – за кількість ковзних середніх компонентів.

Авторегресія (Autoregressive, AR):

$$y_t = c + \sum (\alpha_i \cdot y_{t-i}) + \varepsilon_t, \quad (2.5)$$

де c – константа, α_i – параметри регресії, ε_t – білий шум.

					ДП. ДЕ91.04.000 ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докum.	Підпис	Дата		33

Інтегрований (Integrated, I) зазвичай позначається як d (різниця). Приклад формули:

$$y_t' = y_t - y_{t-1}, \quad (2.6)$$

Ковзний середній (Moving Average, MA):

$$y_t = c + \sum (\beta_i \cdot \varepsilon_{t-i}) + \varepsilon_t, \quad (2.7)$$

де c – константа, β_i – параметри моделі ковзного середнього, ε_t – білий шум.

ARIMA модель може бути корисною для прогнозування майбутніх значень, але вона не є універсальним рішенням для всіх задач прогнозування. Як і будь-яка модель, ARIMA має свої обмеження та певні припущення, які не завжди виконуються в реальних умовах. Тому, перед використанням ARIMA моделі, необхідно ретельно проаналізувати дані та перевірити, чи виконуються всі припущення моделі.

2.8 Порівняння методів прогнозування

Нейронні мережі є складними алгоритмами машинного навчання, які можуть виявляти складні шаблони в даних. Вони особливо ефективні для великих наборів даних та де відносини між вхідними та вихідними даними є нелінійними. Втім, нейронні мережі можуть бути складними у налаштуванні та інтерпретації, а також вони можуть бути схильними до перенавчання, що може призвести до погіршення їх загальної ефективності.

ARIMA є стандартним статистичним методом для моделювання та прогнозування часових рядів. ARIMA ефективний для даних, що показують лінійні тренди та сезонність, та де шаблони є відносно стабільними. Однак, ARIMA може бути неефективним для обробки нелінійних трендів або великих наборів даних.

З точки зору помилок, обидва методи мають свої переваги та недоліки, і вибір між ними часто залежить від конкретного застосування та виду даних. І

					ДП. ДЕ91.04.000 ПЗ	Адж.
Змн.	Адж.	№ доквм.	Підпис	Дата		34

ARIMA, і нейронні мережі можуть бути налаштовані для мінімізації похибок прогнозування. Однак, у випадку нелінійних даних нейронні мережі можуть забезпечити меншу похибку прогнозування. У той же час, для даних, що показують лінійні тренди або сезонність, ARIMA може забезпечити кращі результати.

Важливо зазначити, що обидва методи вимагають детального вивчення та досвіду для ефективного застосування.

Вейвлет-аналіз використовується як метод попередньої обробки даних для спрощення і зменшення розміру наборів даних, зберігаючи при цьому важливу інформацію.

Вейвлет-аналіз дозволяє розкласти часовий ряд на різні рівні деталізації, виділяючи високочастотні деталі та низькочастотні апроксимації. Це дозволяє зосередитися на важливих частинах даних, відкидаючи менш важливі деталі.

Вейвлети можуть ефективно розрізняти шум від сигналу, що робить їх корисними для нелінійної фільтрації шуму.

Вейвлети дозволяють локалізацію як у часовому, так і в частотному просторах, дозволяючи точно зосередитись на специфічних частинах даних.

Ці властивості вейвлет-аналізу можуть значно спростити датасети перед застосуванням моделей прогнозування, зокрема нейронних мереж або ARIMA. Вони можуть допомогти виявити важливі шаблони в даних, зменшити вплив шуму та поліпшити ефективність і точність прогнозування.

Висновки до другого розділу

Вейвлет-аналіз є суттєвим інструментом, який надає можливість для розширеного часово-частотного аналізу даних, прослідковуючи локальні зміни у сигналах або часових рядах. Цей метод дозволяє отримувати детальну інформацію про структуру даних, яка може бути прихована при застосуванні інших видів аналізу.

					ДП. ДЕ91.04.000 ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докum.	Підпис	Дата		35

В розглянутому розділі було висвітлено різні типи вейвлетів, зокрема вейвлет Хаара, вейвлет Добеші, Symlet вейвлети та Coiflet вейвлети. Кожен з них має свої відмінності і області застосування, при цьому використовуються скейлінг-функції для оптимального масштабування аналізованого сигналу.

Розділ також зосереджується на ключових сферах застосування вейвлет-аналізу, які включають виявлення змін у часових рядах, виявлення періодичності та циклічності, а також зменшення впливу шуму.

В кінці розділу наведено огляд моделі ARIMA, яка може бути корисною для прогнозування майбутніх значень, але варто враховувати її обмеження та певні припущення, які не завжди підходять для реальних ситуацій.

					ДП. ДЕ91.04.000 ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докum.	Підпис	Дата		36

3 РОЗРОБКА АЛГОРИТМУ ПРОГНОЗУВАННЯ ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯ

Прогнозування електроспоживання є складним завданням, яке має багато невизначеностей, зокрема, залежність від різних факторів, таких як сезонність, погодні умови, промисловість і так далі. Основна ціль даного розділу – розробити алгоритм прогнозування електроспоживання, заснований на вейвлет-аналізі, який би був ефективним і точним.

Вейвлет-аналіз дозволяє фільтрувати шумові сигнали і виявляти тренди та коливання в часових рядах даних про електроспоживання. Вейвлет-розкладання і реконструкція зменшують нестационарність часових рядів даних, тим самим підвищуючи точність прогнозу.

У цьому розділі ми пропонуємо алгоритм, який використовує вейвлет-аналіз для прогнозування часових рядів електроспоживання, використовуючи дискретні вейвлети.

3.1 Визначення вимог до алгоритму

Алгоритм прогнозування електроспоживання, заснований на вейвлет-аналізі, повинен відповідати ряду вимог, щоб забезпечити його ефективність та точність.

1. *Надійність:* Алгоритм повинен відповідати високим стандартам надійності. Це означає, що він повинен стабільно працювати при різних умовах та відповідати очікуванням при використанні різних наборів даних.

2. *Точність прогнозування:* Одним з основних критеріїв ефективності алгоритму є його здатність точно прогнозувати майбутнє електроспоживання. Він повинен мати мінімальну помилку прогнозування.

3. *Швидкість обробки:* Алгоритм повинен бути здатний обробляти великі об'єми даних за короткий час. Це особливо важливо для реального часу прогнозування, де швидкість обробки може бути вирішальною.

					ДП. ДЕ91.04.000 ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докum.	Підпис	Дата		37

4. *Здатність адаптуватися до нових даних:* Алгоритм повинен бути здатний враховувати нові дані та відповідно до них коригувати свої прогнози.

5. *Універсальність:* Алгоритм повинен бути застосовним до різних типів часових рядів даних, не обмежуючись лише даними про електроспоживання.

6. *Економічність:* Розробка та впровадження алгоритму повинні бути економічно виправданими. Це означає, що витрати на його розробку та впровадження повинні бути виправдані отриманими перевагами.

3.2 Проектування алгоритму прогнозування

Розробка алгоритму прогнозування на основі вейвлетів включає кілька ключових кроків:

1. Збираються дані про електроспоживання з різних джерел та проводиться їх передобробка. Це може включати заповнення пропущених значень, нормалізацію та інші методи передобробки даних.

2. Вхідні дані перетворюються за допомогою вейвлет-перетворення. Це дозволяє виділити ключові особливості даних, що значно полегшує наступний етап аналізу. Він ефективно відфільтровує шум і допомагає виявити тенденцію зміни та коливання даних.

3. Аналізуються отримані в результаті вейвлет-перетворення дані. Це може включати в себе виявлення закономірностей, виявлення аномалій, виявлення трендів та інші методи аналізу даних.

4. На основі аналізу даних створюється модель прогнозування. Ця модель використовує виявлені закономірності для прогнозування майбутнього електроспоживання.

5. Після створення моделі прогнозування проводиться її оцінка. Якщо результати прогнозування не відповідають очікуванням, модель вдосконалюється за допомогою додаткового аналізу даних та налаштування параметрів. Або застосувати функцію прогнозування заново, таким чином навчити нейронну мережу.

					ДП. ДЕ91.04.000 ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		38

Згідно із запропонованими кроками розробки алгоритму прогнозування , була наведена блок схема на рис. 3.1.



Рис. 3.1 Блок схема запропонованого алгоритму

3.3 Реалізація алгоритму

Для реалізації цього алгоритму написано код на Python для прогнозування часових рядів: TimeSeriesPredictor та ARIMAPredictor. Перший використовує нейронні мережі, а другий – модель ARIMA. Ці класи містять

методи для підготовки даних, навчання моделі, прогнозування, обчислення метрик та візуалізації результатів.

Клас WaveletTransform виконує вейвлет-перетворення сигналу та дозволяє отримати апроксимацію та деталізацію на різних рівнях розкладання. ScrollableFrame — це віджет, який реалізує прокрутку у tkinter, бібліотеці Python для створення графічного користувацького інтерфейсу.

Програма має графічний інтерфейс, який наведений на рис. 3.2, дозволяє користувачам взаємодіяти з вейвлет-перетвореннями та прогнозувати майбутні дані за допомогою двох моделей: нейронної мережі та моделі ARIMA.

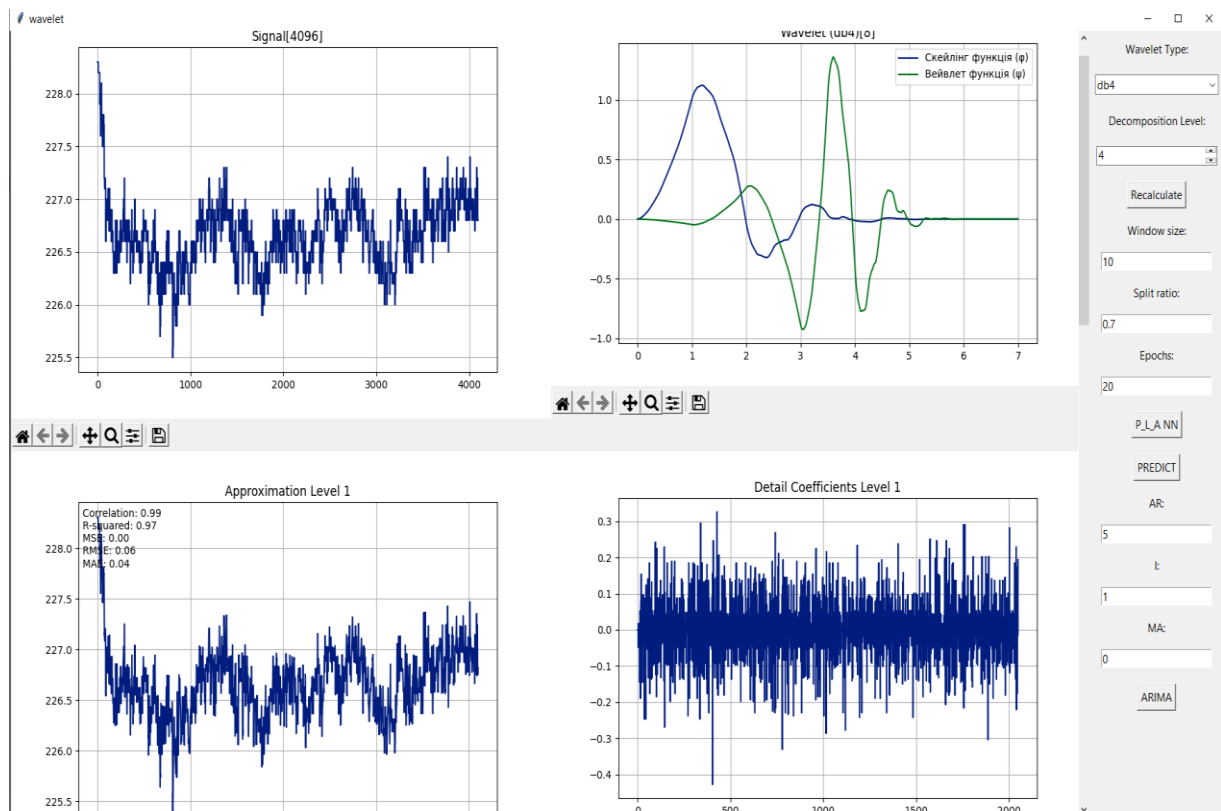


Рис. 3.2 Інструмент для вейвлет-аналізу з графічним інтерфейсом користувача

В програмі використовується найпростіша форма нейронної мережі, яка називається повністю пов'язаною нейронною мережею або нейронною мережею зі зворотним зв'язком FNN. Ось основні характеристики цієї мережі:

1. *Архітектура*. Мережа складається з трьох типів шарів: вхідний шар, один прихований шар і вихідний шар. Кожен шар складається з нейронів, які повністю пов'язані з нейронами наступного шару.

2. *Активация*. Прихований шар використовує функцію активації (Rectified Linear Unit, ReLU). Ця функція виводить вхідний сигнал, якщо він позитивний; в іншому випадку вона виводить 0. Вихідний шар не має функції активації, тому виводиться прямий вихід з нейронів.

3. *Оптимізація та втрати*. Використовується оптимізатор Adam, який є одним з найпопулярніших оптимізаторів для нейронних мереж завдяки своєму адаптивному навчанню та ефективності. Середня квадратична помилка (MSE) використовується як функція втрат, що є стандартним вибором для задач прогнозування.

4. *Кількість epoch*. Кількість епох визначає, скільки разів алгоритм навчання пройде через весь навчальний набір даних. Це контролюється змінною epochs.

Ця мережа є одношаровою, оскільки має лише один прихований шар. Мережі з більшою кількістю прихованих шарів називаються глибокими нейронними мережами.

Вейвлет-перетворення є важливим інструментом для аналізу часових рядів і сигналів, який використовується для виявлення внутрішньої структури сигналу.

Програма виконує дискретне вейвлет-перетворення, використовуючи вейвлети Добеші (db), Симлети(sym), Койвлети(coif) і вейвлет Хаара.

