

Міністерство освіти і науки України  
Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя  
(повне найменування вищого навчального закладу)  
Факультет комп'ютерно-інформаційних систем і програмної інженерії  
(назва факультету)  
Кафедра комп'ютерних систем та мереж  
(повна назва кафедри)

# КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

на здобуття освітнього ступеня

**магістр**

(освітній ступінь)

на тему: **Методи і засоби автоматизованого збору та прогнозування  
середньострокового енергоспоживання на рівні області**

Виконав: студент (ка) 6 курсу, групи СІМ-61  
спеціальності 123 «Комп'ютерна інженерія»  
(шифр і назва спеціальності)

	<hr/>	<b>Волощук А.В.</b> (прізвище та ініціали)
Керівник	<hr/>	<b>Луцків А.М.</b> (прізвище та ініціали)
Нормоконтроль	<hr/>	<b>Луцик Н.С.</b> (прізвище та ініціали)
Завідувач кафедри	<hr/>	<b>Осухівська Г.М.</b> (прізвище та ініціали)
Рецензент	<hr/>	<b>Петрик М.Р.</b> (прізвище та ініціали)

Тернопіль  
2021

Міністерство освіти і науки України  
Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя

(повне найменування вищого навчального закладу)

Факультет комп'ютерно-інформаційних систем і програмної інженерії

Кафедра комп'ютерних систем та мереж

**ЗАТВЕРДЖУЮ**

Завідувач кафедри Осухівська Г.М.

«\_\_\_\_\_» \_\_\_\_\_ 2021 р.

**ЗАВДАННЯ**  
**НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ**

на здобуття освітнього ступеня магістр  
(назва освітнього ступеня)

за спеціальністю 123 «Комп'ютерна інженерія»  
(шифр і назва спеціальності)

студенту Волощук Андрію Володимировичу  
(прізвище, ім'я, по-батькові)

1. Тема проекту (роботи) Методи і засоби автоматизованого збору та прогнозування середньострокового енергоспоживання на рівні області

Керівник проекту (роботи) Луцків Андрій Мирославович, к.т.н., доц.  
(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

Затверджені наказом ректора від «28» жовтня 2021 року № 4/7-916

2. Термін подання студентом завершеної роботи \_\_\_\_\_

3. Вихідні дані до роботи Характеристики пристроїв для збору даних електроспоживання моделі прогнозування споживання енергоспоживання, мова програмування Python

4. Зміст роботи (перелік питань, які потрібно розробити)

Вступ. 1. Аналіз сучасних систем збору та прогнозування енергоспоживання.

2. Математичне та апаратне забезпечення системи обліку та прогнозування споживання електричної енергії 3. Апробація системи обліку електричної енергії та програмна імплементація моделей прогнозування електроспоживання 4. Охорона праці та безпека в надзвичайних ситуаціях. Висновки

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

1. Актуальність і мета дослідження. 2. Задачі дослідження, об'єкт і предмет, наукова новизна і практична цінність дослідження. 3. Аналіз енергоспоживання в Україні. 4. Архітектура та схема реалізації розумного лічильника електроенергії. 5. Візуалізація вихідних даних для прогнозування енергоспоживання на рівні області. 6. Результати прогнозування з використанням моделей експоненційного згладжування та моделей Холта-Вінтерса. 7. Результати прогнозування з використанням моделей нейронних мереж. 8. Висновки

## 6. Консультанти розділів роботи

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
<i>Охорона праці та безпека в надзвичайних ситуаціях</i>	<i>Осухівська Г.М.</i>		
	<i>Стадник І.Я.</i>		

7. Дата видачі завдання \_\_\_\_\_

## КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів роботи	Термін виконання етапів проекту (роботи)	Примітка
1.	<i>Аналіз сучасних систем збору та прогнозування енергоспоживання</i>	<i>28.10.2021-</i>	<i>виконано</i>
		<i>13.11.2021</i>	
2.	<i>Математичне та апаратне забезпечення системи обліку та прогнозування споживання електричної енергії</i>	<i>13.11.2021 –</i>	<i>виконано</i>
		<i>20.11.2021</i>	
3.	<i>Апробація системи обліку електричної енергії та програмна імплементація моделей прогнозування електроспоживання</i>	<i>21.11.2021 –</i>	<i>виконано</i>
		<i>28.11.2021</i>	
4.	<i>Охорона праці та безпека в надзвичайних ситуаціях</i>	<i>28.11.2021 –</i> <i>02.12.2021</i>	<i>виконано</i>
5.	<i>Оформлення пояснювальної записки</i>	<i>03.12.2021-</i> <i>06.12.2021</i>	<i>виконано</i>
6.	<i>Оформлення графічного матеріалу</i>	<i>07.12.2021-</i> <i>11.12.2021</i>	<i>виконано</i>
7.	<i>Попередній захист кваліфікаційної роботи магістра</i>	<i>15.12.2021</i>	<i>виконано</i>
8.	<i>Захист кваліфікаційної роботи магістра</i>		

Студент

\_\_\_\_\_  
(підпис)*Волощук А.В.*\_\_\_\_\_  
(прізвище та ініціали)

Керівник проекту (роботи)

\_\_\_\_\_  
(підпис)*Луцків А.М.*\_\_\_\_\_  
(прізвище та ініціали)

## АНОТАЦІЯ

Методи і засоби автоматизованого збору та прогнозування середньострокового енергоспоживання на рівні області // Кваліфікаційна робота // Волощук Андрій Володимирович // Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, факультет комп'ютерно-інформаційних систем та програмної інженерії, група СІМ-61 // Тернопіль, 2021 // с. – 98, рис. – 47, табл. – 5, аркушів А1 – 8, додат. – 1, бібліогр. – 28.

Ключові слова: метод, засіб, автоматизація, збір, прогнозування, енергоспоживання.

У кваліфікаційній роботі магістра досліджено методи і засоби автоматизованого збору та прогнозування середньострокового енергоспоживання на рівні області.

Проведено аналіз сучасних тенденцій проектування комп'ютерних систем у сфері управління енергетичними ресурсами і встановлено, що доцільними та ефективними технологіями їхнього проектування є використання IoT пристроїв, як кінцевих пристроїв та пристроїв керування у відповідних мережах комунікації.

Обґрунтовано та спроектовано архітектуру інтелектуального лічильника електроспоживання, що дало можливість забезпечити оптимізацію та прогнозування енергоспоживання та раціональної експлуатації підключених пристроїв.

Досліджено моделі прогнозування енергоспоживання на основі авторегресії, експоненційного згладжування та нейронних мереж, а також виконано їхню програмну реалізацію за допомогою мови програмування Python, що дало можливість одержати точні результати прогнозу з похибкою на рівні 3%-4%.

## ABSTRACT

Methods and means of automated collecting and forecasting of medium-term energy consumption at the region level / Voloshchuk Andrii Volodymyrovych/ Ternopil Ivan Pul'uj National Technical University, Faculty of Computer Information Systems and software engineering, group CIm -61 // Ternopil, 2021// p. - 98, fig. – 47, table. – 5, Sheets A1 – 8, Add – 1, Ref. – 28.

Keywords: method, tool, automation, forecasting, energy consumption.

In the master's thesis the methods and means of automated collection and forecasting of medium-term energy consumption at the regional level are investigated.

An analysis of current trends in the design of computer systems in the field of energy management and found that appropriate and effective technologies for their design is the use of IoT devices as end devices and control devices in the relevant communication networks.

The architecture of the intelligent electricity consumption meter was substantiated and designed, which made it possible to provide optimization and forecasting of energy consumption and rational operation of connected devices.

Models of energy consumption forecasting based on autoregression, exponential smoothing and neural networks were studied, and their software was implemented using the Python programming language, which made it possible to obtain accurate forecast results with an error of 3% -4%.

## ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК ОСНОВНИХ УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ І СКОРОЧЕНЬ .	8
ВСТУП .....	9
РОЗДІЛ 1 АНАЛІЗ СУЧАСНИХ СИСТЕМ ЗБОРУ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ ЕНЕРГОСПОЖИВАННЯ.....	13
1.1. Аналіз особливостей споживачів електричної енергії .....	13
1.2. Аналіз виробництва і споживання електроенергії в Україні.....	17
1.3. Аналіз сучасних трендів при проектуванні комп'ютерних систем управління енергетичними ресурсами .....	20
1.4. Аналіз підходів до прогнозування енергоспоживання .....	22
РОЗДІЛ 2 МАТЕМАТИЧНЕ ТА АПАРАТНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ СИСТЕМИ ОБЛІКУ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ СПОЖИВАННЯ ЕЛЕКТРИЧНОЇ ЕНЕРГІЇ.....	31
2.1. Проектування інтелектуальної системи обліку електричної енергії.....	31
2.2. Обґрунтування моделей прогнозування середньострокового енергоспоживання на рівні області .....	41
2.2.1. Моделі авторегресії.....	41
2.2.2. Підхід експоненційного згладжування при прогнозуванні споживання електроенергії .....	49
2.2.3. Методи машинного навчання .....	52
РОЗДІЛ 3 АПРОБАЦІЯ СИСТЕМИ ОБЛІКУ ЕЛЕКТРИЧНОЇ ЕНЕРГІЇ ТА ПРОГРАМНА ІМПЛЕМЕНТАЦІЯ МОДЕЛЕЙ ПРОГНОЗУВАННЯ ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯ .....	56
3.1. Архітектура і результати обліку електричної енергії у системі середньострокового прогнозування споживання електроенергії .....	56
3.2. Аналіз даних для прогнозування споживання електроенергії .....	61
3.3. Дослідження та аналіз характеристик часового ряду енергоспоживання на рівні області .....	64
3.4. Побудова моделей прогнозування енергоспоживання на рівні області та порівняння результатів моделювання .....	70

3.4.1. Моделі на основі експоненційного згладжування.....	71
3.4.2. Моделі на основі нейронних мереж .....	77
РОЗДІЛ 4 ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА В НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ .....	81
4.1. Охорона праці.....	81
4.2. Вплив стихійних лих, аварій (катастроф) та їх наслідки.....	83
ВИСНОВКИ .....	88
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	90
Додаток А Тези конференцій .....	93

ПЕРЕЛІК ОСНОВНИХ УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ,  
СИМВОЛІВ І СКОРОЧЕНЬ

КС	Комп'ютерні Системи
ПЗ	Програмне Забезпечення
БШП	Багатошаровий Перцептрон
НМ	Нейронна Мережа
ЗНМ	Згорткова Нейронна Мережа
MLP	Multi Layer Perceptron
CNN	Convolution Neural Network



## ВСТУП

**Актуальність теми.** Сучасний розвиток сфери виробництва товарів і послуг, інформаційних технологій, методів і засобів опрацювання великої кількості даних, а також ріст демографії призводить до значного підвищення споживання енергоносіїв. Кількість обладнання, яке функціонує на електричній енергії щороку збільшується практично у геометричній прогресії і вимагає розв'язання проблем, пов'язаних з енергетичною безпекою, охороною навколишнього середовища та забезпеченням комфорту кінцевих споживачів.

На сьогодні існує потреба у відстеженні щоденного використання електроенергії кінцевими споживачами для кращого розуміння стандартів споживання (денних, місячних, річних), досягнення фінансової та енергетичної ефективності.