Рівень декомпозиції вказує на глибину розкладання вейвлету. Кожен наступний рівень розкладання ділить сигнал на дві частини: апроксимацію (низькочастотні компоненти) і деталі (високочастотні компоненти). Апроксимація може бути далі розкладена на наступні рівні. Рівень декомпозиції визначається залежно від довжини вхідного сигналу та довжини вейвлет-фільтра.

					ДП. ДЕ91.04.000 ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докum.	Підпис	Дата		41

Метод `get_approximation` повертає апроксимацію сигналу на вказаному рівні. Це низькочастотна частина сигналу.

Метод `get_details` повертає деталі сигналу на вказаному рівні. Це високочастотна частина сигналу, яка містить деталі та шум.

Загалом, використання вейвлет-перетворення дозволяє аналізувати сигнал на різних масштабах і виділяти важливі особливості сигналу.

3.4 Підготовка даних для тестування

Моє основне вікно програми слугує як центральний інтерфейс для обробки даних. Однією з ключових функцій цього вікна є можливість імпортувати даних у форматі csv або xlsx. Цей файл містить важливі дані, такі як величини напруги, струму, активної потужності, реактивної потужності, а також фази.

В програмі передбачено спеціальне вікно налаштувань для імпорту даних, його можемо бачити на рис. 3.3. Дане вікно гарантує безпроблемне завантаження даних з файлу в таблицю.

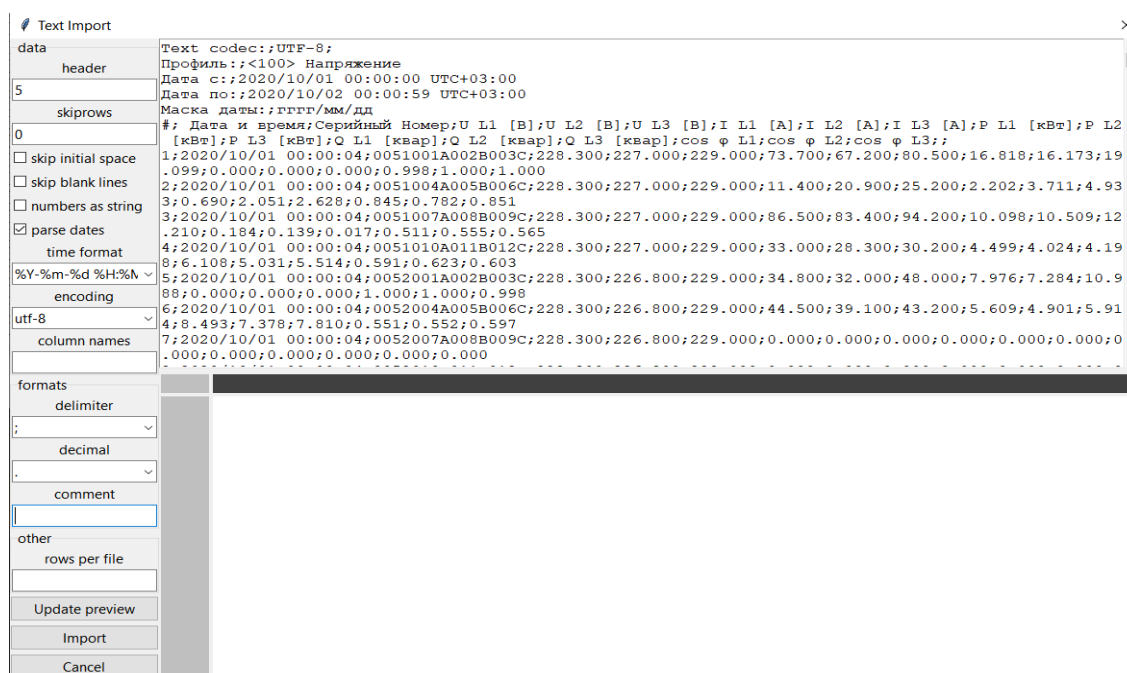


Рис. 3.3 Вікно налаштувань для імпорту даних

Для коректної роботи з даними потрібно внести декілька налаштувань: відмінити включення перших п'яти рядків, оскільки вони не потрібні в таблиці програми; встановити формат дати та часу; визначити роздільник даних, який використовується у файлі, та вимкнути коментування.

Кожен з цих параметрів має відповідну колонку в csv файлі, що дозволяє програмі чітко звертатись до значень величин, і потім аналізувати їх. Для такої взаємодії маємо зручний графічний , який показано на рис. 3.4. Імпортовані дані будуть використанні для подальшої побудови графіків і застосування до них методів прогнозування.

Custom Table with Plotting

#	Дата и время	Серийный Номер	U L1 [В]	U L2 [В]	U L3 [В]	I L1 [А]	I L2 [А]	I L3 [А]	P L1 [кВт]	P L2 [кВт]	P L3 [кВт]	Q L1 [квар]	Q L2 [квар]	Q L3 [квар]	cos φ L1	cos φ L2	cos φ L3	
1	1.00	2020/10/01 00:00:04	0051001A002B003C	228.30	227.00	229.00	73.70	67.20	80.50	16.82	16.17	19.10	0	0	0	1	1.00	1.00
2	2.00	2020/10/01 00:00:04	0051004A005B006C	228.30	227.00	229.00	11.40	20.90	25.20	2.20	3.71	4.93	0.69	2.05	2.63	0.84	0.78	0.85
3	3.00	2020/10/01 00:00:04	0051007A008B009C	228.30	227.00	229.00	86.50	83.40	94.20	10.10	10.51	12.21	0.18	0.14	0.017	0.51	0.56	0.56
4	4.00	2020/10/01 00:00:04	0051010A011B012C	228.30	227.00	229.00	33.00	28.30	30.20	4.50	4.02	4.20	6.11	5.03	5.51	0.59	0.62	0.6
5	5.00	2020/10/01 00:00:04	0052001A002B003C	228.30	226.80	229.00	34.80	32.00	48.00	7.98	7.28	10.99	0	0	0	1.00	1.00	1
6	6.00	2020/10/01 00:00:04	0052004A005B006C	228.30	226.80	229.00	44.50	39.10	43.20	5.61	4.90	5.91	8.49	7.38	7.81	0.55	0.55	0.6
7	7.00	2020/10/01 00:00:04	0052007A008B009C	228.30	226.80	229.00	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
8	8.00	2020/10/01 00:00:04	0052010A011B012C	228.30	226.80	229.00	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
9	9.00	2020/10/01 00:00:14	0051001A002B003C	228.20	226.90	228.90	67.20	61.80	76.30	13.97	13.54	16.64	0.33	0.4	0.37	0.91	0.96	0.95
10	10.00	2020/10/01 00:00:14	0051004A005B006C	228.20	226.90	228.90	11.60	21.40	27.00	2.51	4.69	5.41	0.6	1.98	2.47	0.95	0.96	0.87
11	11.00	2020/10/01 00:00:14	0051007A008B009C	228.20	226.90	228.90	84.30	82.00	94.30	10.10	10.50	12.58	0.19	0.13	0.005	0.52	0.56	0.58
12	12.00	2020/10/01 00:00:14	0051010A011B012C	228.20	226.90	228.90	33.00	28.30	30.20	4.47	3.98	4.16	6.11	5.04	5.50	0.59	0.61	0.6
13	13.00	2020/10/01 00:00:14	0052001A002B003C	228.20	226.60	228.80	34.80	32.00	48.00	7.97	7.29	10.99	0	0	0	1.00	1.00	1.00
14	14.00	2020/10/01 00:00:14	0052004A005B006C	228.20	226.60	228.80	44.50	39.10	43.20	5.65	4.93	6.03	8.48	7.38	7.80	0.56	0.56	0.61
15	15.00	2020/10/01 00:00:14	0052007A008B009C	228.20	226.60	228.80	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
16	16.00	2020/10/01 00:00:14	0052010A011B012C	228.20	226.60	228.80	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
17	17.00	2020/10/01 00:00:24	0051001A002B003C	228.20	226.80	228.80	67.00	60.00	74.60	16.90	15.66	19.05	0	0	0	1.00	1.00	1.00
18	18.00	2020/10/01 00:00:24	0051004A005B006C	228.20	226.80	228.80	11.60	21.20	26.80	2.19	4.51	5.56	0.53	2.22	2.50	0.82	0.94	0.9
19	19.00	2020/10/01 00:00:24	0051007A008B009C	228.20	226.80	228.80	95.30	91.60	103.00	10.08	10.50	12.29	0.19	0.13	0.029	0.46	0.5	0.52
20	20.00	2020/10/01 00:00:24	0051010A011B012C	228.20	226.80	228.80	33.00	28.30	30.20	4.45	3.94	4.15	6.10	5.03	5.52	0.59	0.62	0.6
21	21.00	2020/10/01 00:00:24	0052001A002B003C	228.20	226.60	228.90	34.80	32.00	48.00	7.97	7.28	11.00	0	0	0	1.00	1.00	1.00
22	22.00	2020/10/01 00:00:24	0052004A005B006C	228.20	226.60	228.90	44.50	39.10	43.30	5.64	4.94	6.00	8.48	7.38	7.82	0.55	0.56	0.6
23	23.00	2020/10/01 00:00:24	0052007A008B009C	228.20	226.60	228.90	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
24	24.00	2020/10/01 00:00:24	0052010A011B012C	228.20	226.60	228.90	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
25	25.00	2020/10/01 00:00:34	0051001A002B003C	227.90	226.70	228.60	61.90	57.10	70.90	13.40	13.24	16.20	0.36	0	0	0.95	1.00	1
26	26.00	2020/10/01 00:00:34	0051004A005B006C	227.90	226.70	228.60	11.10	21.10	26.70	2.21	3.73	5.23	0.57	2.09	2.50	0.87	0.78	0.85
27	27.00	2020/10/01 00:00:34	0051007A008B009C	227.90	226.70	228.60	87.70	83.50	97.10	10.05	10.47	12.53	0.2	0.12	0.012	0.5	0.55	0.56
28	28.00	2020/10/01 00:00:34	0051010A011B012C	227.90	226.70	228.60	32.90	28.40	30.30	4.47	4.00	4.20	6.07	5.00	5.50	0.59	0.61	0.6
29	29.00	2020/10/01 00:00:34	0052001A002B003C	228.00	226.40	228.80	34.80	32.00	47.90	7.96	7.27	10.96	0	0	0	1.00	1.00	1
30	30.00	2020/10/01 00:00:34	0052004A005B006C	228.00	226.40	228.80	44.40	39.00	43.20	5.59	4.90	5.99	8.44	7.35	7.80	0.55	0.55	0.6
31	31.00	2020/10/01 00:00:34	0052007A008B009C	228.00	226.40	228.80	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
32	32.00	2020/10/01 00:00:34	0052010A011B012C	228.00	226.40	228.80	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
33	33.00	2020/10/01 00:00:44	0051001A002B003C	227.60	226.50	228.60	70.30	63.00	76.20	16.81	15.60	19.00	0	0	0	1.00	1.00	1.00
34	34.00	2020/10/01 00:00:44	0051004A005B006C	227.60	226.50	228.60	11.20	15.10	24.40	2.38	2.76	4.90	0.58	1.65	2.46	0.93	0.81	0.87
35	35.00	2020/10/01 00:00:44	0051007A008B009C	227.60	226.50	228.60	91.90	85.20	100.20	10.03	10.86	12.53	0.24	0.13	0.007	0.48	0.56	0.55

69169 rows x 20 columns

Plot Graph

Рис. 3.4 Завантажені дані в головному вікні програми

Розташована у нижній лівій частині інтерфейсу, кнопка 'Plot Graph' активізує додаткове вікно діалогу. Це вікно дозволяє користувачу точно визначити кількість даних, які будуть застосовуватися при виконанні вейвлет-аналізу та прогнозуванні. Важливо відмітити, що це інструмент, який надає користувачу змогу контролювати глибину аналізу, дозволяючи керувати балансом між детальністю і обчислювальною продуктивністю.

Крім того, це вікно діалогу містить додаткові параметри налаштування, що дають користувачу можливість настроїти візуалізацію графіків відповідно до власних потреб. Можемо бачити на рис. 3.5 наступне вікно програми, яке включає в себе вибір кольорової схеми, типу лінії, масштабу та інших візуальних аспектів. Ці налаштування дають користувачам гнучкість і контроль, дозволяючи їм адаптувати зображення даних до своєї конкретної ситуації або вимог.

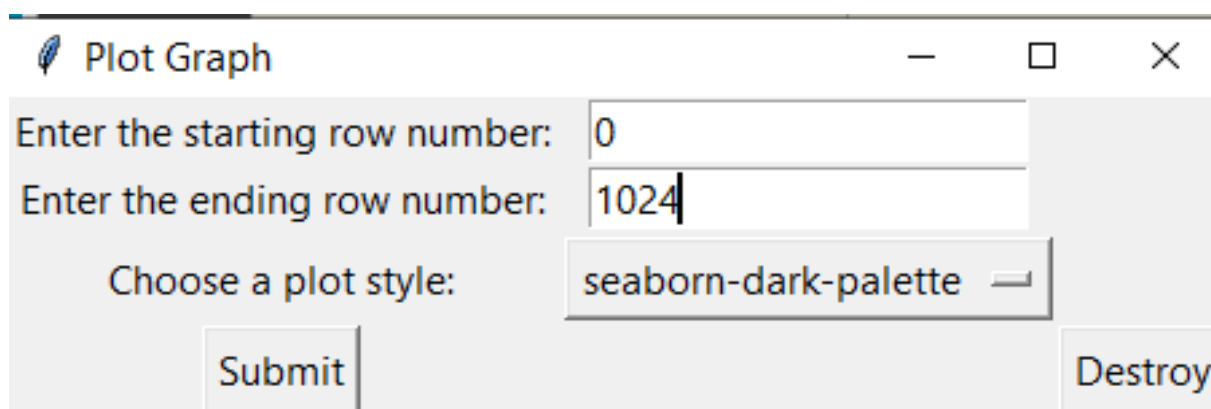


Рис. 3.5 Діалогове вікно

Загальний інтерфейсу на рис. 3.2 можемо описати так, що вікно має розмір 1800x900 пікселів. Воно поділено на дві частини: область для графіків (Scrollable Frame) та панель керування (Function Panel). Область для графіків знаходиться зліва від панелі керування і може містити декілька графіків. Графіки можна прокручувати, щоб переглянути всі доступні дані. Панель керування розташована справа від області для графіків. Вона містить наступні елементи:

					ДП. ДЕ91.04.000 ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		44

1. Вибір типу вейвлету: комбінований список дозволяє вибрати тип вейвлету з передбачених значень.

2. Вибір рівня декомпозиції: «спінбокс» дозволяє вибрати рівень декомпозиції з передбачених значень.

3. Кнопка «Recalculate»: коли цю кнопку натиснуто, програма заново виконує вейвлет-перетворення з вибраними параметрами.

4. Поля вводу для «Window size», «Split ratio», та «Epochs»: ці поля вводу дозволяють користувачу ввести параметри для нейромережі.

5. Кнопка «P_L_A NN»: коли цю кнопку натиснуто, програма виконує прогнозування використовуючи нейронну мережу.

6. Кнопка «PREDICT» теж виконує прогнозування, вже на заздалегіть навченій моделі нейромережі.

7. Поля вводу для «AR», «I», та «MA»: ці поля вводу дозволяють користувачу ввести параметри для моделі ARIMA.

8. Кнопка «ARIMA» запуск моделі.

Вищеописаний інтерфейс дозволяє користувачеві вибирати параметри вейвлет-перетворення та моделі ARIMA, переглядати візуалізації сигналів та результатів моделювання, і робити прогнози на основі введених даних. Також на графіках апроксимованих сигналів, в правому верхньому кутку розміщенні метрики для оцінки схожості апроксимованого сигналу з основним.

Основні параметри нейромережі:

1. signal: це вхідний сигнал, який використовується для тренування та прогнозування моделі.

2. window_size: цей параметр визначає кількість попередніх точок часового ряду, що використовуються для прогнозування наступної точки.

3. split_ratio: це відношення, яке використовується для розподілу вхідних даних на тренувальний та тестовий набори.

4. epochs: це кількість повних проходів через весь набір тренувальних даних, що використовується під час навчання моделі.

					ДП. ДЕ91.04.000 ПЗ	Адж.
Змн.	Адж.	№ докum.	Підпис	Дата		45

5. model: це структура нейронної мережі. Вона складається з двох шарів: прихованого шару з 10 нейронами і активаційною функцією 'relu', і вихідного шару з одним нейроном.

6. optimizer: це метод оптимізації, який використовується для оновлення ваг моделі під час навчання. В цій моделі використовується оптимізатор 'adam'.

7. loss: це функція втрат, яка використовується для обчислення помилки прогнозування моделі. В цій моделі використовується квадратична помилка 'mse' (mean squared error).

8. metrics: це метрики, які використовуються для оцінки ефективності моделі. Вони включають кореляцію, коефіцієнт детермінації (R-squared), середньоквадратичну помилку (MSE), кореневу середньоквадратичну помилку (RMSE) та середню абсолютну помилку (MAE).

3.5 Метрики для оцінки похибки

Для об'єктивної оцінки ефективності моделей машинного навчання необхідно використовувати кілька метрик якості. Ці метрики надають нам кількісну інформацію про продуктивність моделі і допомагають виявити, наскільки добре модель передбачає або класифікує дані. В залежності від типу задачі (регресія, класифікація, кластеризація тощо) ми можемо вибрати різні метрики для оцінки нашої моделі. В цьому розділі ми зосередимося на таких ключових метриках для регресії, як кореляція, R-квадрат, середньоквадратична помилка (MSE), коренева середньоквадратична помилка (RMSE), та середня абсолютна помилка (MAE). Детальне розуміння цих метрик необхідне для вироблення правильних висновків про продуктивність та коректність моделей машинного навчання.

3.5.1. Кореляція

Ця метрика вимірює ступінь залежності між двома змінними. Це може допомогти визначити, як одна змінна змінюється при зміні іншої. Коефіцієнт

					ДП. ДЕ91.04.000 ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		46

кореляції Pearsona – це один з найбільш поширених методів для вимірювання лінійної кореляції між змінними і варіює від -1 (ідеальна негативна кореляція) до +1 (ідеальна позитивна кореляція).

$$x^m = (x_1, \dots, x_m), y^m = (y_1, \dots, y_m)$$

$$r_{xy} = \frac{\sum_{i=1}^m (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^m (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^m (y_i - \bar{y})^2}}, \quad (3.1)$$

де $\bar{x}, \bar{y}$ - вибіркові середні x^m і y^m .

3.5.2 R-квадрат (R-squared)

Ця метрика використовується для оцінки якості моделі в контексті її здатності передбачати набір даних. R-квадрат, або коефіцієнт детермінації, показує частку варіативності вихідної змінної, яку можна пояснити введеннями моделі. Значення R^2 зазвичай лежать у діапазоні від 0 до 1. Значення 0 означає, що незалежна змінна не пояснює жодної варіації у залежній змінній, тоді як значення 1 означає, що незалежна змінна повністю пояснює зміни у залежній змінній.

$$R^2 = 1 - \frac{D[y|x]}{D[y]} = 1 - \frac{\sigma^2}{\sigma_y^2}, \quad (3.2)$$

де $D[y] = \sigma_y^2$ - дисперсія випадкової величини y , $D[y|x] = \sigma^2$ - умовна дисперсія залежних змінних.

3.5.3 Середньоквадратична помилка (MSE)

Це середнє значення квадратів помилок. Помилка – це різниця між передбаченням моделі і реальним значенням. MSE є популярною метрикою для вимірювання якості моделі прогнозування, особливо для моделей, що використовують неперервні вхідні та вихідні змінні.

Зазвичай, чим менше значення MSE, тим краща точність моделі, оскільки це означає, що помилки прогнозів менші. Однак, необхідно пам'ятати, що

					ДП. ДЕ91.04.000 ПЗ	Адж.
Змн.	Адж.	№ докum.	Підпис	Дата		47

залишки моделі можуть мати різний характер, і наслідки прогнозування можуть бути різними в залежності від конкретного додаткового застосування.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2, \quad (3.3)$$

де n – кількість спостережень, Y_i – i -тє спостереження, $\hat{Y}_i$ – i -та прогнозована змінна.

3.5.4 Коренева середньоквадратична помилка (RMSE)

Це квадратний корінь від середньоквадратичної помилки. Вона широко використовується, оскільки має ті ж міри, що і вихідна змінна (дані), що дозволяє її легко інтерпретувати. RMSE краще працює, коли великі помилки є більш критичними.

Зазвичай, чим менше значення RMSE, тим краща точність моделі, оскільки це означає, що середнє відхилення прогнозування менша. Однак, так само як і в разі MSE, необхідно аналізувати залишки моделі та їх характер для точнішого розуміння результатів.

$$RMSE = \sqrt{MSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2}, \quad (3.4)$$

де n – кількість спостережень, Y_i – i -тє спостереження, $\hat{Y}_i$ – i -та прогнозована змінна.

3.5.5 Середня абсолютна помилка (MAE)

Це середнє абсолютне значення помилок. Помилка – це різниця між передбаченням моделі і реальним значенням. MAE є метрикою, яка легко інтерпретується, оскільки вона має ті ж міри, що і вихідна змінна. Вона є надійною метрикою для моделей прогнозування, особливо для тих, що використовують неперервні вхідні та вихідні змінні. MAE менш чутлива до великих помилок, ніж MSE або RMSE.

Зазвичай, чим менше значення MAE, тим краща точність моделі, оскільки це означає, що середнє абсолютне відхилення між прогнозованими і

					ДП. ДЕ91.04.000 ПЗ	Дрк
Змн.	Дрк.	№ докum.	Підпис	Дата		48

спостережуваними значеннями менша. Однак, необхідно пам'ятати, що залишки моделі можуть мати різний характер, і наслідки прогнозування можуть бути різними в залежності від конкретного додаткового застосування

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |Y_i - \hat{Y}_i|, \quad (3.5)$$

де n – кількість спостережень, Y_i – i -те спостереження, $\hat{Y}_i$ – i -та прогнозована змінна.

3.6 Вибір коефіцієнтів для нейронної мережі

На рис. 3.6 – 3.10 наглядно демонструються різноманітні метрики в тривимірному форматі. В основі цих діаграм використовуються такі параметри, як розмір вікна, кількість епох та одна з п'яти метрик. Ці візуалізації дозволяють виявити оптимальні значення розміру вікна та кількості епох для тренування нейронної мережі, а з розрахованих для кожної точки метрик можна отримати додаткову інформацію про ефективність моделі.

Співвідношення між тренувальним набором даних і тестовими значеннями було встановлено на рівні 0.7 і залишалося сталим впродовж всього експерименту. Ці діаграми допомагають чітко ідентифікувати, що оптимальний розмір вікна має дорівнювати 10, а мінімальна кількість епох для ефективного тренування нейронної мережі повинна бути більшою за 5. Ці дані допомагають нам покращити ефективність тренування моделі, зосередившись на оптимальних параметрах.