З іншого боку, енергогенеруючі компанії повинні проводити адекватний моніторинг щодо виробництва і постачання електроенергії, що дозволить приймати ефективні управлінські рішення, зменшити негативний вплив на навколишнє середовище і забезпечити безперебійне постачання енергоносіїв споживачам послуг.

Враховуючи наведені вище аргументи, актуальною задачею у сфері енергетики та комп'ютерної інженерії є проектування і впровадження розумних електричних мереж, до складу яких входили б розумні апаратно-програмні засоби обліку електричної енергії та програмна інтелектуальна система прогнозування енергоспоживання. Такий комплекс, доцільно об'єднувати в єдину інформаційну мережу, що давало б можливість як надавачам послуг, так і споживачам ефективно контролювати та керувати енергоспоживанням та енергонавантаженням.

У провідних країнах світу з метою удосконалення технології smart мереж при постачанні енергії використовують розумний лічильник. Такі засоби обліку електрики представляють собою не простий вимірювальний пристрій, але й такий, що інтегрує у собі додаткові функції, зокрема, чи управління IoT обладнанням, контроль двонаправленого зв'язку, інтеграція з різними мережами та інші.

Розробці методів, засобів і технологій збору та прогнозування показників енергоспоживання/енергонавантаження присвячено багато наукових й інженерних праць. Зокрема, серед українських та закордонних вчених варто відмітити праці Стогнія Б.С., Шидловського А.К., Приймака М.В., Євтуха П.С., Danielly B. Avancini, Ricardo A. L. Rabêlo, Sergey Kozlov, Petar Solic, Gao J, Xiao Y, які стосуються автоматизації процесів електроенергетики і вирішують багато фундаментальних задач у цій сфері.

Однак з появою IoT рішень, хмарних сховищ і сервісів, а також враховуючи темпи розвитку методів штучного інтелекту, актуальними є задачі їхнього застосування при побудові систем управління енергоспоживанням.

**Мета кваліфікаційної роботи** полягає в аналізі та вдосконаленні методів і засобів збору та прогнозування показників енергоспоживання на рівні області для оптимізації процесів електроенергетики та підвищення ефективності використання електроенергії кінцевими споживачами.

Для досягнення мети кваліфікаційної роботи були поставлені і розв'язані наступні **задачі**:

- аналіз сучасних трендів та систем управління енергонавантаженням та енергоспоживанням;
- побудова та обґрунтування архітектури комп'ютерної системи збору параметрів споживання електроенергії на рівні області;
- обґрунтування IoT рішень для реалізації розумного лічильника електричної енергії;
- обґрунтування методів штучного інтелекту для прогнозування середньострокового споживання електричної енергії на рівні області;
- реалізація програмної моделі прогнозування рівня споживання електроенергії на рівні області.

**Об'єктом дослідження** є процеси збору та прогнозування споживання електричної енергії.

**Предметом дослідження** є моделі, методи і засоби проектування системи збору і прогнозування рівня споживання електричної енергії на рівні області.

**Методи дослідження:** Для того, щоб розв'язати поставлені задачі застосовано такі методи: аналіз та порівняння – при аналітичному огляді методів і засобів управління електроспоживанням та їх прогнозуванням; проектування та моделювання – при проектуванні «розумного лічильника» електроенергії; програмування – при розробці моделі прогнозування електроспоживання; експеримент і тестування – при апробації запропонованого методу і засобу.

**Наукова новизна отриманих результатів.** Наукова новизна полягає у вирішенні науково-практичної задачі автоматизації процесу збору та прогнозування енергоспоживання на рівні області, при цьому одержано наступні результати:

– уперше обгрунтовано та спроектовано архітектуру інтелектуального лічильника електроспоживання до складу якого входять мікроконтролер для моніторингу трифазного споживання електроенергії, 24-розрядні аналогово-цифрові перетворювачі для моніторингу поточних сигналів та 10-розрядні аналого-цифрові перетворювачі для моніторингу показників напруги, що дало можливість забезпечити оптимізацію та прогнозування енергоспоживання та раціональної експлуатації підключених пристроїв.

– набули подальшого розвитку моделі, які базуються на експоненційному згладжуванні та на основі нейромережевого підходу, що дало можливість забезпечити високу точність прогнозування показників середньострокового електроспоживання на рівні області з похибкою MAPE на рівні від 3% до 4%.

**Практичне значення одержаних результатів.** Створено та програмно реалізовано комп'ютерну систему збору статистичних даних, а також моделі прогнозування середньострокового електроспоживання на рівні області за допомогою моделей експоненційного згладжування та нейронних мереж, що дало змогу приймати ефективні рішення в системі енергоменеджменту.

**Публікації.** Результати кваліфікаційної роботи апробовані на X міжнародній науково - технічній конференції молодих учених і студентів «Актуальні задачі сучасних технологій» (24-25 листопада 2021 р.) Тернопільського національного технічного університету імені Івана Пулюя та на IX науково-технічній конференції Тернопільського національного технічного університету імені Івана Пулюя «Інформаційні моделі, системи та технології» (8-9 грудня 2021 року) як тези конференцій.

1. Луцків А.М., Волощук А.В., Мельник Ю.Р. Принципи організації розумних електричних мереж. Матеріали X міжнародної науково - технічної конференції молодих учених і студентів «Актуальні задачі сучасних технологій» (24-25 листопада 2021 р.) Тернопільського національного технічного університету імені Івана Пулюя. Тернопіль: ТНТУ. 2021. С. 104.

2. Яцишин В.В., Мельник Ю.Р., Волощук А.В. Компоненти комп'ютерної системи прогнозування поведінки руху автомобіля. Матеріали IX науково-технічної конференції Тернопільського національного технічного університету імені Івана Пулюя «Інформаційні моделі, системи та технології» (8-9 грудня 2021 року). Тернопіль: ТНТУ. 2021. С. 137.

**Структура роботи.** До складу кваліфікаційної роботи магістра входить розрахунково-пояснювальна записка та графічний матеріал. Розрахунково-пояснювальна записка містить вступ, 4 розділи, загальні висновки, список використаної літератури і додатки. Обсяг роботи: розрахунково-пояснювальна записка – 98 арк. формату А4, графічна частина – 8 аркушів формату А1.

## РОЗДІЛ 1

### АНАЛІЗ СУЧАСНИХ СИСТЕМ ЗБОРУ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ ЕНЕРГОСПОЖИВАННЯ

#### 1.1. Аналіз особливостей споживачів електричної енергії

Споживання енергоносіїв для побутових потреб на рівні світової економіки становить доволі значну частку. Для прикладу, у звіті [1], показано, що протягом 2010 року у США приватним сектором спожито близько 38,7% від електроенергії, яка вироблена на цій території. Тому задачі оптимізації та прогнозування споживання енергоносіїв у даній сфері є доволі актуальними, що підтверджується великою кількістю наукових і прикладних досліджень [2-4].

Серед сукупності споживачів електроенергії, оптимізацію та прогнозування яких потрібно забезпечити, необхідно виділити пристрої побутового застосування. Характерною особливістю оптимізації енергоспоживання на побутовому рівні є те, що при цьому відсутні або слабоформалізовані показники енергоспоживання, а відповідно і моделі прогнозування. На таку ситуацію впливають ряд факторів, основними з яких є:

- необхідність побудови процесу прогнозування енергоспоживання деякого конкретного домогосподарства з визначенням впливу точності одержаних результатів щодо функціонування приладів, і, як наслідок, визначення фінансових переваг від проведеної оптимізації;

- залежність точності показників прогнозування електроспоживання від заданого набору статистичної вибірки щодо режимів функціонування та використання електричних пристроїв. В якості джерел статистичних даних можуть виступати як результати опублікованих досліджень за середньостатистичними побутовими споживачами, так і показники проведеного енергоаудиту у деякому домогосподарстві з оптимізованими режимами енергоспоживання. Практичне застосування такої статистичної інформації є доволі складним процесом, а іноді й взагалі неможливим, оскільки при формуванні таких наборів використовуються

методики усереднення з десятків або сотень домогосподарств, які характеризуються неоднорідністю використання електроприладів, режимами і часом їхнього активного застосування. Окрім цього, зазвичай відсутні дані, щодо частоти і відповідно статистики експлуатації пристроїв для типового споживача електроенергії;

– невизначеність часового інтервалу щодо активного використання побутових електроприладів, а також режимів їхньої роботи в залежності від пори року, доби чи інших ситуацій. Науковці по-різному формують статистичну вибірку щодо використання електроприладів у домогосподарствах, при цьому не існує якогось стандартизованого підходу до опису характеристик та факторів, які впливають на електроспоживання.

Для прикладу, у [6], запропоновано виконати розбиття усіх приладів на 4 основних категорії, а задачі прогнозування та оптимізації енергоспоживання проводяться з врахуванням у побутового споживача хоча б одного альтернативного джерела живлення; у [7] розроблено та запропоновано алгоритми щодо оптимізації електроспоживання за диференційованої у часу ціни за кВт енергії в умовах наближених до реального часу.

При побудові моделей прогнозування та оптимізації, зазвичай, в якості цільового показника задається сукупна вартість електроенергії, що споживається усіма наявними пристроями. Окрім цього, модель повинна враховувати той факт, що тариф на електроенергію може коливатись протягом 24 годин, а це впливає на зміну грошових витрат споживача і залежить від часу активного використання електрообладнання.

Варто відмітити, що модель прогнозування та оптимізації споживання електроенергії для не значної групи побутових споживачів протягом доби повинна враховувати близько 100 факторів і обмежень. Це зумовлює необхідність врахування особливостей обчислювальної складності алгоритмів при створенні засобу автоматизації. Тому науковці намагаються звести дану оптимізаційну задачу до задачі лінійного програмування з такою кількістю обмежень, яка не буде надто обчислювально складною. Як показують результати ряду досліджень,

зокрема [9], найбільш ефективним та зручним методом розв'язання таких задач є метод внутрішньої точки [10].

Перед тим, як розглянути структуру самих алгоритмів, необхідно з множини видів електрообладнання побутового призначення виділити ті, до яких можна застосувати відповідні алгоритми. Після цього необхідно формалізувати обмеження щодо їх використання. Класифікацію побутового електрообладнання умовно можна поділити на кілька класів:

1. Електричні пристрої до яких неможливо застосувати оптимізацію – до такої сукупності відносяться прилади, що задовольняють однією або кількома властивостями:

- користувач на свою потребу виконує вмикання і вимикання пристрою;
- відсутній математичний апарат, що формалізує обмеження та умови щодо функціонування пристрою;
- режими експлуатації електрообладнання є строго визначеними і не можуть бути зміненими в процесі оптимізації.

До множини електричного обладнання для яких неможливо застосувати оптимізацію належать електрична плита, мікрохвильова піч, блоки живлення зовнішніх пристроїв, пилозбирач, дріль та ін.

2. Електричні пристрої під термостатичним управлінням.