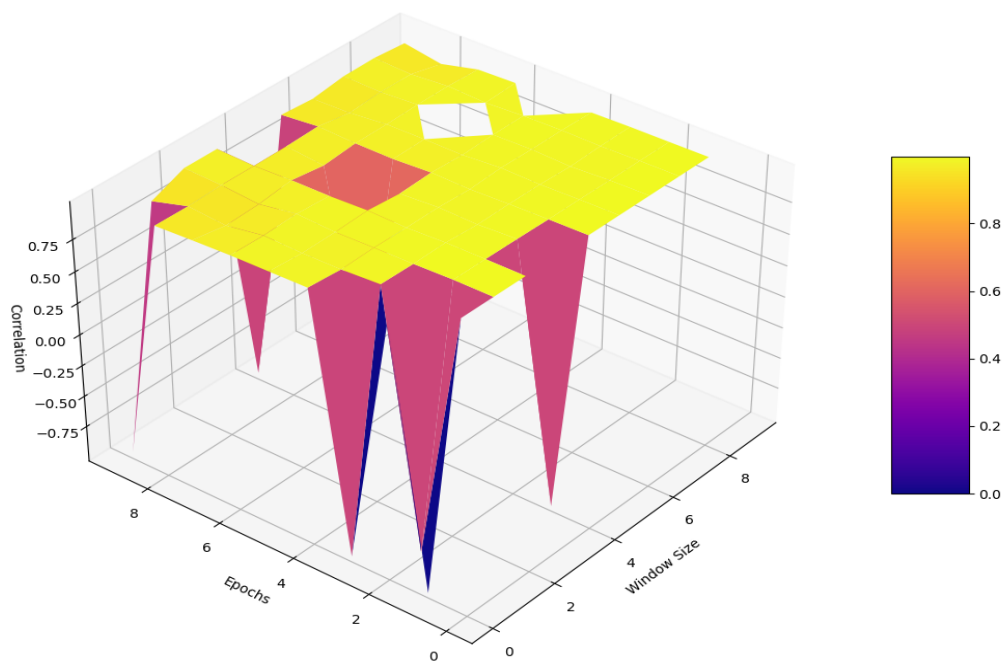


Рис. 3.6 Кореляція

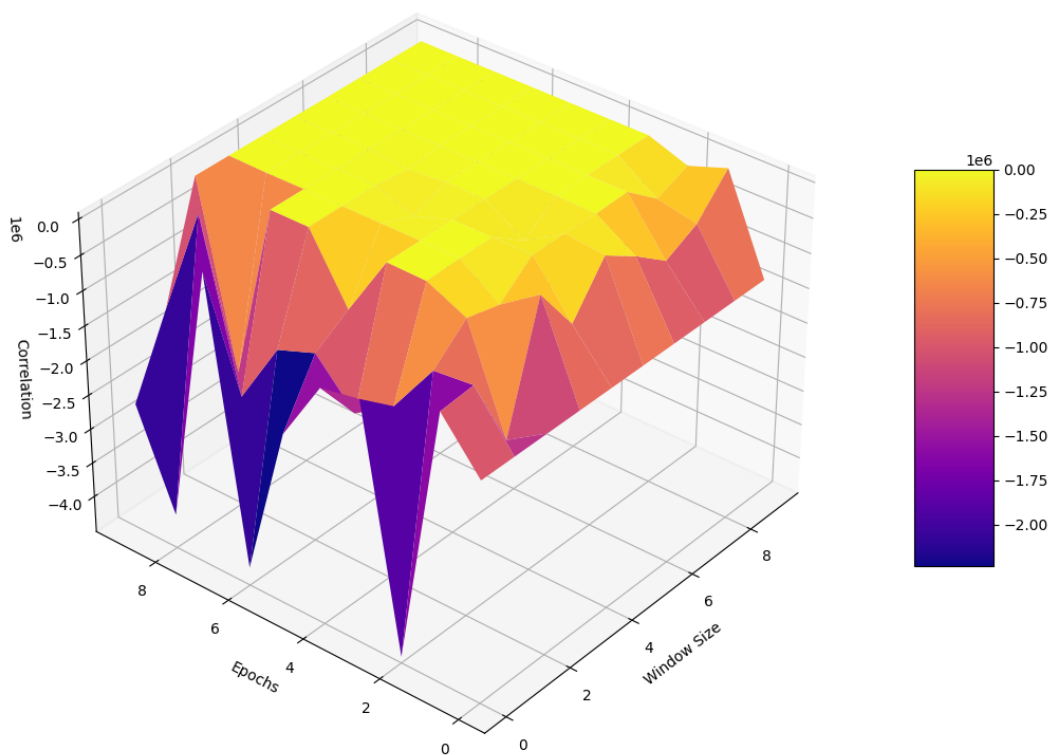


Рис. 3.7 R-квадрат

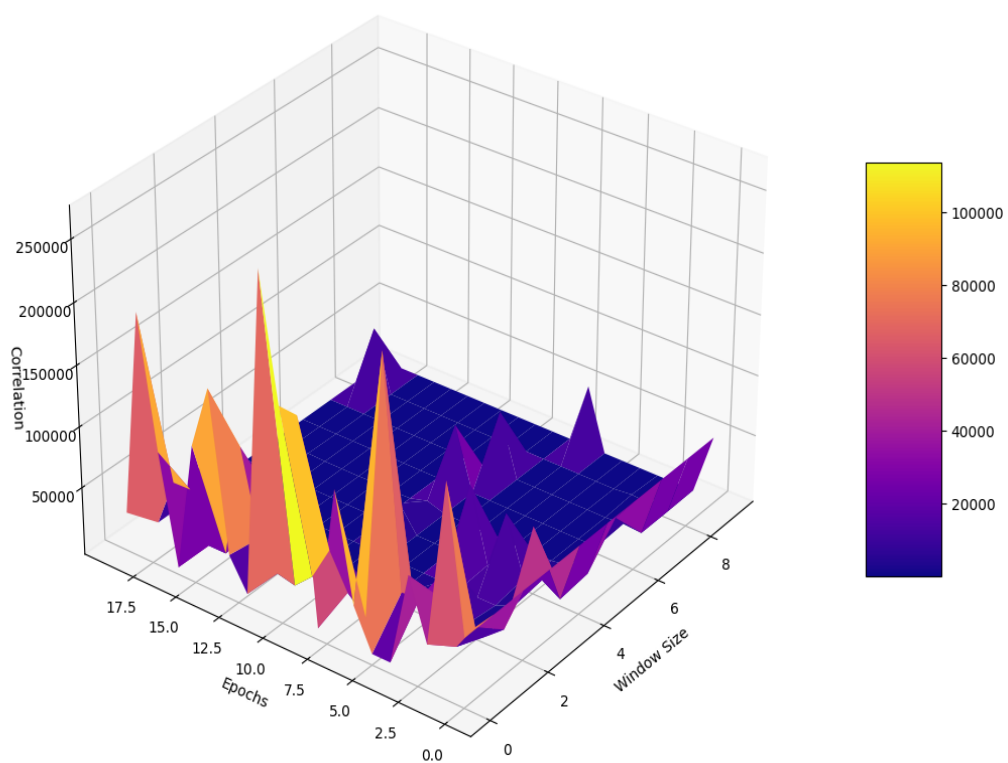


Рис. 3.8 Середньоквадратична помилка

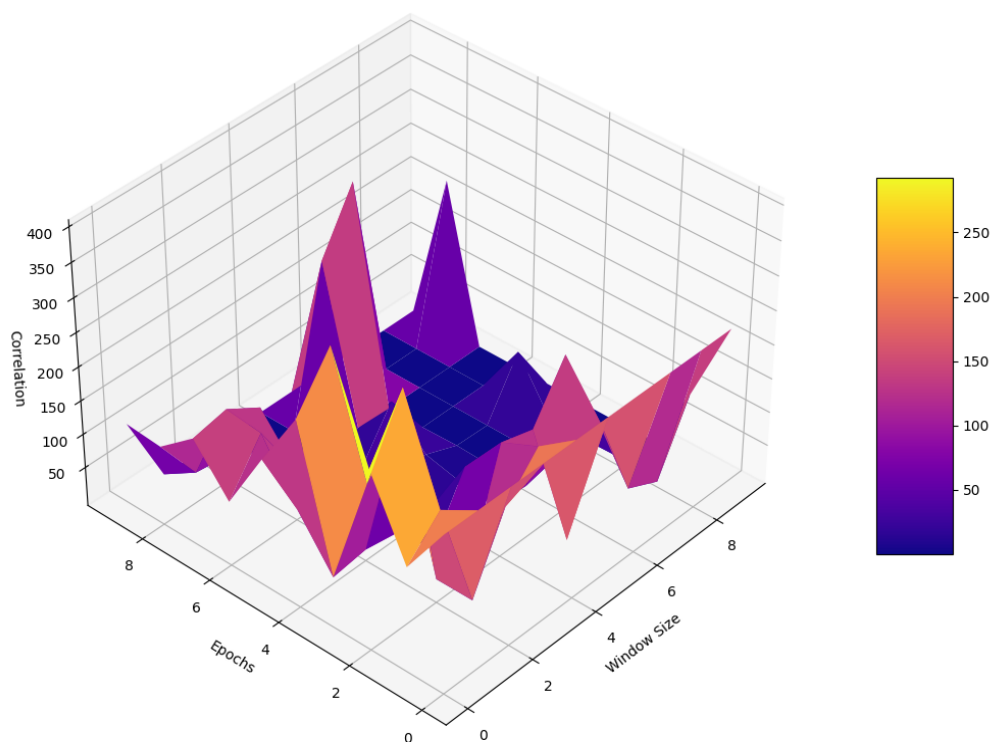


Рис. 3.9 Коренева середньоквадратична помилка

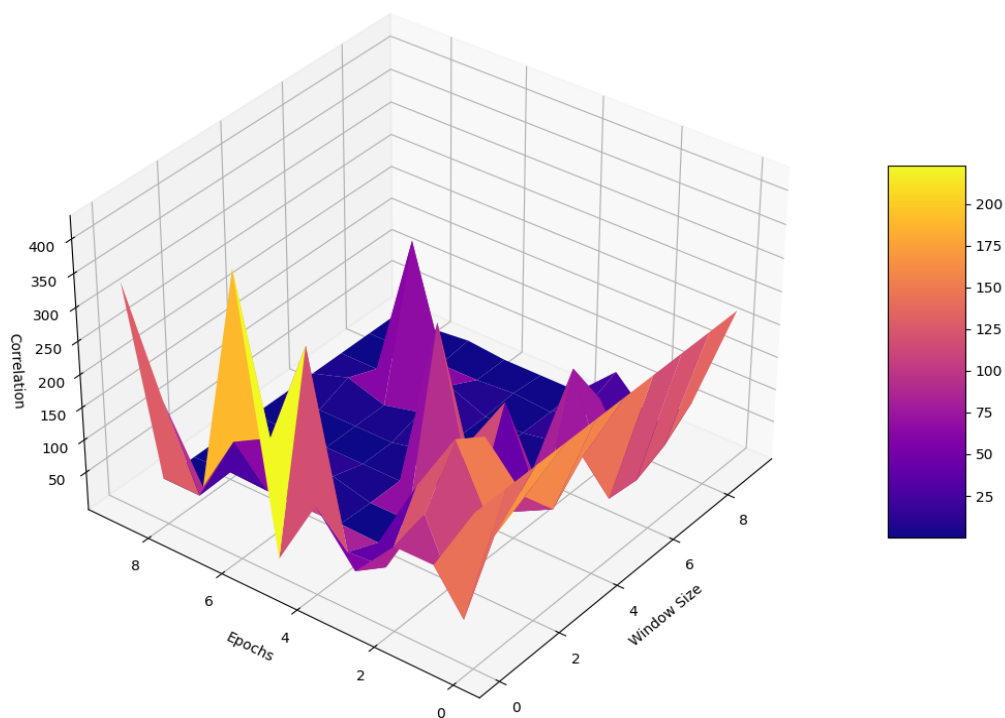


Рис. 3.10 Середня абсолютна помилка

Висновки до третього розділу

Цей розділ розкриває імплементацію прогнозування електроспоживання за допомогою неймережі, моделі ARIMA та вейвлет-аналізу, реалізованих на Python. Розглянуто архітектуру використаної неймережі, включаючи оптимізатор Adam та MSE функцію втрат. Показано графічний інтерфейс для взаємодії з прогнозувальними алгоритмами, демонструючи використання сучасних методів аналізу часових рядів та машинного навчання.

4 АНАЛІЗ ТА ПОРІВНЯННЯ МЕТОДІВ ПРОГНОЗУВАННЯ

Аналіз результатів буде виконуватись на основі визначених метрик, що дозволить забезпечити формалізованість та об'єктивність результатів. Хоча на перший погляд результати можуть здаватися подібними, без використання метрик неможливо отримати об'єктивну оцінку отриманих результатів.

Під час практичної роботи було встановлено, що для надійного навчання та прогнозування нейронної мережі важливо забезпечити достатній обсяг вхідних даних для часового ряду. Конкретно, оптимальний обсяг складає 2048 значень.

На рис. 4.1 представлено числовий ряд без застосування вейвлет-аналізу. З його допомогою можна відзначити, що без застосування вейвлет-аналізу числовий ряд не дозволяє отримати бажані значення метрик.

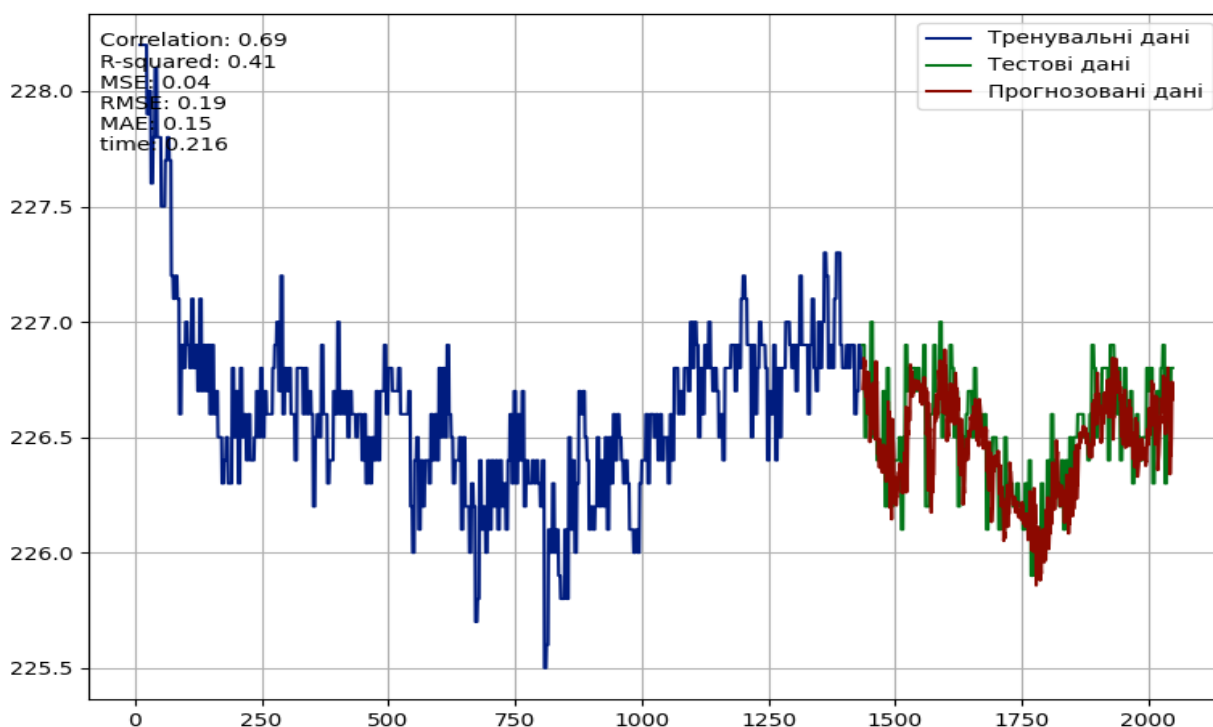


Рис. 4.1 Вхідний числовий ряд з перших 2048 числових значень

Наступні рис. 4.2 , 4.3 представляють розрахунок метрик для всіх вейвлетів Добеші, доступних в програмі. Дані графіки були побудовані з

використанням вже навченої нейронної мережі, що дозволило отримати результати за лічені секунди. Були використані базові параметри: 38 вейвлетів Добеші, декомпозиція на четвертий рівень, обчислення всіх метрик, вікно введення для нейронної мережі з 10 значеннями, та 70% від основного числового ряду використано як навчальні дані. При деякій періодичності спостерігались максимальні значення метрик.

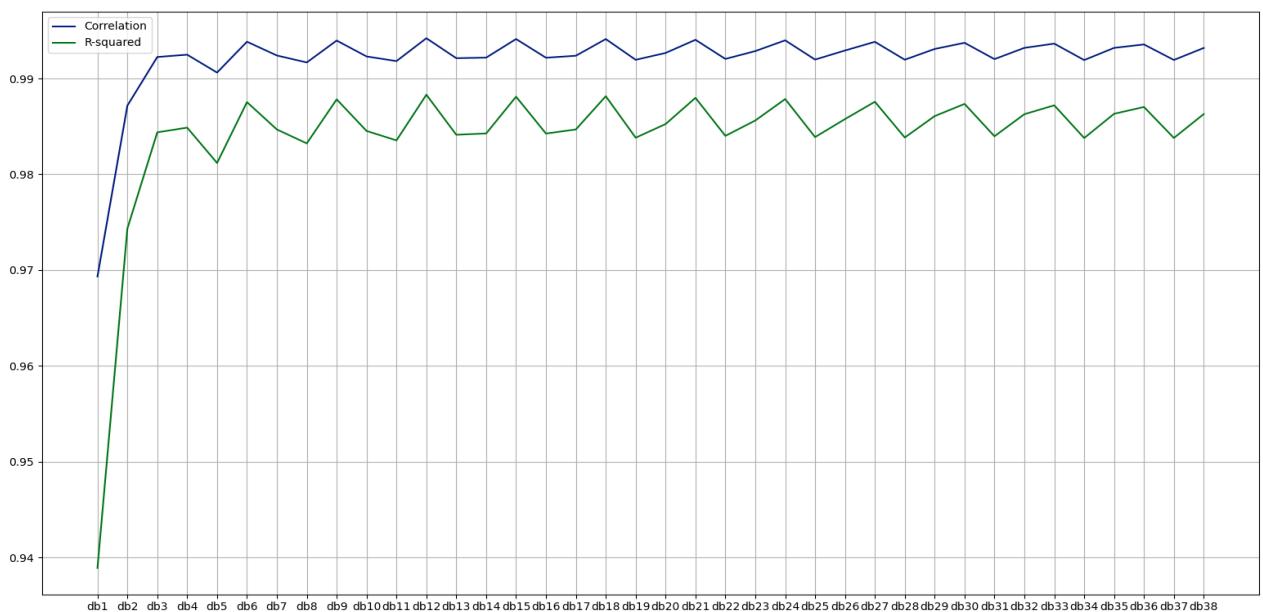


Рис. 4.2 Кореляція і R-квадрат для вейвлетів Добеші

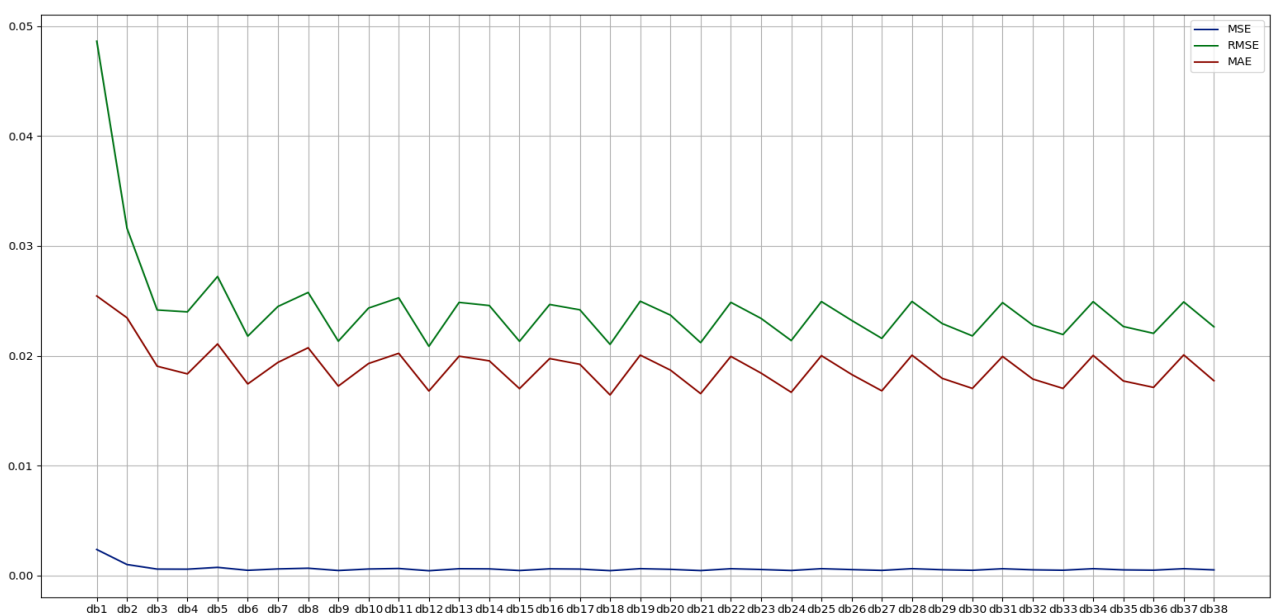


Рис. 4.3 MSE, RMSE, MAE для вейвлетів Добеші

На рис. 4.4 , 4.5 нижче наведені графіки, побудовані з використанням симлетів. Хоча початкові дані для цих графіків є тими ж, що й для Добеші вейвлетів, кількість використаних вейвлетів у цьому випадку становить 20.

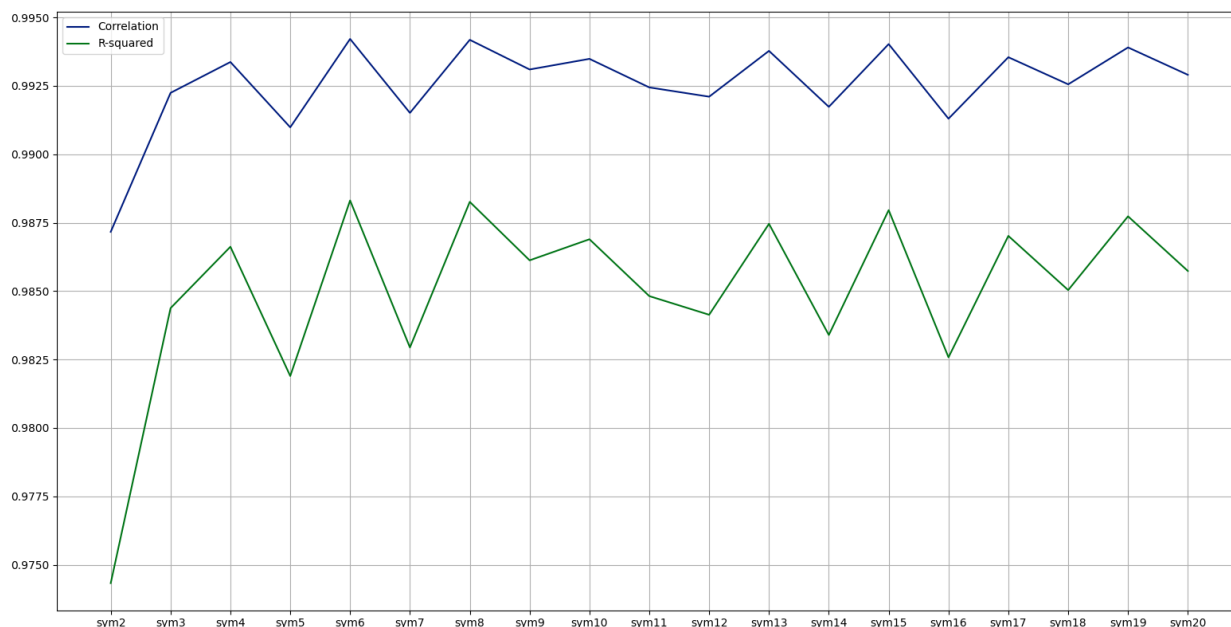


Рис. 4.4 Кореляція і R-квадрат для Симлет вейвлетів

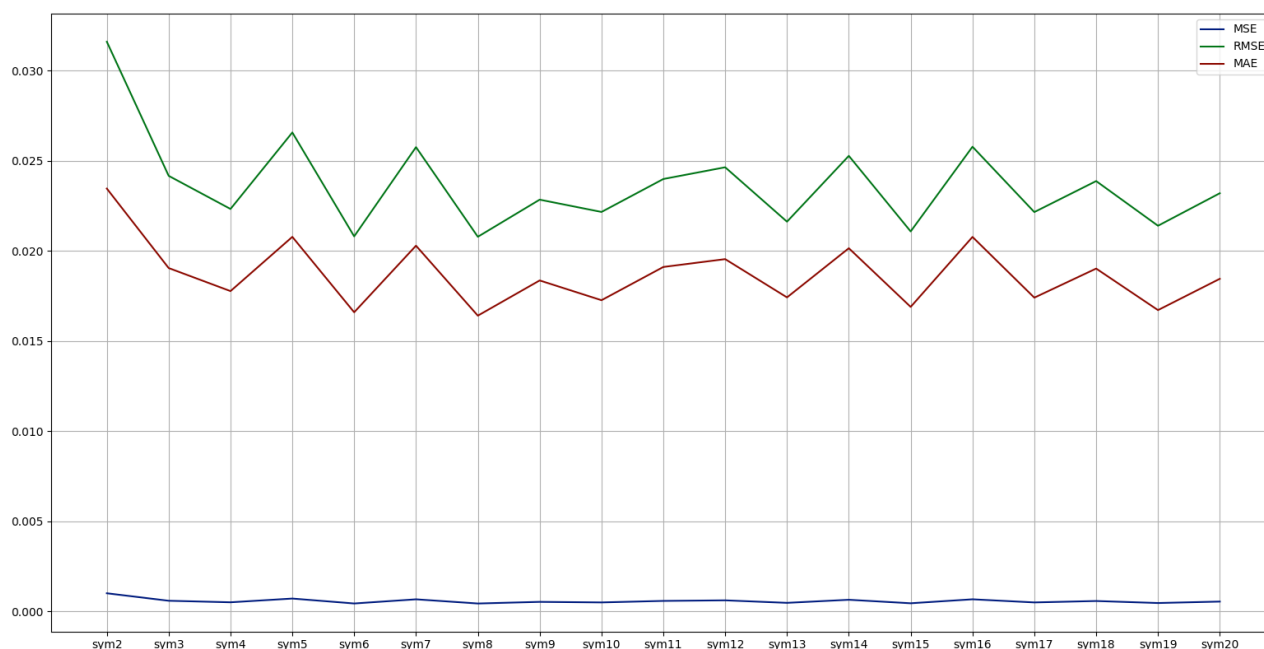


Рис. 4.5 MSE, RMSE, MAE для Симлет вейвлетів

Наступні рис. 4.6 , 4.7 також представлені метрики, але вже з використанням вейвлетів Койфлет. Початкові налаштування залишаються незмінними. Варто зазначити, що на всіх попередньо представлених графіках метрик можна простежити деяку періодичність у найкращих значеннях для окремих вейвлетів.

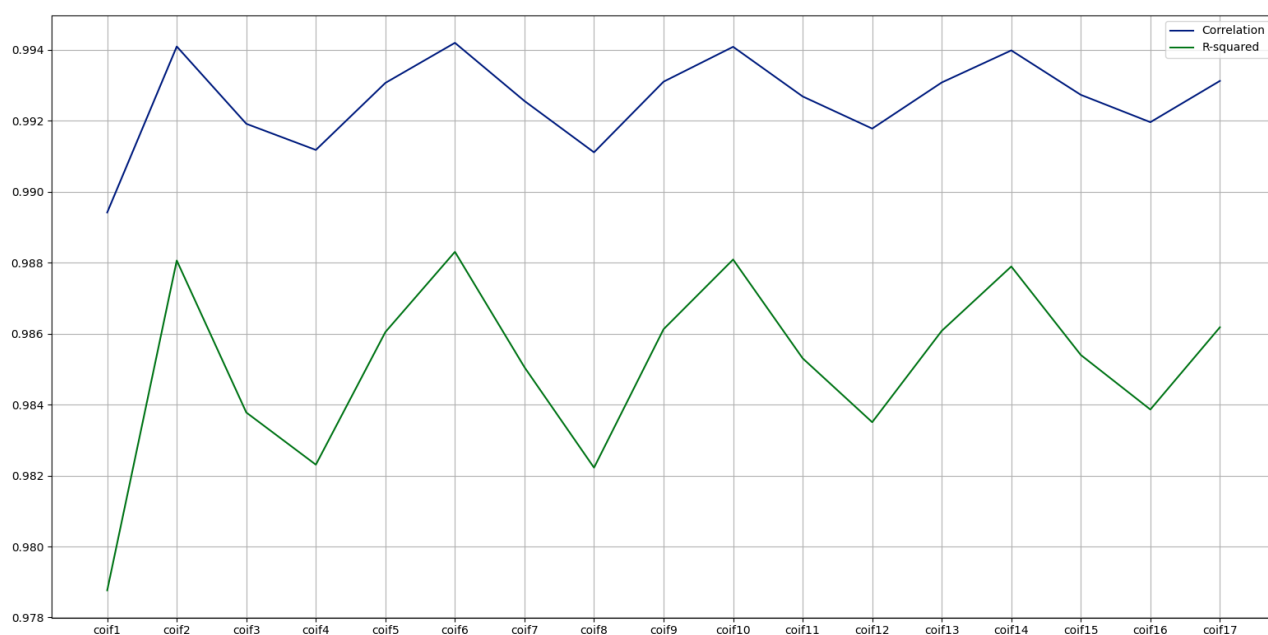


Рис. 4.6 Кореляція і R-квадрат для Койфлет вейвлетів

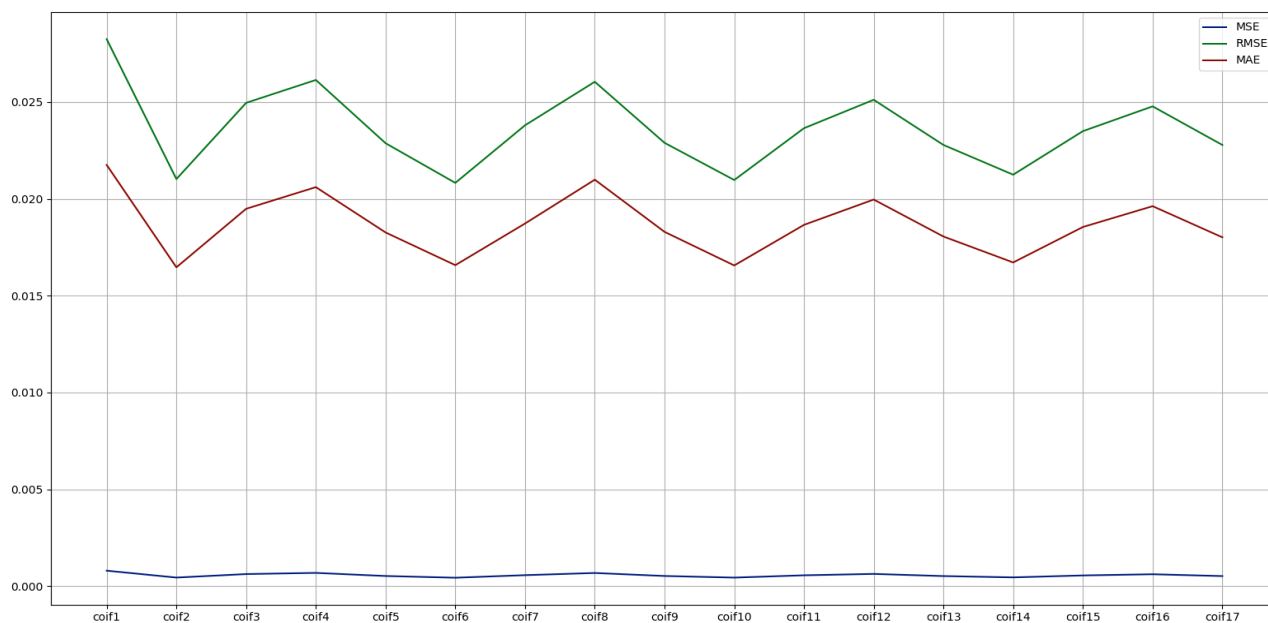


Рис. 4.7 MSE, RMSE, MAE для Койфлет вейвлетів

При розрахунку метрик для числового ряду, що складається з 69168 значень, ми отримуємо кращі результати. В даному випадку, нейронна мережа має більше даних для навчання, що стосуються конкретного числового ряду, відтак, вона забезпечує вищу якість прогнозування. В таких обставинах, підбір конкретного вейвлету в рамках одного сімейства не має особливого значення. Отримані результати представлені на рис. 4.8 , 4.9.