Побутові пристрої даного класу призначенні для забезпечення деякого рівня температурного режиму у визначеному робочому середовищі. Екземплярами та представниками таких приладів є теплові котли, водонагрівачі, кондиціонери і теплові насоси [11]. Характерною особливістю цих пристроїв є те, що діапазон часу їхнього включення і виключення зумовлений температурним режимом робочого середовища приладу і температурою навколишнього середовища.

3. Електричні пристрої, які функціонують за певним циклом.

Характерною особливістю пристроїв даного класу є послідовне виконання операцій, які повторюються протягом визначеного періоду часу, а кількість спожитої електроенергії для кожного функціонального циклу та періоду часу є

заздалегідь відомими. Група таких прикладів включає пристрої для сушіння, посудомийні машини, зарядні пристрої та ін.

Окремо можна виділити дві ознаки приналежності до визначеного класу приладів, які доволі сильно впливають на алгоритм практичної оптимізації споживання електроенергії:

1. Здатність до переривання і продовження циклу експлуатації
2. Здатність забезпечувати виконання одних і тих же функцій у різні часові інтервали з різним споживанням електроенергії, для прикладу, за більш короткий час та за вищої потужності.

За наведеними вище ознаками, електричні пристрої, які відносяться до одного типу, можуть належати до різних класів. Це пов'язано з тим, який режим їхнього застосування було обрано.

Для забезпечення оптимізації споживання електроенергії побутовий споживач повинен реалізувати схему відповідної взаємодії:

1. Формування бази даних електропристроїв з описом їх паспортних характеристик і вимог до функціонування, а також інтервалів часу протягом якого виконується оптимізація, тарифи погодинного використання електроенергії, гранична допустима потужність.

2. Виконання процедур оптимізації і як результат надання споживачу планів функціонування пристроїв з максимальною дозволеною потужністю для електроприладів, які не входять в базу даних пристроїв, визначених на кроці 1.

Зрозуміло, що передбачити усі випадки та графіки включення електропристроїв за яких би дотримувалися усі обмеження доволі складно, а іноді й взагалі неможливо. Тому при виникненні таких ситуацій доцільно вимикати один або декілька пристроїв. Пріоритет використання електроприладів формується споживачем на основі спеціально розробленої таблиці.



## 1.2. Аналіз виробництва і споживання електроенергії в Україні

Для аналізу поточного стану виробництва і споживання електроенергії в Україні, скористаємось інформацією, яка наведено у [6]. На рис. 1.1 представлено показники виробництва і споживання електроенергії протягом однієї доби. Для даного графіка характерним є наявність двох локальних максимумів споживання – близько 12 год. опівдня та 18 год. ввечері. Значний спад споживання електроенергії спостерігається в інтервалі часу з 1 год до 5 год ранку.

Складовими виробництва електроенергії, згідно [7], в Україні є:

- АЕС – атомні електростанції;
- ТЕЦ -теплоцентралі;
- ВДЕ – відновлювані джерела енергії;
- ТЕС ГК – енерго генеруючі компанії теплових електростанцій;
- ТЕС та ГАЕС – гідроакumuлюючі та гідроелектростанції;

Червоним та фіолетовим кольорами на рис. 1.1 показано:

- споживання електроенергії;
- споживання та ГАЕС закачка.

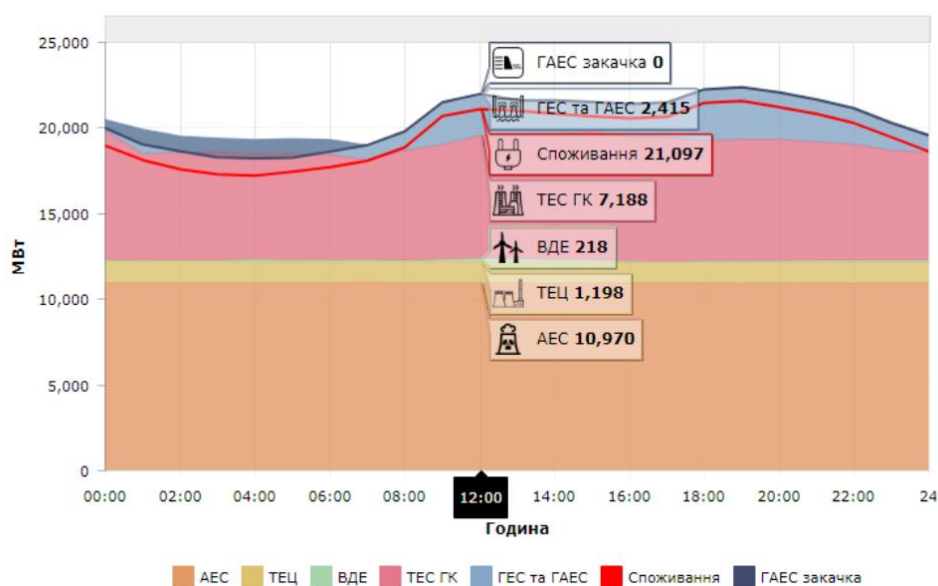


Рис. 1.1. Добовий графік енергоспоживання та виробництва електроенергії в Україні за 24 лютого 2021 року

З графіка, який показаний на рис. 1.1 видно, що постійний стабільний рівень виробництва електроенергії протягом доби в Україні забезпечують атомні і теплові електростанції. Гідроакumuлюючі та гідроелектростанції здатні покривати локальні максимуми споживання електроенергії, при цьому формуючи і дотримуючись постійного запасу потужності у випадку коливання рівня електроенергії.

У нічну пору доби з метою компенсації надлишкового виробництва енергії запускається процес її закачування на ГАЕС, що в подальшому буде використано для пікових навантажень в електромережі.

Вагомим вкладом у розвиток мереж MicroGrid є застосування апаратно-програмних та комунікаційних комплексів, які функціонують на основі відновлювальних джерел енергії. Україна на даний час перебуває у стадії інтенсивного розвитку і впровадження джерел ВДЕ.

На рис. 1.2 показано споживання електроенергії, що вироблена за допомогою відновлювальних джерел енергії. Аналізуючи даний графік можна зробити висновок про те, що ВДЕ характеризуються високою нестабільністю рівня генерованої потужності.



Рис. 1.2. Добовий графік виробництва енергії на електростанціях з ВДЕ в Україні (а –24.02.2021, б –25.02.2021)

Колівання на графіку 1.2 можна пояснити впливом факторів зовнішнього середовища та погодних умов, як от сила і швидкість вітру, інтенсивність

сонячного випромінювання, хмарність, тощо. Тому для вирішення актуальної на сьогодні задачі управління процесом енергонавантаження у MicroGrid мережах є дослідження впливу зовнішніх факторів на прогнозування енергоспоживання.

У випадку, коли енергогенеруючі станції на основі відновлювальних джерел енергії (сонячні електростанції, вітрові генератори та ін.) розташовані досить близько від кінцевого споживача, то процес управління електромережею потребує нового, відмінного від існуючих, підходу та концепції. До таких підходів належить концепція MicroGrid.

Різні категорії споживачів володіють багатьма можливостями і резервами щодо керування енергосистемою:

- коригування потоків «активної» і «реактивної» потужності;
- підтримка сталої частоти;
- формування запасів електроенергії;
- видача електроенергії у загальну електричну мережу під час пікового навантаження.

Однак участь споживачів в управлінні енергетичною системою повинна бути привабливою і вигідною, як і зі сторони крупних енергогенеруючих компаній.

На сьогодні існує безліч ідей, площадок і програм, які дозволяють залучати споживачів до «розумної енергетики». Так, для прикладу, одним із таких способів є «краудсорсінг», «гейміфікація» та ін. В залежності від способу залучення споживача з ВДЕ можна розв'язувати різні задачі щодо сталості і можливості вирівнювання енерговитрат в години пік і зменшення сумарного навантаження на електромережу.

Враховуючи тенденції розвитку енергетичних мереж України доцільним є розробка алгоритмів для прогнозування енергоспоживання на рівні області терміном на один місяць вперед, що дозволить керувати процесом виробництва електричної енергії відповідними підприємствами.

### 1.3. Аналіз сучасних трендів при проектуванні комп'ютерних систем управління енергетичними ресурсами

Значне зростання рівня споживання електричної енергії спричинене рядом факторів. Найбільш вагомими серед них є збільшення чисельності населення та впровадження і використання нових типів обладнання. Це спричинило великі виклики як для енергетичної безпеки, так і для навколишнього середовища. Сьогодні існує потреба у тому, щоб споживачі могли відстежувати своє щоденне, місячне та щорічне використання енергоносіїв та розуміти стандарти споживання для кращої організації власного домогосподарства, досягнення фінансової та енергетичної ефективності.

З удосконаленням технології розумних мереж для кращого постачання електричної енергії, почали широко застосовувати розумний лічильник, що на відміну від типового класичного пристрою обліку енергії, володіє додатковими функціями. До таких функцій можуть належати управління розумним обладнанням, забезпечення двонаправленого зв'язку постачання і споживання електроенергії, що в свою чергу дозволяє інтегрувати користувацькі пристрої у розумну мережу з постачання та обліку споживання електрики.

Розумні лічильники є найбільш фундаментальними компонентами розумних електромереж. Крім того, лічильники, які використовуються з системою управління можуть бути застосовані для моніторингу та управління побутовою технікою та іншими пристроями відповідно до потреб користувачів. При цьому технічне рішення щодо організації та інтеграції «розумних лічильників» у єдину систему повинно забезпечувати ефективність та економічний ефект як для надавачів послуг, так і для кінцевих споживачів.

Ще однією важливою функцією «розумних» систем обліку електричної енергії є здатність моніторингу споживання енергоносіїв кінцевими користувачами, при цьому надаючи корисну інформацію щодо якості цієї енергії.

Інформація, одержана з мережі розумних лічильників електричної енергії може використовуватися операторами для підвищення рівня енергопостачання,

планування задіяних потужностей, управління попитом, а також контролю неінтрузивного навантаження.

Інтернет речей (IoT) стає надзвичайно популярним у сфері управління розумним розподілом та споживанням енергії при проектуванні різних сценаріїв функціонування розумних систем. Для кінцевих споживачів, як і для надавачів послуг, важливим є організація системи збору та прогнозування електронавантаження на мережі та відповідно споживання електричної енергії.

Для вирішення цих задач пропонується проект розумної електричної мережі, в основі якої лежить розумний лічильник енергії, що відповідає підходу Інтернету речей [1].

Розумна електрична мережа представляє собою не просто сукупність розумних лічильників, що використовується при виробництві і споживанні електроенергії. Для того, щоб запрацював весь комплекс, існують різні технології, які дозволяють інтегрувати, взаємодіяти та контролювати кожен окремий компонент мережі з визначеним рівнем якості постачання. Розумна електрична мережа надаватиме інформацію в режимі реального часу та майже миттєвий баланс попиту та пропозиції, а також двосторонній потік електроенергії і дані, що використовується для контролю всієї мережі.

Якщо говорити про розумну мережу, то до переваг її застосування можна віднести здатність моніторингу, контролю і захисту системи виробництва, передачі та розподілу енергії з економічної точки зору, оскільки вона дозволяє динамічно керувати зміною попиту на електроенергію з прийнятною якістю. Однак потужності виробництва електроенергії не часто відповідають потребам попиту, і в більшості випадків це відбувається через те, що користувачі системи не переймаються надлишковим споживанням електроенергії.