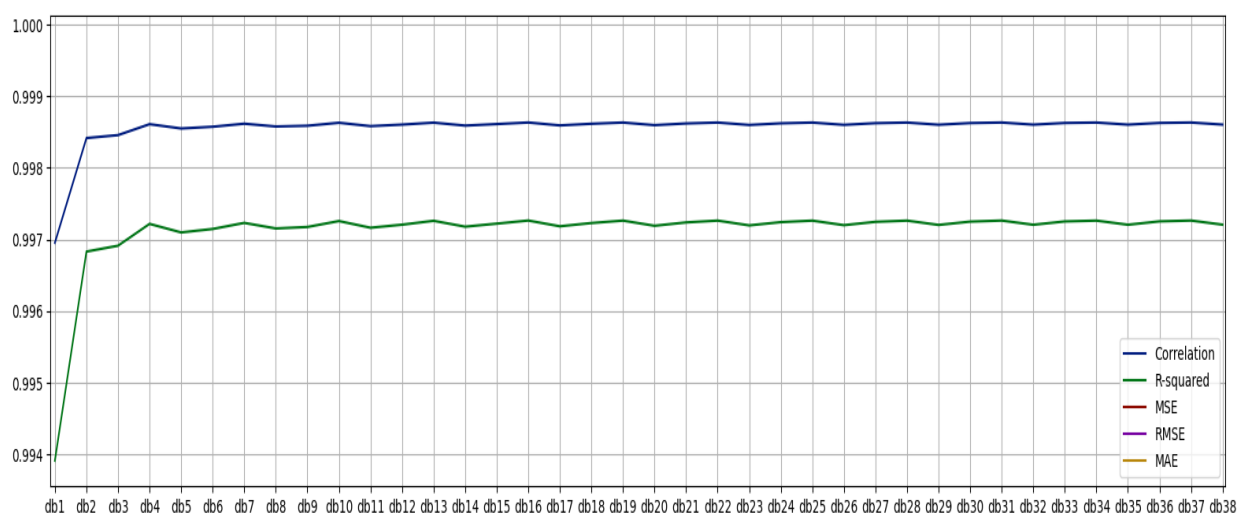


Рис. 4.8 Кореляція і R-квадрат для вейвлетів Добеші(69168 значень)

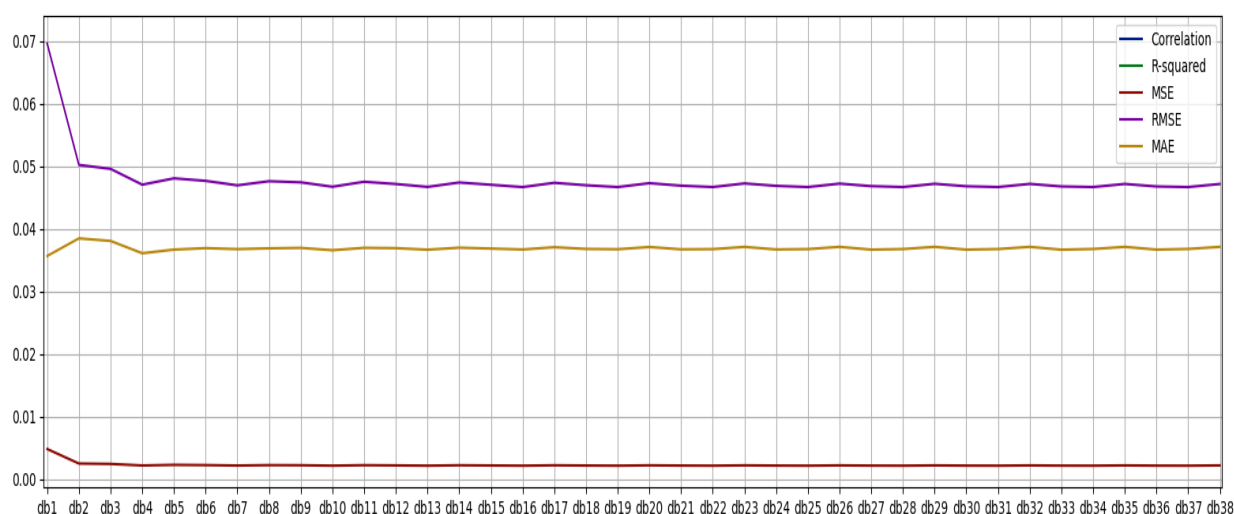


Рис. 4.9 MSE, RMSE, MAE для вейвлетів Добеші(69168 значень)

На наступному рис.4.10 демонстрація застосування моделі ARIMA в двох різних варіантах. У першому варіанті, модель використовує тестові дані як основу для прогнозування, що є аналогічно до методу навчання нейронної мережі. Тобто, кожне наступне значення прогнозується на основі вже відомих тестових даних. На рис. 4.11 представлений другий варіант роботи моделі, де для прогнозування наступних значень використовується попереднє прогнозоване значення, отримане за допомогою цієї моделі. Як результат, фактично отримуємо медіану числового ряду. Модель ARIMA вимагає значного часу на обчислення. Наприклад, для обробки відносно простого числового ряду знадобилося 234 секунди, як це відображено на графіку. На противагу, нейронна мережа обробляє такі дані набагато швидше. Ще швидшим є процес отримання результатів, якщо використовується попередньо навчена та збережена в окремому файлі нейронна мережа.

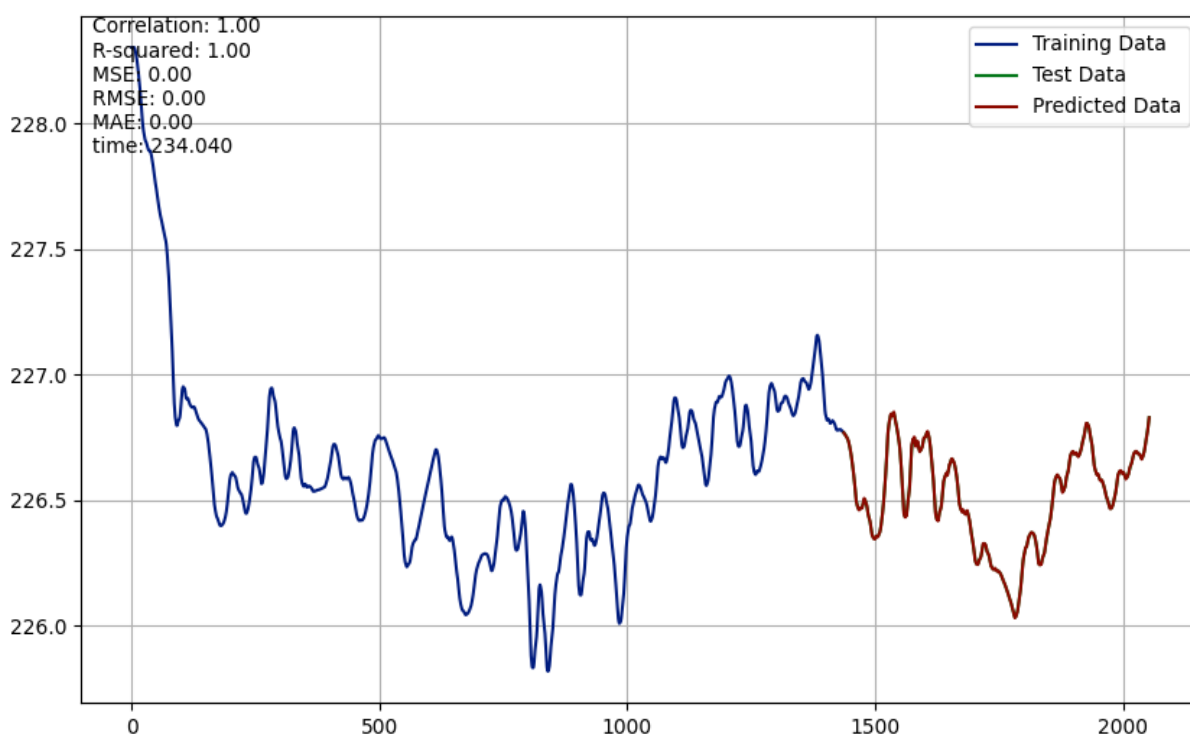


Рис. 4.10 Прогнозування ARIMA перший варіант

Змн.	Адк.	№ докum.	Підпис	Дата

ДП. ДЕ91.04.000 ПЗ

Адк.

58

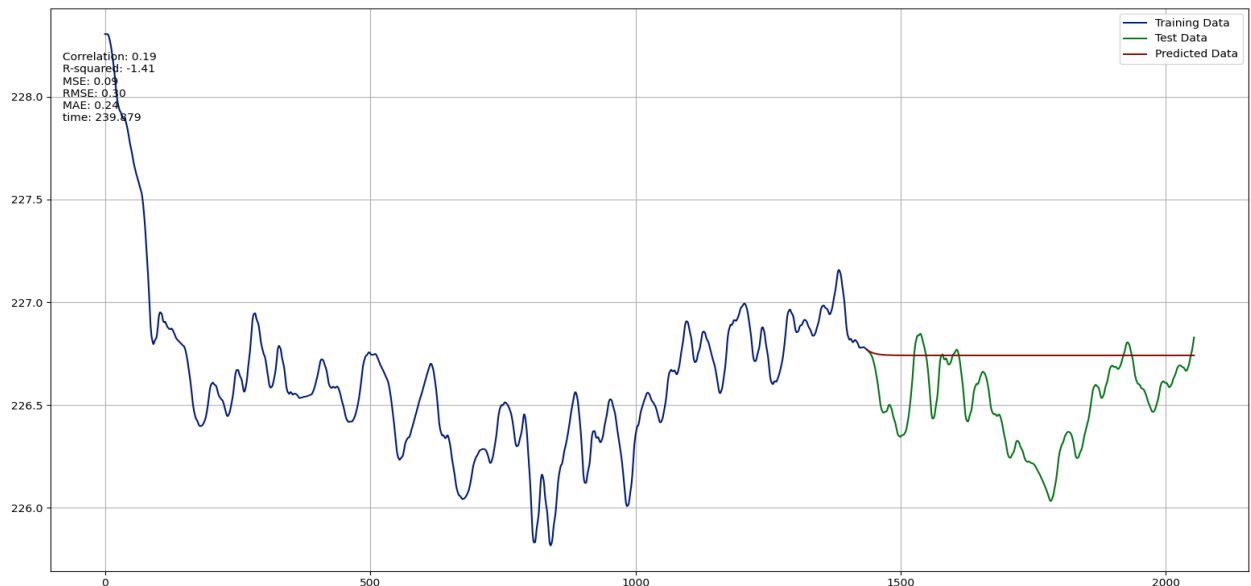


Рис. 4.11 Прогнозування ARIMA другий варіант

Рис. 4.12 акцентує увагу на часі, потрібному для прогнозування числового ряду, що складається з 69168 значень. Розрахунок тривав 54 секунди, що було зумовлено великою кількістю даних та двадцятьма епохами навчання.

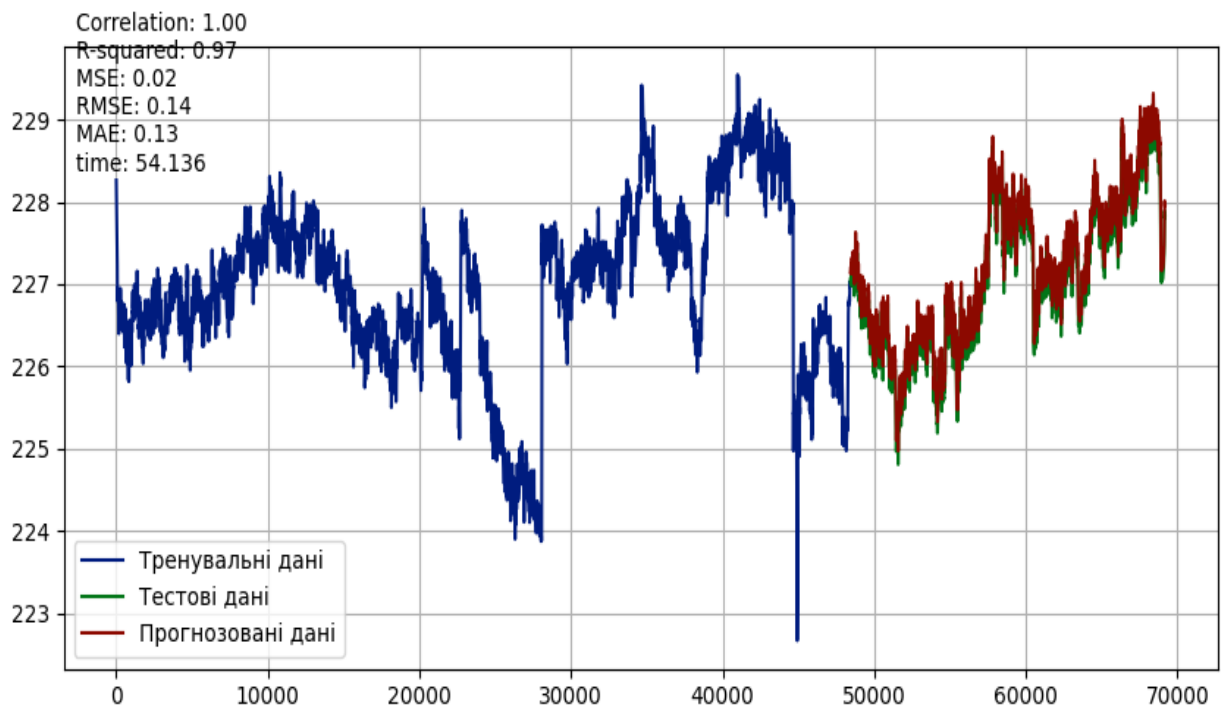


Рис. 4.12 Результат навчання нейронної мережі

Змн.	Адк.	№ докum.	Підпис	Дата

ДП. ДЕ91.04.000 ПЗ

Адк.

59

Рис. 4.13 демонструє результати вже навченої нейронної мережі, яка здатна обробити таку ж кількість даних лише за одну секунду. Значущих відмінностей в метриках не спостерігається, навіть більше, результати вийшли кращими.

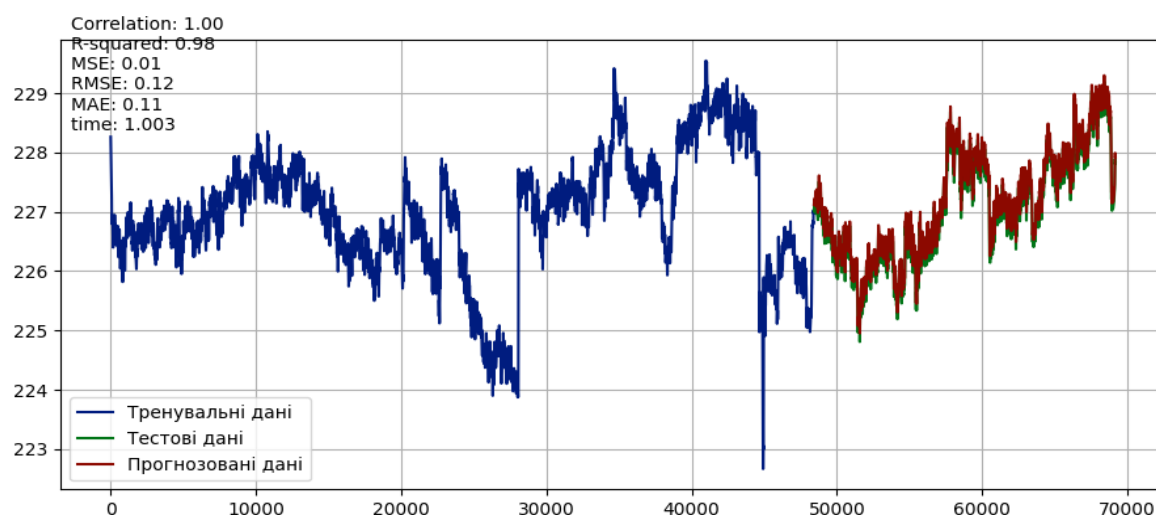


Рис. 4.13 Прогнозування навченої нейронної мережі

Для ілюстрації використано інший набір значень напруги для вже навченої нейронної мережі. Рис. 4.14 чітко демонструє, що нейронна мережа ефективно впоралася з прогнозуванням, що відображено у показниках метриках.

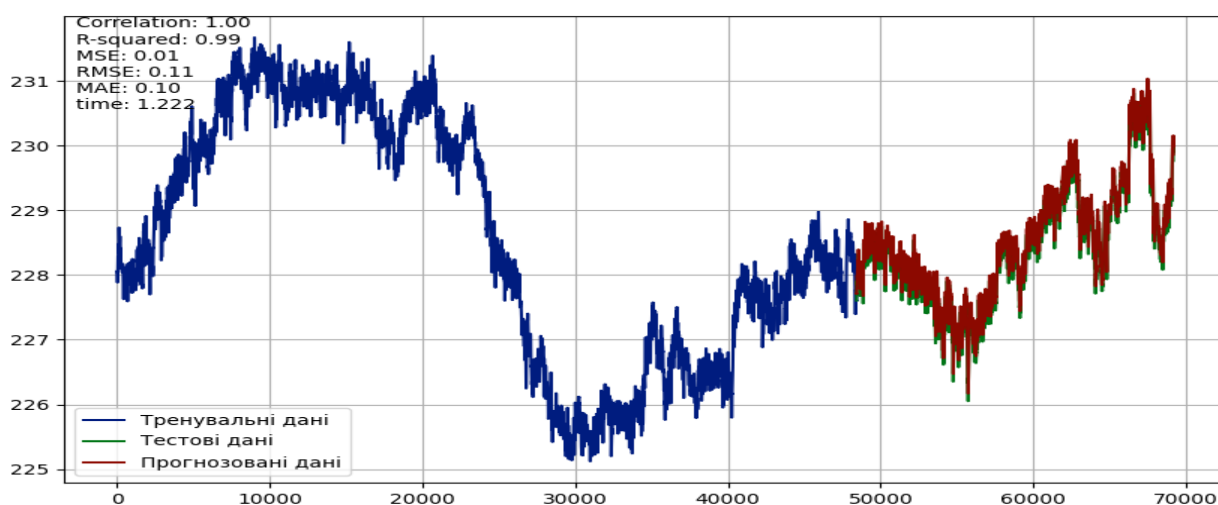


Рис. 4.14 Прогнозування навченої нейронної мережі, для інших значень

Змн.	Адк.	№ доквм.	Підпис	Дата

ДП. ДЕ91.04.000 ПЗ

Адк.

60

Рис. 4.15 ілюструє причину використання кількох метрик. На рисунку чітко видно, що кореляція майже дорівнює одиниці, проте прогнозований числовий ряд лише віддалено нагадує тестові дані, з якими його порівнює нейронна мережа. Середньоквадратична похибка дорівнює 0.13, хоча в ідеальному випадку вона має бути нульовою.



Рис. 4.15 Наведена причина застосування кількох метрик

Висновки до четвертого розділу

У даному розділі було розглянуто використання різних типів вейвлетів для прогнозування електроспоживання, включаючи вейвлети Добеші, Симлети та Койфлети. Було показано, що використання вейвлет-перетворення може допомогти у покращенні якості прогнозування, особливо при великій кількості даних.

Було проведено порівняння різних метрик для оцінки якості прогнозування, включаючи кореляцію, R-квадрат, MSE, RMSE та MAE. Результати показали, що нейронна мережа, навчена на великому наборі даних,

забезпечує вищу якість прогнозування, незалежно від вибору конкретного вейвлету в рамках одного сімейства.

Також було показано, що алгоритм ARIMA може бути використаний для прогнозування електроспоживання, хоча він може бути менш ефективним при великій кількості даних.

В цілому, цей розділ демонструє, як різні методи аналізу часових рядів та машинного навчання можуть бути використані для прогнозування електроспоживання, і підкреслює важливість вибору правильного методу в залежності від обсягу та характеру даних.

					ДП. ДЕ91.04.000 ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докum.	Підпис	Дата		62

ВИСНОВКИ

В ході виконання дипломної роботи було розроблено та впроваджено систему моніторингу та прогнозування електроспоживання, що базується на нейромережах, моделі ARIMA та вейвлет-аналізі.

Основний інструмент, що був розроблений в рамках цієї роботи, це пристрій, здатний здійснювати моніторинг в реальному часі параметрів електричного кола. Це включає в себе такі важливі параметри, як струм, напруга, активна та реактивна потужності, та фаза. Цей пристрій є важливим кроком у напрямку створення більш ефективних та інтелектуальних систем контролю енергоспоживання.

Вейвлет-аналіз є суттєвим інструментом, який надає можливість для розширеного часово-частотного аналізу даних, прослідковуючи локальні зміни у сигналах або часових рядах. Цей метод дозволяє отримувати детальну інформацію про структуру даних, яка може бути прихована при застосуванні інших видів аналізу.

Одним з ключових аспектів роботи було розробка та імплементація прогнозування електроспоживання. За допомогою нейромережі, моделі ARIMA та вейвлет-аналізу, було створено систему, яка може точно прогнозувати майбутнє споживання електроенергії. Це відкриває нові можливості для оптимізації споживання енергії та підвищення енергоефективності.

В ході дослідження було проведено аналіз різних типів вейвлетів, зокрема Добеші, Симлет та Койфлет вейвлетів. Було показано, що на графіках метрик можна простежити деяку періодичність у найкращих значеннях для окремих вейвлетів. Це свідчить про важливість вибору відповідного типу вейвлету для конкретного набору даних.

Метрики, що були використані для оцінки якості прогнозування, включають кореляцію, R-квадрат, MSE (середньоквадратичну помилку), RMSE (кореневу середньоквадратичну помилку), та MAE (середню абсолютну помилку). Всі ці показники виявилися ефективними у контексті даного

					ДП. ДЕ91.04.000 ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докum.	Підпис	Дата		63

дослідження, оскільки вони взаємно доповнюють один одного. Вони дозволяють отримати багатоаспектний аналіз результатів прогнозування. Наприклад, кореляція та R-квадрат показують ступінь лінійного зв'язку між реальними та прогнозованими значеннями. В той же час, MSE та RMSE зосереджуються на абсолютному рівні помилок, а MAE є мірою середнього розсіювання помилок.

Крім того, нейронна мережа виявляє здатність адаптуватися до нових даних, що дозволяє коригувати прогнози залежно від змін у часових рядах електроспоживання. Використання дискретних вейвлетів забезпечує універсальність алгоритму, дозволяючи його застосування до різних типів часових рядів даних, не обмежуючись лише електроспоживанням.

Всі ці результати відкривають нові можливості для оптимізації енергоспоживання та підвищення енергоефективності. Вони показують, що за допомогою сучасних технологій та методів можна значно покращити управління енергоспоживанням, що в свою чергу може привести до значних економій енергії та ресурсів.

В цілому, ця робота показала, що інтелектуальні системи моніторингу та прогнозування електроспоживання можуть відіграти важливу роль у створенні більш ефективних та сталого енергетичного майбутнього.

ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. A Review of Microgrid Energy Management Strategies from the Energy Trilemma Perspective [Електронний ресурс] / Trinadh Pamulapati [та ін.] // Energies. – 2023. – Режим доступу: <https://doi.org/10.3390/en16010289> (дата звернення: 10.06.2023). – Назва з екрана.

2. Mughees N. Energy management in microgrids [Електронний ресурс] / N. Mughees // Engineering News & Analysis - Latest News Articles | GlobalSpec. – Режим доступу: <https://insights.globalspec.com/article/17875/energy-management-in-microgrids> (дата звернення: 10.06.2023). – Назва з екрана.

3. A Comprehensive Review of Control Strategies and Optimization Methods for Individual and Community Microgrids [Електронний ресурс] / Navid Salehi [та ін.] // IEEE Access. – 2022. – Т. 10. – С. 15935–15955. – Режим доступу: <https://doi.org/10.1109/access.2022.3142810> (дата звернення: 10.06.2023). – Назва з екрана.

4. ArXiv [Електронний ресурс] // Choice Reviews Online. – 2007. – Т. 45, № 02. – С. 45–0602–45–0602. – Режим доступу: <https://doi.org/10.5860/choice.45-0602> (дата звернення: 10.06.2023). – Назва з екрана.

5. Electricity Consumption Forecasting System Using Deep Learning [Електронний ресурс] / R. Sujatha [та ін.] // IOP Conference Series: Materials Science and Engineering. – 2022. – Т. 1258, № 1. – С. 012061. – Режим доступу: <https://doi.org/10.1088/1757-899x/1258/1/012061> (дата звернення: 10.06.2023). – Назва з екрана.

6. Ocena zanieczyszczenia metalami ciężkimi wód powierzchniowych rzek Doi-Cho Dem-Ben Luc w Wietnamie [Електронний ресурс] / Van Vu Duc THIEU [та ін.] // Inżynieria Mineralna. – 2023. – Т. 1, № 2. – Режим доступу: <https://doi.org/10.29227/im-2022-02-10> (дата звернення: 10.06.2023). – Назва з екрана.

7. Schmidhuber J. Deep learning in neural networks: An overview [Електронний ресурс] / Jürgen Schmidhuber // Neural Networks. – 2015. – Т. 61. –

					<i>ДП. ДЕ91.04.000 ПЗ</i>	Док.
Змн.	Док.	№ докум.	Підпис	Дата		65

С. 85–117. – Режим доступу: <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2014.09.003> (дата звернення: 10.06.2023). – Назва з екрана.

8. Ночовний, О. О. Інформаційна система для прогнозування котирування акцій на основі нейромереж : дипломна робота ... бакалавра : 6.050101 Комп'ютерні науки / Ночовний Олексій Олександрович. – Київ, 2019. – 76 с.

9. Electricity load forecasting: a systematic review [Електронний ресурс] / Isaac Kofi Nti [та ін.] // Journal of Electrical Systems and Information Technology. – 2020. – Т. 7, № 1. – Режим доступу: <https://doi.org/10.1186/s43067-020-00021-8> (дата звернення: 10.06.2023). – Назва з екрана.

10. Meng Z. Forecasting Energy Consumption Based on SVR and Markov Model: A Case Study of China [Електронний ресурс] / Zhaosu Meng, Huike Sun, Xi Wang // Frontiers in Environmental Science. – 2022. – Т. 10. – Режим доступу: <https://doi.org/10.3389/fenvs.2022.883711> (дата звернення: 10.06.2023). – Назва з екрана.

11. Lindfield G. Analyzing Data Using Discrete Transforms [Електронний ресурс] / George Lindfield, John Penny // Numerical Methods. – [Б. м.], 2019. – С. 383–431. – Режим доступу: <https://doi.org/10.1016/b978-0-12-812256-3.00017-8> (дата звернення: 10.06.2023). – Назва з екрана.