Крім того, існує ряд інших факторів, які мають значний вплив на неефективність використання енергоносіїв. До них належить втрата потужності та неорганізоване управління споживчими даними, а це може призвести до значних втрат комунальних підприємств, а отже, кінцевим споживачам надсилаються великі рахунки за електроенергію .

Для ефективної роботи розумної енергосистеми інформація про споживання електроенергії зі сторони попиту має бути реальною та надійною, що в перспективі може забезпечити збалансоване управління споживанням електроенергії.

Лічильники електроенергії є дуже важливою частиною розумної електромережі, оскільки підтримують інтеграцію споживачів у мережу, а також забезпечують автоматизацію процесів на стороні кінцевих користувачів за допомогою двосторонньої комунікації.

Така організація енергосистеми забезпечує постачальникам підвищену ефективність, а отже, і більш високу якість кінцевому споживачеві. Однак, щоб цей баланс між попитом та пропозицією відбувся, інформація повинна надходити в режимі реального часу. Належне використання електроенергії за рахунок ефективних технологій повинні бути більш обміркованими та забезпечувати інтеграцію розумних пристроїв. Це дозволить ухвалювати адекватні рішення при управлінні та розподілі енергоносіїв, а також вдосконалити процеси споживання електроенергії для всіх учасників.

Коли є більше знань про використання електроенергії, можна зробити більш відповідальне споживання, при цьому забезпечивши більшу ефективність для обох сторін енергоринку. Для цього важливо використовувати розумні лічильники енергії.

#### 1.4. Аналіз підходів до прогнозування енергоспоживання

Створення інноваційних інтелектуальних систем управління процесами енергоспоживання є життєво важливим завданням як для окремих об'єктів (установ), країн, так і для світової економіки в цілому. Вирішення таких актуальних проблем, як зниження енергоспоживання, забезпечення енергетичної незалежності, скорочення викидів парникових газів, потребує визначення ефективних методів аналізу та прогнозування часових рядів і виробництва різних видів енергії, їх інтеграції з існуючими інформаційними системами для прийняття управлінських рішень по всьому світу.

Відсутність розроблених теоретико-методологічних підходів та практичних аспектів використання систем прогнозування та оцінки ефективності використання електроенергії в Україні актуалізують необхідність створення інтегрованих автоматизованих систем енергоменеджменту з використанням сучасних методів машинного навчання. У даній роботі потрібно провести порівняння сучасних методів аналізу, моделювання та прогнозування споживання електричної енергії на рівні області та обґрунтувати доцільність використання найбільш ефективних з них. Сучасні методи прогнозування часових рядів базуються переважно на принципі, що при прогнозуванні враховує історичні дані.

Особливістю показників енергоспоживання є наявність різноспрямованих тенденцій, сезонних і циклічних коливань, структурних розривів, що висуває певні вимоги до вибору відповідних методів і моделей.

У кваліфікаційній роботі магістра потрібно порівняти існуючі підходи для формування достовірних прогнозів споживання енергії на макро-, мікро- та галузевому рівнях, а також для виявлення значущих факторів і причинно-наслідкових зв'язків.

Дане дослідження варто зосередити на класичних техніках опрацювання часових рядів (авторегресії, моделі експоненційного згладжування, динамічні регресії), ансамблевих моделях та нейронних мережах, здатних опрацьовувати нестационарність, гетероскедастичність, серійну кореляцію нестабільних короткочасних даних.

Методи екстраполяції історичних даних у майбутній прогноз постійно вдосконалюються з точки зору складності, інтерпретації та точності результатів. За останні десятиліття увага вчених змістилась від структурних моделей, заснованих на системі рівнянь і обмежень на параметри, у сторону «спеціальних» моделей, які теоретично не виправдані.

Хоча статистичні методи, засновані на методах найменших квадратів Гаусса, нелінійних найменших квадратів та оцінці максимальної правдоподібності, і сьогодні широко використовуються, однак інноваційні технології простимулювали

активний розвиток методів прогнозування із застосуванням підходу машинного навчання.

Багатошаровий перцептрон, байєсова нейронна мережа (BNN), нейронні мережі узагальненої регресії, регресія К-найближчих сусідів (KNN), дерева класифікації та регресії, метод опорних векторів (SVM) продемонстрували хороші експериментальні результати [20].

Проте численні дослідження [1, 4, 7, 20] говорять про кращу «підгонку» параметрів моделі, але гіршу точність прогнозування цих методів порівняно зі статистичними моделями. Дослідники [20] констатують необхідність удосконалення та подальшого розвитку моделей машинного навчання з точки зору їх кращої інтерпретації та конкретизації невизначеності навколо точкових прогнозів.

Перед тим, як досліджувати наведені вище моделі для розв'язання задачі середньострокового прогнозування енергоспоживання на рівні області, потрібно проаналізувати основні поняття, які стосуються прогнозування часових рядів.

Згідно [12], часовий ряд представляє собою серію впорядкованих у часі даних. В якості часової шкали можуть виступати роки, місяці, тижні, дні, години, хвилини та секунди. Часовий ряд – це результати спостереження деякої послідовності на дискретних послідовних відрізках часу. На рис. 1.3 та рис. 1.4 показано стохастичні часові ряди, які інтерпретують виробництво пива та авіа перельотів за певний проміжок часу.

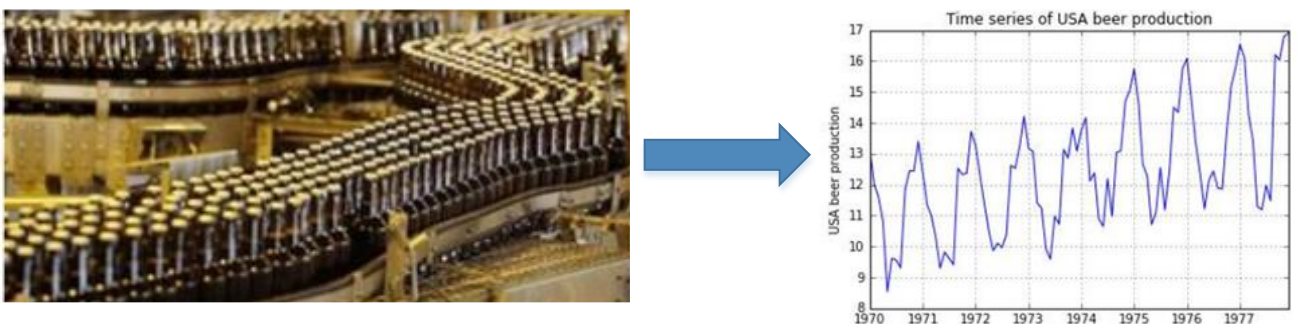


Рис. 1.3. Часовий ряд щодо виробництва пива



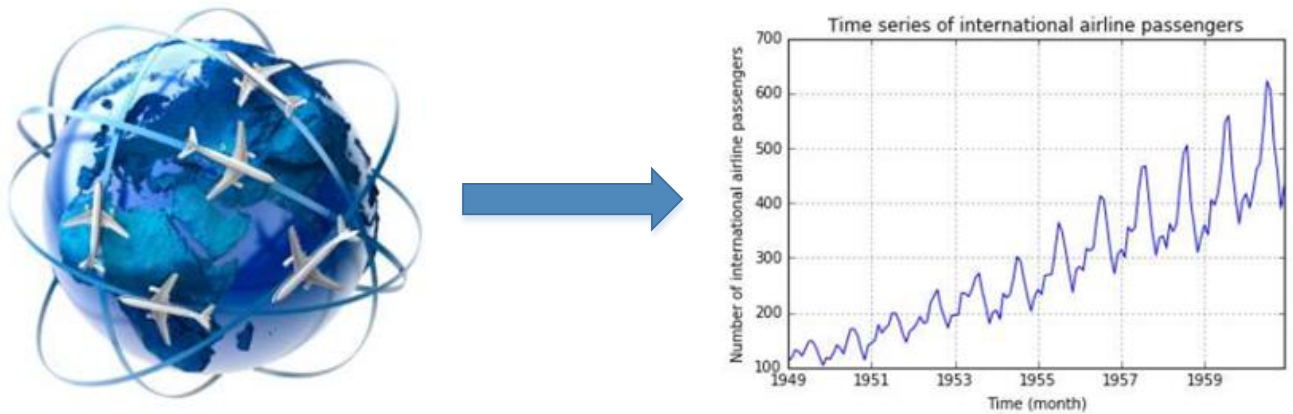


Рис. 1.4. Часовий ряд, що характеризує міжнародні перельоти

Змінна часу/ознака є незалежною змінною і забезпечує підтримку цільової змінної для прогнозування результатів. Аналіз часових рядів використовується у різних областях, де значення послідовності змінюється у часі, наприклад, прогноз погоди, прогнозування у сфері фінансів, опрацювання сигналів, системи керування, системи зв'язку.

Оскільки аналіз часових рядів передбачає формування набору інформації у певній послідовності, то він відрізняється від просторового та інших аналізів. Використовуючи моделі AR, MA, ARMA та ARIMA, можна прогнозувати значення майбутніх показників цільової змінної.

Аналіз часових рядів представляє собою спосіб вивчення характеристик змінної-відгуку щодо часу, як незалежної змінної. Щоб оцінити цільову змінну при прогнозуванні, потрібно використовувати змінну-час як точку відліку.

Часовий ряд це не що інше, як послідовність різних даних, які є впорядкованими на відрізьку певного періоду часу.

Основними цілями підходу аналізу часових рядів є:

- розуміння того, як працюють часові ряди і які фактори впливають на певні змінні в різні моменти часу.
- аналіз часових рядів надає результати та уявлення про особливості вхідного набору даних, які змінюються з часом.
- отримання прогнозованих майбутніх значень змінної часового ряду.

Приклад стохастичного часового ряду показано на рис. 1.5.

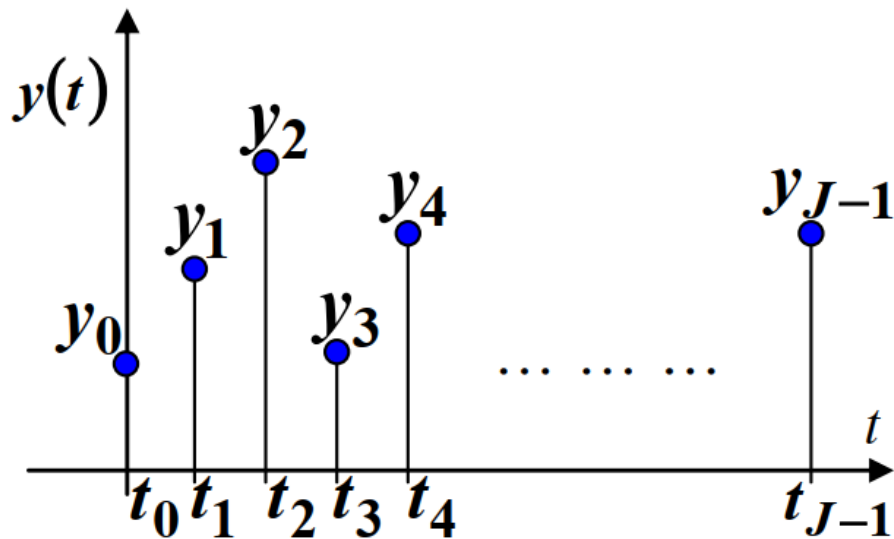


Рис. 1.5. Приклад стохастичного часового ряду

На рис. 1.5,  $y(t_0) = y_0$ ,  $y(t_1) = y_1$ ,  $y(t_2) = y_2$ , ...,  $y(t_{j-1}) = y_{j-1}$  - випадкові значення реалізації часового ряду.

До компонентів, які підлягають дослідженню в рамках підходу аналізу часових рядів відносять:

- тренд;
- сезонність;
- циклічність;
- нерегулярність.

Тренд представляє собою послідовність, що немає фіксованого інтервалу та будь-яка розбіжність у межах даного набору даних є безперервною часовою шкалою. Тренд може бути негативним, позитивним або нульовим.

Сезонність – регулярний або фіксований інтервал, який зміщується в межах набору даних на безперервній часовій шкалі.

Циклічність – послідовність, у якій немає фіксованого інтервалу, невизначеності в русі та його моделі

Нерегулярність – несподівані ситуації/події/сценарії та сплески за короткий проміжок часу.

Часовий ряд може бути стаціонарним або нестаціонарним. У випадку стаціонарності часового ряду повинні виконуватись наступні умови:

- ряд, сформований з набору даних не повинен містити тренду, сезонної компоненти, циклічності та нерегулярності;
- математичне сподівання ряду не повинно змінюватись;
- дисперсія часового ряду повинна бути постійною у часових рамках.

Ансамбль реалізацій стохастичного часового ряду формально можна записати в наступному вигляді:

$$\{y_i(t): i = \overline{0, I-1}\}, \quad (1.1)$$

де  $y_i(t)$  – детерміновані функції (реалізації).

Графічне представлення ансамблю стохастичного часового ряду показано на рис. 1.6.

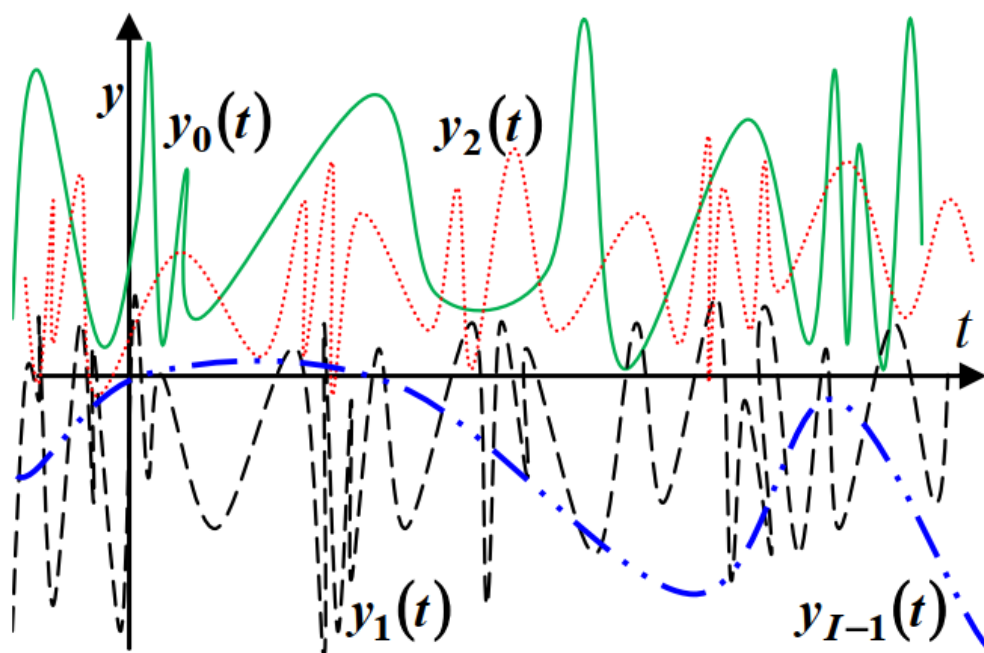


Рис. 1.6. Графічне представлення ансамблю реалізацій часового ряду

Існують різновиди часових рядів, що формуються внаслідок суміші декількох таких послідовностей. Найбільш поширеними з них є адитивна та мультиплікативна суміші.

Адитивну суміш часових рядів формально можна представити в наступному вигляді:

$$y(t) = T(t) + S(t) + N(t), \quad (1.2)$$

де  $T(t)$  – тренд часового ряду;

$S(t)$  – сезонність часового ряду;

$N(t)$  – шум часового ряду.

Мультиплікативну суміш часових рядів представляють у вигляді:

$$y(t) = T(t) \cdot S(t) \cdot N(t), \quad (1.3)$$

Приклад адитивної суміші часових рядів показано на рис. 1.7, а мультиплікативну – на рис. 1.8.

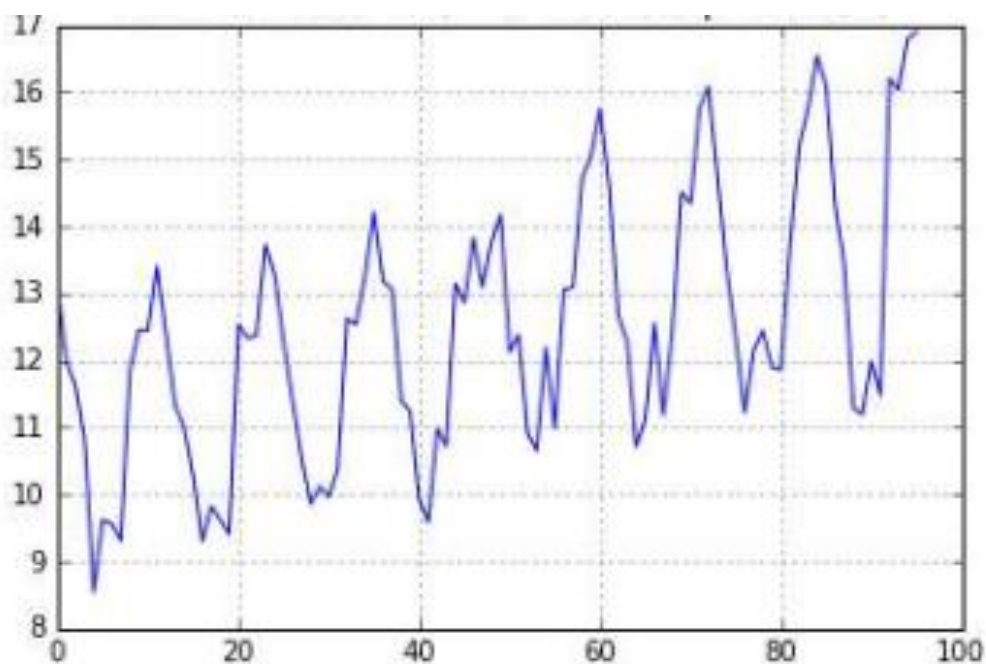


Рис. 1.7. Адитивна суміш часових рядів

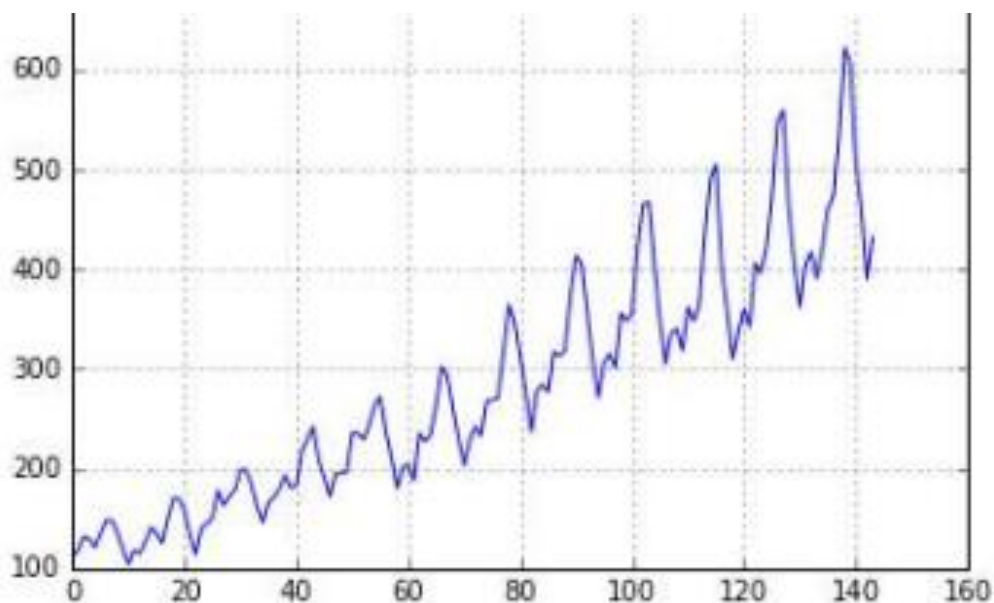


Рис. 1.8. Мультиплікативна суміш часових рядів

Таким чином, означено можливі шляхи побудови та імплементації комп'ютерної системи для автоматизації процесу середньострокового прогнозування споживання електроенергії побутовими споживачами, що в сукупності формують статистичну вибірку на рівні області. Далі необхідно спроектувати підсистему обліку електричної енергії та побудувати моделі прогнозування електроспоживання.

Результатами виконання першого розділу є:

1. Проведено аналіз особливостей споживання електроенергії побутовими споживачами та визначено класи основних електропристроїв, що дало можливість визначити потенційні шляхи оптимізації та прогнозування енергоспоживання.

2. Проаналізовано сучасний стан виробництва електроенергії в Україні, визначено основні джерела та особливості її генерації, встановлено важливість розвитку зеленої енергетики і побудови MicroGrid, що дало змогу в перспективі забезпечити ефективність енергоменеджменту.

3. Проведено аналіз сучасних тенденцій проектування комп'ютерних систем у сфері управління енергетичними ресурсами і встановлено, що доцільними та ефективними технологіями їхнього проектування є використання IoT пристроїв, як кінцевих пристроїв та пристроїв керування у відповідних мережах комунікації.

4. Проаналізовано підходи до прогнозування енергоспоживання і встановлено, що найбільш доцільним є застосування підходу аналізу і прогнозування часових рядів, що дає змогу враховувати різні аспекти, що впливають як на генерацію, так і на споживання електроенергії.

## РОЗДІЛ 2

### МАТЕМАТИЧНЕ ТА АПАРАТНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ СИСТЕМИ ОБЛІКУ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ СПОЖИВАННЯ ЕЛЕКТРИЧНОЇ ЕНЕРГІЇ

#### 2.1. Проектування інтелектуальної системи обліку електричної енергії

Інтелектуальна система обліку енергії є невід'ємною частиною інфраструктури збору даних та зв'язку у всій розумній мережі. Ці лічильники повинні бути здатними забезпечувати зв'язок, взаємодію, прийом даних, коли це необхідно, спрацювання команд, споживання електроенергії та/або генерацію, використовуючи відповідний формат даних, а також бути здатними комунікувати з іншими розумними пристроями.