12. Кіріченко Л. КЛАСИФІКАЦІЯ ЧАСОВИХ РЯДІВ ІЗ ВИКОРИСТАННЯМ РЕКУРЕНТНИХ ДІАГРАМ [Електронний ресурс] / Людмила Кіріченко, Євгенія Степаненко, Дмитро Яндуков // System technologies. – 2021. – Т. 5, № 136. – С. 81–87. – Режим доступу: <https://doi.org/10.34185/1562-9945-5-136-2021-08> (дата звернення: 10.06.2023). – Назва з екрана.

13. Cohen A. Biorthogonal bases of compactly supported wavelets [Електронний ресурс] / A. Cohen, Ingrid Daubechies, J. C. Feauveau // Communications on Pure and Applied Mathematics. – 1992. – Т. 45, № 5. – С. 485–560. – Режим доступу: <https://doi.org/10.1002/cpa.3160450502> (дата звернення: 10.06.2023). – Назва з екрана.

14. Cohen A. Ten Lectures on Wavelets, CBMS-NSF Regional Conference Series in Applied Mathematics, Vol. 61, I. Daubechies, SIAM, 1992, xix + 357 pp. [Електронний ресурс] / A. Cohen // Journal of Approximation Theory. – 1994. – Т. 78, № 3. – С. 460–461. – Режим доступу: <https://doi.org/10.1006/jath.1994.1093> (дата звернення: 10.06.2023). – Назва з екрана.

15. Daubechies, I. (2009). Orthonormal Bases of Compactly Supported Wavelets [Електронний ресурс] // Fundamental Papers in Wavelet Theory / Princeton University Press. - 2009. - С. 564-652. – DOI: 10.1515/9781400827268.564. – ISBN: 978-1-4008-2726-8. – Доступ до: <https://doi.org/10.1515/9781400827268.564>

16. Beylkin G. Fast wavelet transforms and numerical algorithms I [Електронний ресурс] / G. Beylkin, R. Coifman, V. Rokhlin // Communications on Pure and Applied Mathematics. – 1991. – Т. 44, № 2. – С. 141–183. – Режим доступу: <https://doi.org/10.1002/cpa.3160440202> (дата звернення: 10.06.2023). – Назва з екрана.

17. Bedi J. Deep learning framework to forecast electricity demand [Електронний ресурс] / Jatin Bedi, Durga Toshniwal // Applied Energy. – 2019. – Т. 238. – С. 1312–1326. – Режим доступу: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2019.01.113> (дата звернення: 10.06.2023). – Назва з екрана.

18. Smart Circuit Breaker Meter | Smart Power Meter | Matismart [Електронний ресурс] // Focus on Smart AIoT Electrics Solutions | Matismart. – Режим доступу: <https://www.matismart.com/product/smart-circuit-breaker-mt61gp.htm> (дата звернення: 10.06.2023). – Назва з екрана.

19. Попадченко С. А. Перспективи розвитку Micro Grid як складової частини Smart Grid / Попадченко С. А, Бабич К. Р.. // Вісник Харківського національного технічного університету сільського господарства імені Петра Василенка. – 2018. – №196. – С. 27–29.

					ДП. ДЕ91.04.000 ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		67

20. Мороз О. М. Використання технологій Smart Grid для підвищення ефективності електропостачання споживачів / О. М. Мороз, М. М. Черемісін, О. А. Савченко, С. А. Попадченко, С. В. Дюбко // Енергетика: економіка, технології, екологія. - 2017. - № 3. - С. 82-86. - Режим доступу: http://nbuv.gov.ua/UJRN/eete_2017_3_11.

21. Клепач Л. Є. Керування електроспоживанням за вартісним критерієм в MicroGrid [Електронний ресурс]: доктора філософії / Клепач Любов Євгеніївна. – Київ, 2020. – 179 с. – Режим доступу: https://ela.kpi.ua/bitstream/123456789/39660/1/Klepach_dys.pdf (дата звернення: 10.06.2023). – Назва з екрана.

22. A review of machine learning in building load prediction [Електронний ресурс] / Liang Zhang [та ін.] // Applied Energy. – 2021. – Т. 285. – С. 116452. – Режим доступу: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2021.116452> (дата звернення: 10.06.2023). – Назва з екрана.

23. Microgrid Energy Management and Methods for Managing Forecast Uncertainties [Електронний ресурс] / Shanmugarajah Vinothine [та ін.] // Energies. – 2022. – Т. 15, № 22. – С. 8525. – Режим доступу: <https://doi.org/10.3390/en15228525> (дата звернення: 10.06.2023). – Назва з екрана.

24. Mid-to-long term electricity demand forecasting using machine learning (1/2) [Електронний ресурс] // medium. – Режим доступу: <https://heka-ai.medium.com/mid-to-long-term-electricity-demand-forecasting-using-machine-learning-45337607a7f7> (дата звернення: 06.06.2023). – Назва з екрана.

25. Multi-region electricity demand prediction with ensemble deep neural networks [Електронний ресурс] / Muhammad Irfan [та ін.] // PLOS ONE. – 2023. – Т. 18, № 5. – С. e0285456. – Режим доступу: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0285456> (дата звернення: 10.06.2023). – Назва з екрана.

					ДП. ДЕ91.04.000 ПЗ	Дрк
Змн.	Дрк.	№ докum.	Підпис	Дата		68

26. Grid Systems [Електронний ресурс] // Energy.gov. – Режим доступу: <https://www.energy.gov/oe/grid-systems> (дата звернення: 10.06.2023). – Назва з екрана.

27. Ton D. T. The U.S. Department of Energy's Microgrid Initiative [Електронний ресурс] / Dan T. Ton, Merrill A. Smith // The Electricity Journal. – 2012. – Т. 25, № 8. – С. 84–94. – Режим доступу: <https://doi.org/10.1016/j.tej.2012.09.013> (дата звернення: 10.06.2023). – Назва з екрана.

28. Microgrids – What Are They and How Do They Work? – N-Sci Technologies [Електронний ресурс] // N-Sci Technologies – Energy industry-focused engineering. – Режим доступу: <https://nsci.ca/2019/11/08/microgrids-what-are-they-and-how-do-they-work/> (дата звернення: 10.06.2023). – Назва з екрана.

29. StackPath [Електронний ресурс] // StackPath. – Режим доступу: <https://www.microgridknowledge.com/about-microgrids/article/11429017/what-is-a-microgrid> (дата звернення: 10.06.2023). – Назва з екрана.

30. Петергеря, Ю.С. Інтелектуальні системи забезпечення енергозбереження житлових будинків [Електронний ресурс] : навчальний посібник / Ю. С. Петергеря, В. Я. Жуйков, Т. О. Терещенко ; НТУУ «КПІ ім. Ігоря Сікорського». – Київ : Медіа-ПРЕС, 2008. – 256 с.

31. A Review of Control Strategies In DC Microgrid [Електронний ресурс] / Liyue Zhang [та ін.] // Journal of Physics: Conference Series. – 2018. – Т. 1087. – С. 042035. – Режим доступу: <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1087/4/042035> (дата звернення: 10.06.2023). – Назва з екрана.

32. A Review of the Optimization and Control Techniques in the Presence of Uncertainties for the Energy Management of Microgrids [Електронний ресурс] / Ana Cabrera-Tobar [та ін.] // Energies. – 2022. – Т. 15, № 23. – С. 9114. – Режим доступу: <https://doi.org/10.3390/en15239114> (дата звернення: 10.06.2023). – Назва з екрана.

					ДП. ДЕ91.04.000 ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		69

33. Role of optimization techniques in microgrid energy management systems– A review [Електронний ресурс] / Gokul Sidarth Thirunavukkarasu [та ін.] // Energy Strategy Reviews. – 2022. – Т. 43. – С. 100899. – Режим доступу: <https://doi.org/10.1016/j.esr.2022.100899> (дата звернення: 10.06.2023). – Назва з екрана.

34. Suchetha C. Optimization Techniques for Operation and Control of Microgrids Review [Електронний ресурс] / C. Suchetha, J. Ramprabhakar // Journal of Green Engineering. – 2018. – Т. 8, № 4. – С. 621–644. – Режим доступу: <https://doi.org/10.13052/jge1904-4720.847> (дата звернення: 10.06.2023). – Назва з екрана.

					ДП. ДЕ91.04.000 ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		70

S U M M A R Y

System for forecasting the consumed electricity

The diploma project of first educational level "Bachelor" by specialty 171 Electronics, specialization Rieznik Oleksandr. National Technical University of Ukraine «Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute». Faculty of Electronics, Department of Electronic Devices and Systems. Academic group ДЕ-91. - Kyiv: Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute, 2023. - 75 p., Ill. 32, tables 0.

Keywords: Electricity consumption, forecasting, feed-forward neural networks, ARIMA model, wavelet analysis, energy efficiency.

Summary of the project:

This paper is devoted to the study of an electricity consumption forecasting system. We are creating a hardware and software system that allows us to measure, accumulate, and analyze as much data as possible about the parameters of an electric circuit in real time. The paper consists of four main parts. The first part includes a review of the available literature on the topic, which considers the possibility of real-time monitoring of electrical circuit parameters: current, voltage, active and reactive power. The second part is devoted to the development and calculation of the system. Here, we discuss in detail the implementation of power consumption forecasting using a neural network and the ARIMA model. The third part is devoted to software development. We work in a user-friendly graphical interface. We analyze various metrics, such as root mean square error, root mean square error, mean absolute error, correlation, and R-squared for different types of wavelets, including Dobeshi, Symlet, and Coiflet wavelets, on large amounts of data. The fourth part, respectively, was devoted to the verification and testing of the developed system. We analyze the results in detail and draw conclusions about the efficiency and accuracy of our system.

The first section discusses the concept of a MicroGrid, which is a self-sufficient energy system serving a discrete geographic area. The main features of MicroGrid include controllability, interconnected loads and distributed energy resources, renewable energy sources, and backup power.

Also discussed is the Matismart software platform, which is an innovative cloud-based platform designed to monitor, optimize, and control the electrical system. It provides access to monitoring and comparing different facilities simultaneously. The platform's functions include monitoring electrical parameters, tracking device location, information management, electrical fault analysis, and energy management.

In the second section, various types of wavelets were covered, including the Haar wavelet, Dobeshi wavelet, Symlet wavelets, and Coiflet wavelets. Each of them has its own differences and applications, while using scaling functions to optimally scale the analyzed signal.

The second section also focuses on the key applications of wavelet analysis, which include detecting changes in time series, detecting periodicity and cyclicity, and reducing the impact of noise.

The chapter concludes with an overview of the ARIMA model, which is useful for forecasting small time series, as the calculation itself takes a large amount of time, but it is worth considering its limitations and certain assumptions that are not always suitable for real-world situations.

Prediction methods such as neural networks and ARIMA have their own unique advantages and limitations. Neural networks are powerful tools for detecting non-linear patterns in large data sets, but they are often difficult to set up and interpret, and there is a risk of overtraining. ARIMA, on the other hand, is a standard method for modeling time series with linear trends and seasonality, but it may not be effective for non-linear trends or large datasets.

It is important to keep in mind that both methods can be optimized to minimize forecasting errors depending on the specifics of the data and the task.

Also important is the role of detailed study and practical experience for the effective application of both methods.

Wavelet analysis adds another important advantage to the arsenal of forecasting tools. This method allows you to focus on the important aspects of the data while discarding less important details, and it effectively distinguishes noise from signal. Using wavelet analysis can simplify datasets before applying forecasting models and improve their accuracy and efficiency.

In the third section, a detailed analysis of the Python program is made, using various author's libraries, because additional libraries provide an opportunity to get a faster solution for a clearly defined task. Particular attention is paid to a user-friendly graphical interface, which allows you to analyze data very efficiently and, most importantly, quickly.

The FNN neural network has been developed, it is the easiest to implement and understand, it is several times faster than ARIMA in predicting the time series. Additionally, we developed the ability to save the trained neural network model. That is, it was possible to train the neural network and save the training result, and then use the trained neural network for other time series where it showed good accuracy, and the forecasting speed increased even more.

An FNN neural network was successfully created, which is distinguished by its ease of implementation and convenience. Compared to ARIMA, the neural network is several times faster at predicting time series. In addition, the function of saving the training state of the neural network model was developed. This means that it is possible to train a neural network, save the results of this training, and then use this trained network to predict other time series. The use of a trained model shows high forecasting accuracy and allows you to further increase the speed of this process.

In this section, we have discussed several key metrics, such as correlation, R-squared, root mean square error, root mean square error, and mean absolute error. Each of these metrics has its own advantages and disadvantages, and the choice of the appropriate metric will depend on the specific task and data.

The discussed metrics and visualization methods allow you to identify the optimal parameter values for training a neural network, which allows you to improve the model's performance. However, it is important to remember that it is not only important to find the model with the lowest error values, but also to ensure that the model is appropriate for the input data and the forecasting task.

Based on the analysis of the above metrics, the optimal parameters for the neural network were set, including the size of the window of values and the number of training epochs. The optimal values were determined based on the best metrics, with correlation and R-squared equal to one, and other metrics tending to zero. These metrics help us to set the smallest possible values for efficient training of the neural network, which in turn leads to optimization of its performance.

The last section analyzed the results of training and prediction of the neural network based on the defined metrics, which allowed to ensure the objectivity of the results. The study showed the importance of a sufficient amount of input data for the time series, in particular, the optimal amount was determined as 2048 values. The use of wavelet analysis proved to be critical to obtaining the desired metric values.

Additionally, the impact of using different wavelets (Dobeshi, Symlet, Coiflet) on the quality of neural network forecasting was studied. The results showed that the maximum values of the metrics were observed at a certain periodicity.

Further, it was shown that when the volume of the numerical series was increased to 69168 values, the quality of forecasting improved due to the larger amount of data for training the neural network. In this context, the choice of a particular wavelet within the same family does not significantly affect the result.

At the end of the section, a comparative characterization between the ARIMA model and the neural network was presented. Despite the fact that the ARIMA model requires significantly more computing time, its use can be useful in certain circumstances.

Thus, the results of this chapter have shown that choosing appropriate analysis methods and parameter settings can significantly improve the performance of neural networks in forecasting tasks.