Ця нова концепція не лише надає постачальникам доступ до точних платіжних даних, а й надає можливість збирати інформацію від кінцевих користувачів та встановлювати двосторонню комунікацію. Розумний лічильник працює не тільки як датчик, здатний вимірювати споживання енергії, але також забезпечує управління енергетичними ресурсами в певному середовищі. Крім того, аналізуючи дані про час завантаження, можна було б передбачити майбутній попит відповідно до поведінки споживачів, і це могло б покращити прогноз постачання енергоносіїв.

Тому розумні лічильники можна розглядати як спосіб отримання детальних профілів споживання, які можуть бути надалі використані у додатках високого рівня, зокрема при організації системи прогнозування середньостроково споживання електричної енергії на рівні певного регіону, наприклад, області.

Технологія IoT забезпечує інтеграцію та управління обладнанням, відповідає за виявлення, підключення та реагування щодо появи нових пристроїв і даних.

IoT підхід дозволяє організувати багато складних широко використовуваних рішень для інтелектуальних середовищ, зокрема здатність пристроїв, мереж і сенсорів обмінюватися повідомленнями з можливістю втручання людини або без такого. Це важливий інструмент розумного середовища, що дозволяє ефективно

використовувати енергію та вирішувати пов'язані з цим проблеми. Вбудована технологія IoT забезпечує взаємодію з внутрішнім обладнанням та із зовнішнім середовищем, що, в свою чергу, може забезпечити ефективність прийняття управлінських рішень.

Розумна система обліку енергії на основі Інтернету речей може значно покращити продуктивність та ефективність розумних електричних мереж шляхом збільшення рівня її надійності. До функцій розумних лічильників також входить збір та аналіз даних для управління активними пристроями смарт-грід. Контроль можна здійснювати, аналізуючи отримані результати, які допомагають користувачеві покращити ефективність споживання енергетичного ресурсу.

В якості розумних лічильників пропонується використати розробку, яка наведена в [1], що інтегрує проміжне програмне забезпечення IoT. Конструкція забезпечує інтелектуальну систему обліку малої потужності. Встановлення інтелектуального лічильника електричної енергії передбачається на стороні споживачів, і при цьому забезпечується здатність передачі команд і контролю якості потужності як на локальному, так і на глобальному рівні. Також можна отримувати оновлення будь-яких контрольованих змін та збоїв у їхній роботі.

Вибір для розробки і впровадження запропонованого лічильника ґрунтувався на можливості об'єднання всіх вищезазначених функцій в єдине рішення, що зробить кінцеву вартість рішення доступною, матиме просту конфігурацію та масштабування її реалізації.

Підсистема збору даних для прогнозування енергоспоживання на рівні області включає повну систему управління та моніторингу електроенергії та агрегованих пристроїв, а також навантажень. Вона включає апаратне забезпечення, здатне здійснювати моніторинг та аналіз параметрів якості мережі в режимі реального часу (наприклад, напруги, струму та споживання тощо).

Можливе також дистанційне керування навантаженням (наприклад, системами освітлення та кондиціонування повітря), і додавання його до платформи управління дає змогу контролювати мережу встановленого обладнання, генерувати



звіти про управління всіма параметрами, що контролюються, та віддалено повідомляти про виникнення нештатних ситуацій.

Обладнання, що використовується для реалізації інтелектуального лічильника електричної енергії спеціально розроблений для задоволення необхідних йому технічних характеристик. Недорога платформа для трифазного моніторингу мережі, спеціально орієнтована на секторний моніторинг енергії, з можливістю підключення для живлення різних платформ управління (підтримка декількох відкритих протоколів та різних носіїв, включаючи бездротові мережі).

Розумні лічильники, наявні в даний час на ринку, не забезпечують в одному обладнанні всіх функцій, необхідних для створення вдосконаленої системи управління електрикою. Щоб досягти цих функціональних можливостей за допомогою існуючих рішень, необхідно разом використовувати різне обладнання з додатковими функціями, що в кінцевому підсумку робить кінцеве рішення фінансово дорогим. На додаток до звичайного інтелектуального лічильника для моніторингу потужності, контроль навантаження (наприклад, системи освітлення та кондиціонування повітря) вимагає використання обладнання, яке має ці інтерфейси зчитування та запису (вхід/вихід, введення/виведення).

Подібним чином необхідно використовувати систему концентратора для локального запису інформації та надання її доступу для централізованої системи управління, сумісної з різними протоколами та носіями інформації. При створенні системи та поєднанні цих різних модулів на додаток до складності їх правильної конфігурації загальна ціна рішення стає занадто високою, що робить неможливим його комерційне використання.

До складу розумного лічильника входять три основні блоки, які відповідають за наступні функції:

- а) аналіз стану розумної електричної мережі;
- б) основне опрацювання сигналів і даних, аналіз зв'язку між компонентами та блок вводу-виводу;
- в) забезпечення та аналіз зв'язку IoT-пристроїв.

На рис. 2.1 показано запропоновану архітектуру реалізації інтелектуального лічильника.

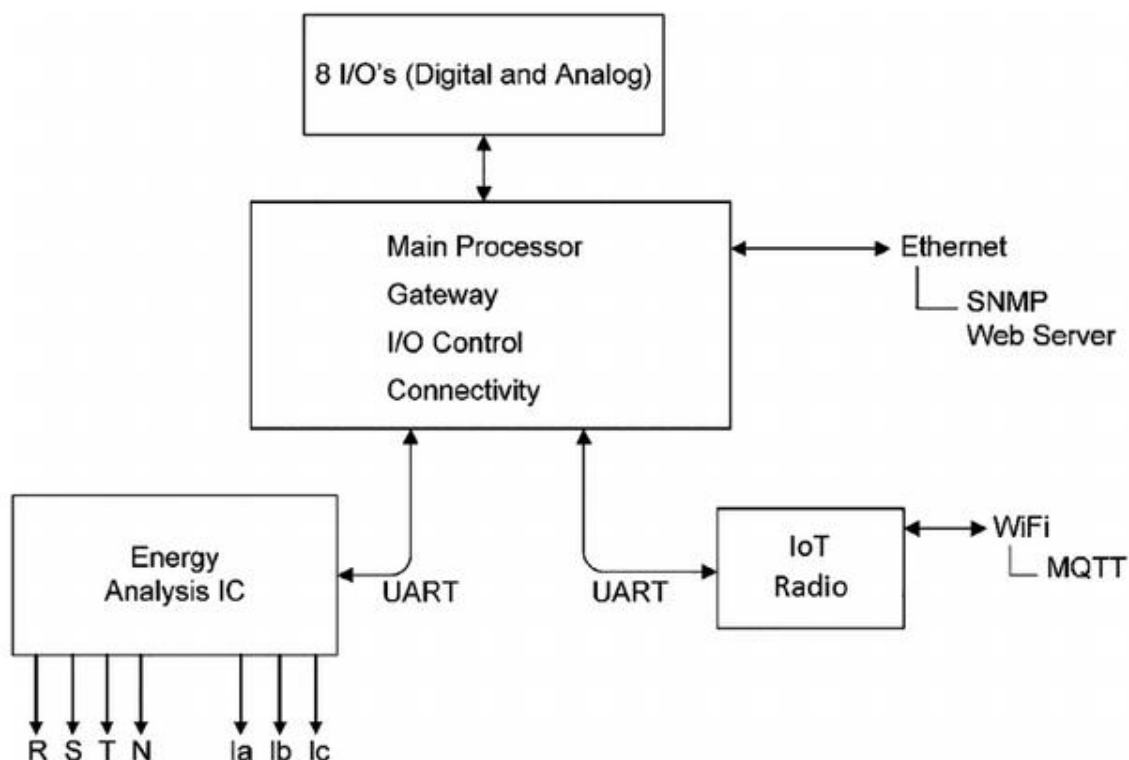


Рис. 2.1. Архітектура інтелектуального лічильника

SoC Texas Instruments (System-Chip) був створений спеціально для повного моніторингу електромережі:

MSP430F67641 – шістнадцяти розрядний процесор призначений виключно для трифазного моніторингу електромережі, включаючи 24-розрядні аналогово-цифрові (аналого-цифрові) перетворювачі Delta-Sigma для моніторингу поточних сигналів та 10-розрядні аналого-цифрові перетворювачі SAR для моніторингу показників напруги. Завдяки потужному 25-МГц процесору та 32-розрядним апаратним мультиплікаторам ця платформа швидко та точно передає фазові та напружені значення середньоквадратичного значення, активну, реактивну та видиму потужності, коефіцієнт потужності та відношення частоти і фази.

Схема, призначена для збору інформації про фазову напругу, забезпечує максимальне зчитування напруги між фазою 260 В та нейтраллю із захистом від перенапруги, що забезпечується варисторами та діодами TVS.

Напруга кожної фази знижується до відповідних рівнів ( $V_{Ref}$ ) через відповідну схему і зміщується так, що її можна правильно виміряти за допомогою 10-розрядних аналого-цифрових перетворювачів SAR інтегральної схеми.

На рис. 2.2 представлена схема для контролю напруги.

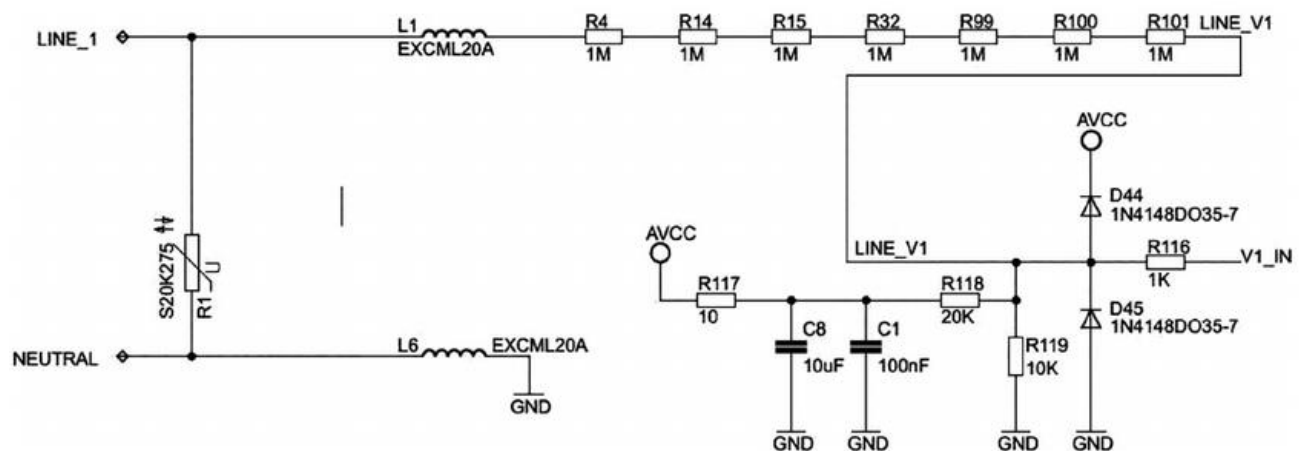


Рис. 2.2. Схема для контролю кожної фази напруги

Схема, призначена для збору інформації про фазний струм за допомогою трансформаторів струму, які вимірюють диференціальну напругу на навантаженні резистора 12,4 Ом і дозволяють внутрішні струми до 50 мА. Опорна напруга, що генерується схемою, характеризується високою швидкістю 24 біт аналогово-цифрових перетворювачів і використовуються для розрахунку коефіцієнта потужності. Трансформатори слід вибирати відповідно до максимального номінального струму на фазу, а струм у його «вторинці» не повинен перевищувати 50 мА. Вхідні схеми струму також захищені діодами TVS. На рис. 2.3 показана схема контролю вхідного струму.

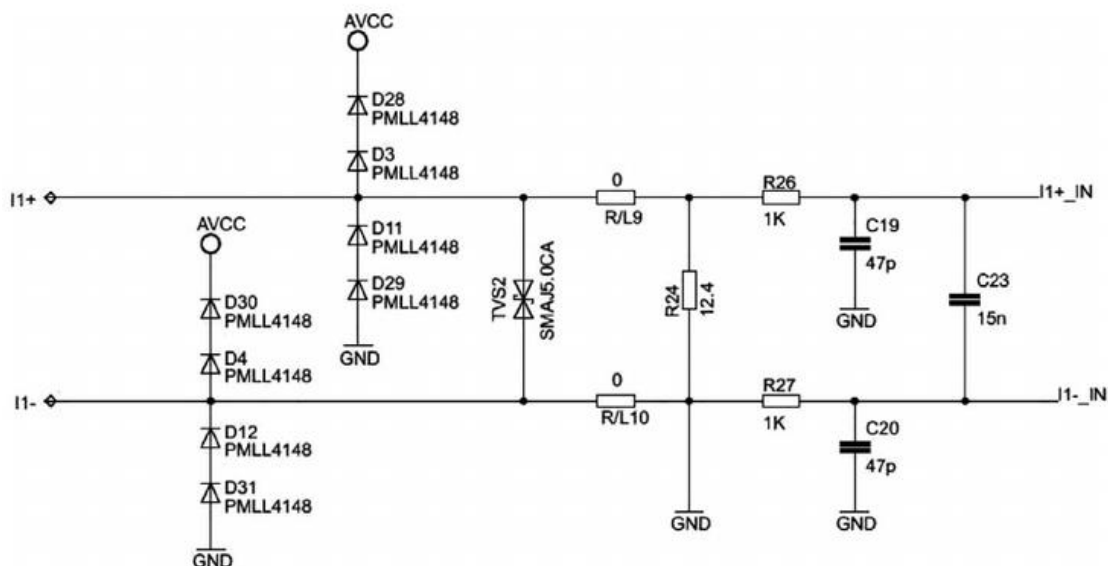


Рис. 2.3. Вхідна схема для контролю струму

Організацію інтерфейсу обладнання для доступу, управління його підключенням та збереження зібраних даних у енергонезалежній пам'яті виконано на основі мікроконтролера Tiva C сімейства Texas Instruments. Структура даного мікроконтролера показана на рис. 2.4.

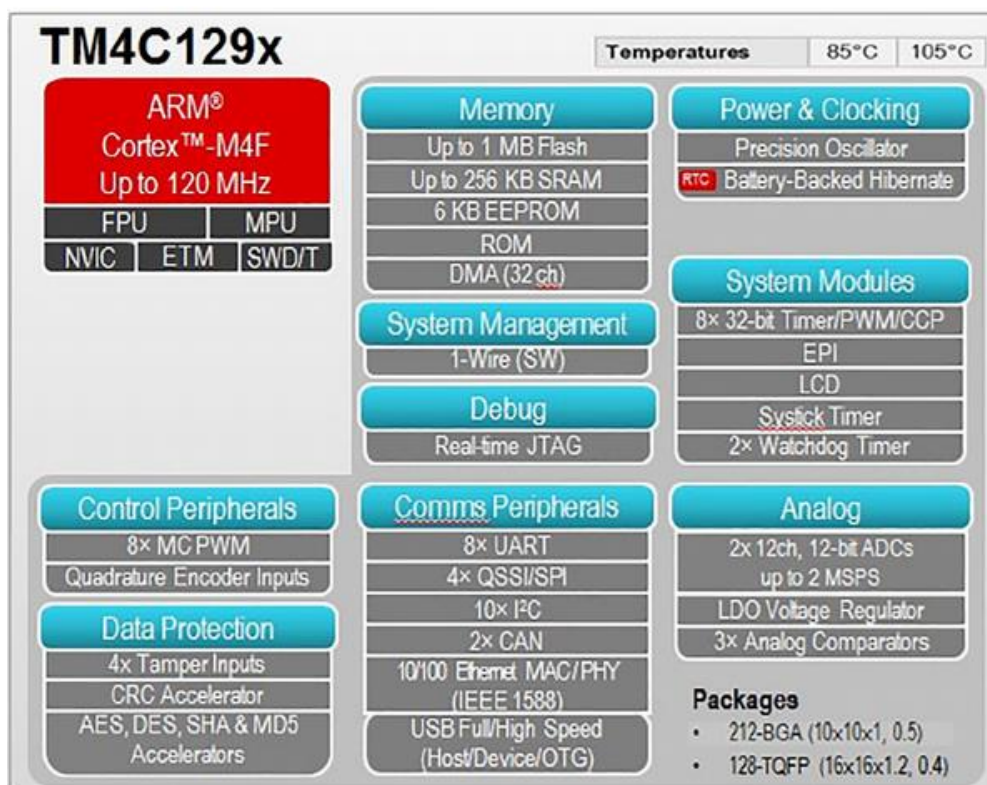


Рис. 2.4. Структура процесора Tiva C сімейства Texas Instruments

Ця платформа була обрана через спрощену підтримку інтегрованого з'єднання фізичного рівня Ethernet та відповідну потужність обробки для запропонованої системи.

Завдяки архітектурі ARM-Cortex-M та пропускній здатності процесора 120 МГц усі основні параметри, що контролюються, доступні на власній веб-сторінці лічильника та доступні для дистанційного зчитування за протоколами MODBUS. Підтримується віддалений термінальний блок (RTU), простий протокол управління мережею (SNMP), передача телеметрії в черзі повідомлень (MQTT), протокол обмежених додатків (CoAP) та RESTful API.

Мікроконтролер також відповідає за управління пристроями вводу/виводу, підтримує дистанційне керування навантаженням (наприклад, освітлення/контури охолодження вкл./викл.) і додатковий моніторинг основних параметрів (температура і вологість, фотоелектричні сенсори, і т.д.). У розробленому обладнанні наявні вісім портів вводу-виводу, які можна індивідуально налаштувати як цифровий вихід, цифровий вхід або аналоговий вхід з внутрішніми 12-розрядними аналого-цифровими перетворювачами. Усі порти працюють у діапазоні напруги 3,3 В постійного струму і захищені діодами TVS. Ці входи/виходи доступні через веб-сторінку апарату та підтримувані ним протоколи.

Серед протоколів та різних способів доступу, які підтримує розроблене обладнання, виділено підключення до Ethernet, оскільки воно пропонує можливість доступу до інформації через веб-сторінку та здійснює моніторинг усіх електричних параметрів та входів виходів у режимі реального часу, а також доступ до даних, які записані енергонезалежну внутрішню пам'ять обладнання протягом 60 днів,.

Підтримка протоколу MODBUS RTU через послідовний порт RS-485 була здійснена для забезпечення сумісності розробленого обладнання зі старими системами (підтримка застарілих версій). Усі вимірювання та входи / виходи можна отримати за допомогою таблиці адрес, створеної для обладнання, з інформацією, що оновлюється з інтервалом у 1 секунду. На рис. 2.5 показана карта запису даних інтелектуальним лічильником.

Підтримка протоколу SNMP дозволяє контролювати обладнання за допомогою будь-якої системи управління, що сумісна з ним, наприклад, DataMiner, NAGIOS, SPECTRUM, Zabbix і багато інших типів програмного забезпечення.

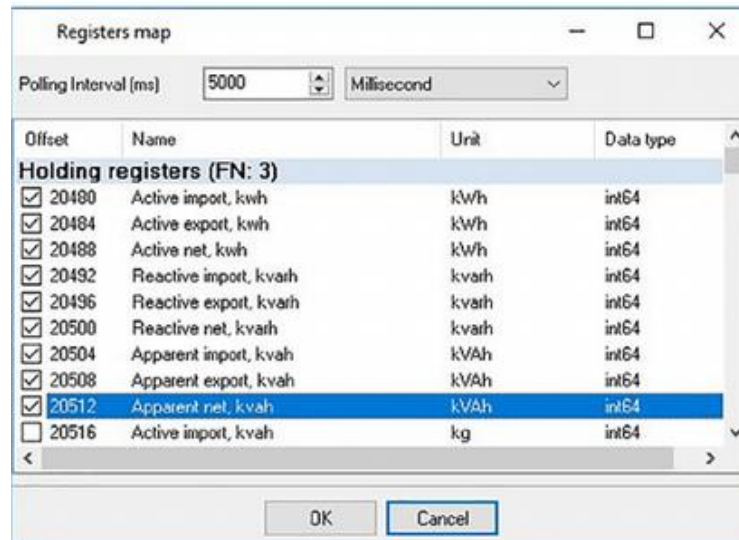


Рис. 2.5. Запис карти розумним лічильником

Таблиця устаткування інформаційної бази управління (МІВ) показана на рис. 2.6.

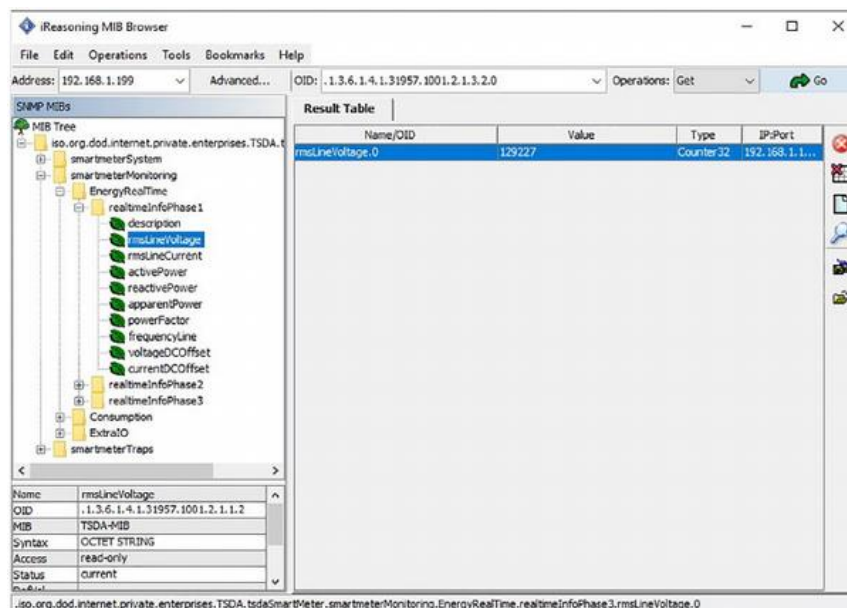


Рис. 2.6. Таблиця інформаційної бази даних управління розумними лічильниками

Таблиця, показана на рис. 2.6, відображає всю інформацію, яка надається про обладнання, що функціонує по протоколу SNMP. Пристрої можуть повідомляти про налаштовані умови тривоги, надсилаючи TRAP на попередньо визначені IP - адреси. Таким чином, постійний моніторинг обраних значень для контролю не є необхідним для виявлення аномалій у електромережі за заздалегідь визначеними IP -адресами. Отже, моніторинг постійних значень також не є необхідним для виявлення аномалій у електромережі.

Окрім протоколів RS-485 та Ethernet TCP/IP, для підключення обладнання до бездротових мереж IoT використовувався MCU CC2650 Texas Instruments. Цей мікроконтролер підтримує протоколи Bluetooth, ZigBee та 6LoWPAN або ZigBee RF4CE, що робить розумний лічильник сумісним з більшістю мереж Інтернету речей на сьогодні, такими як розумні середовища IoT. Сімейство контролерів CC26xx має відмінне значення з точки зору ціни, низького енергоспоживання, а також працює в діапазоні частот 2,4 ГГц. Цей пристрій функціонує на основі 32-розрядного процесора ARM Cortex-M3, що здатний підтримувати такі протоколи, як MQTT і CoAP, що в свою чергу широко використовуються у IoT. Окрім цього, наявний також вторинний процесор ARM Cortex-M0, який використовується для розгортання фізичного рівня, зокрема контролер Bluetooth Low Energy (BLE) та IEEE 802.15.4.

Для аналізу продуктивності і перевірки смарт-лічильника, а також системи моніторингу енергії смарт - лічильник був встановлений у розподільчому вузлі, як показано на рис. 2.7.

Для проведення експериментів, до смарт - лічильника подається три фази, одна нейтраль і три поточних вибірки, де кожна вибірка відповідає одній фазі низької напруги мережі.



Рис. 2.7. Розподільчий вузол електромережі

Для збору даних із інтелектуального лічильника необхідно було встановити універсальний асинхронний приймач/передавач (UART) між розумним лічильником та обраним радіоприймачем. У цьому випадку було обрано радіовузол MCU , радіо Wi-Fi, орієнтоване на розробку додатків IoT. Він підходить для підтримки стандартів IEEE 802.15.4, Bluetooth, ZigBee або протоколів на основі 6LoWPAN через середовище, в якому є це радіосередовище. Протоколи на основі IEEE 802.15.4 використовуються, коли пристрій не має високої доступності енергії ( тобто , коли пристрій має працювати від акумуляторів), на відміну від сценарію, представленого як розумний лічильник отримує живлення безпосередньо від плати з низьким розподілом. У цьому сценарії це не викликає жодних проблем щодо живлення.



## 2.2. Обґрунтування моделей прогнозування середньострокового енергоспоживання на рівні області

### 2.2.1. Моделі авторегресії

Модель авторегресії (АР) стохастичного часового ряду в загальному випадку можна записати таким чином:

$$y(t) = const + \sum_{k_1}^p a_{k_1} y(t - k_1) + \varepsilon(t), \quad (2.1)$$

де  $const$  – константа, у багатьох випадках рівна нулю;

$a_{k_1}$ ,  $k = \overline{1, p}$  – параметри моделі у вигляді коефіцієнтів авторегресії;

$\varepsilon(t)$  – «білий» шум;

Для прикладу, авторегресійний процес першого порядку буде мати вигляд:

$$y(t) = const + \hat{r}_{y(t)}(\tau = 1) \cdot y(t - 1) + \varepsilon(t), \quad (2.2)$$

У даному випадку коефіцієнт авторегресії  $a_1$  відповідає коефіцієнту автокореляції першого порядку  $\hat{r}_{y(t)}(\tau = 1)$ .

Авторегресійний процес другого порядку матиме вигляд, як показано нижче

$$y(t) = const + a_1 \cdot y(t - 1) + a_2 \cdot y(t - 2) + \varepsilon(t) \quad (2.3)$$

Ідентифікація порядку  $p$  моделі AR представляє собою значення запізнення, коли діаграма часткової автокореляційної функції вперше перетинає верхню межу довірчого інтервалу.

На рис. 2.8 показано приклад стаціонарного стохастичного часового ряду, а на рис. 2.9 – його часткову автокореляційну функцію з порядком  $p = 2$ .

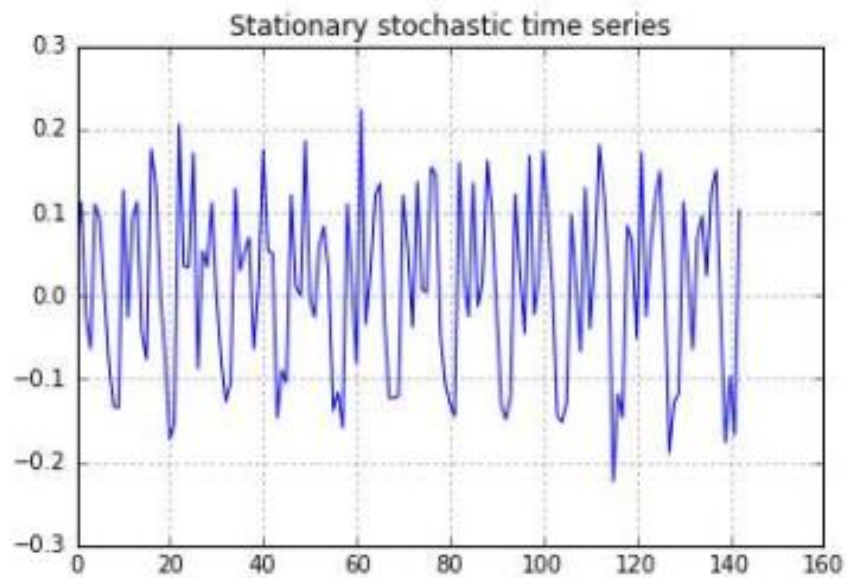


Рис. 2.8. Графічне представлення стаціонарного стохастичного часового ряду

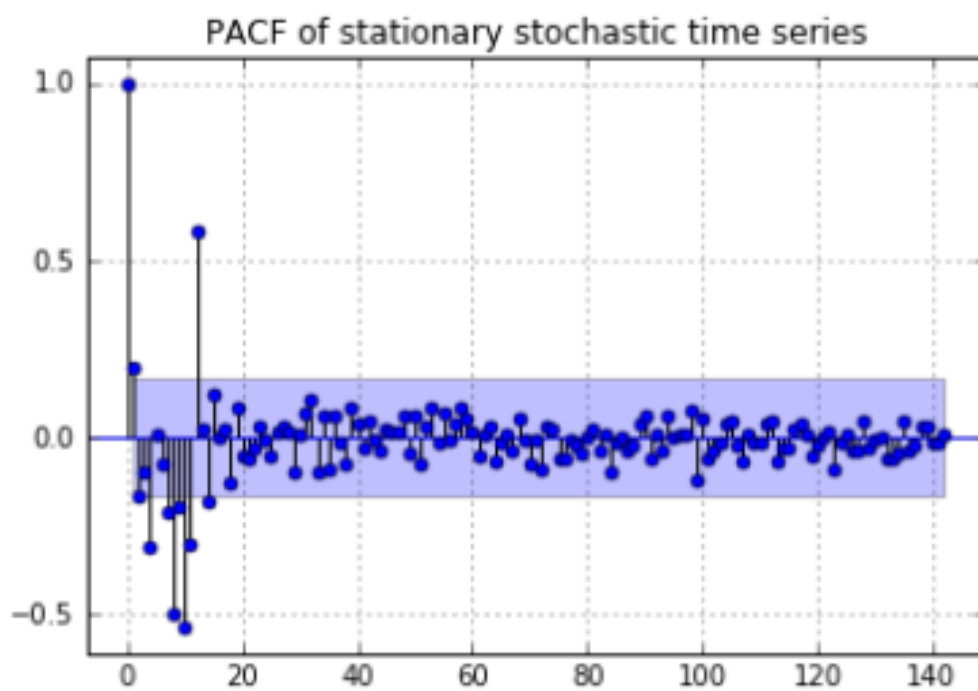


Рис. 2.9. Графічне представлення часткової автокореляційної функції  
стаціонарного стохастичного часового ряду

Накладені реалізації стохастичного стаціонарного часового ряду та його часткової автокореляційної функції показано на рис. 2.10.

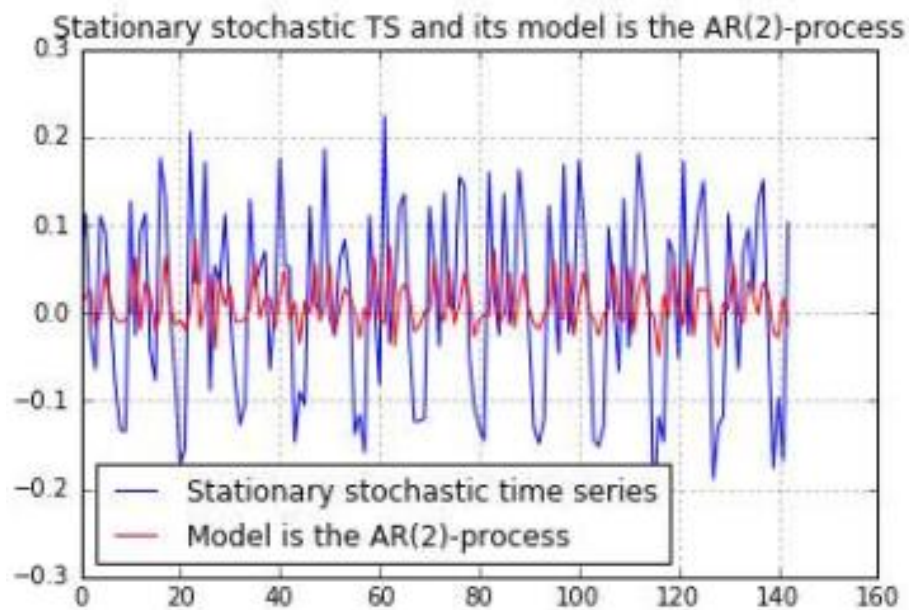


Рис. 2.10. Графік часового ряду з автокореляційною функцією

Модель ковзного середнього (МА) формально може бути записана у вигляді:

$$y(t) = \sum_{k_2}^q b_{k_2} \varepsilon(t - k_2), \quad (2.4)$$

де  $b_{k_2}, k_2 = \overline{0, q}$  – параметри моделі,  $b_0$  можна вважати рівним 1;

$\varepsilon(t)$  – білий шум.

Приклад формального запису процесу середнього ковзного першого порядку показано нижче:

$$y(t) = \varepsilon(t) + b \cdot \varepsilon(t - 1), \quad (2.5)$$

Порядок  $q$  моделі ковзного середнього представляє собою значення запізнення, коли діаграма автокореляційної функції уперше перетинає верхню межу довірчого інтервалу. На рис. 2.11 показано приклади графічного відображення реалізації стохастичного стаціонарного часового ряду, процесу середнього ковзного другого порядку та їх об'єднання.

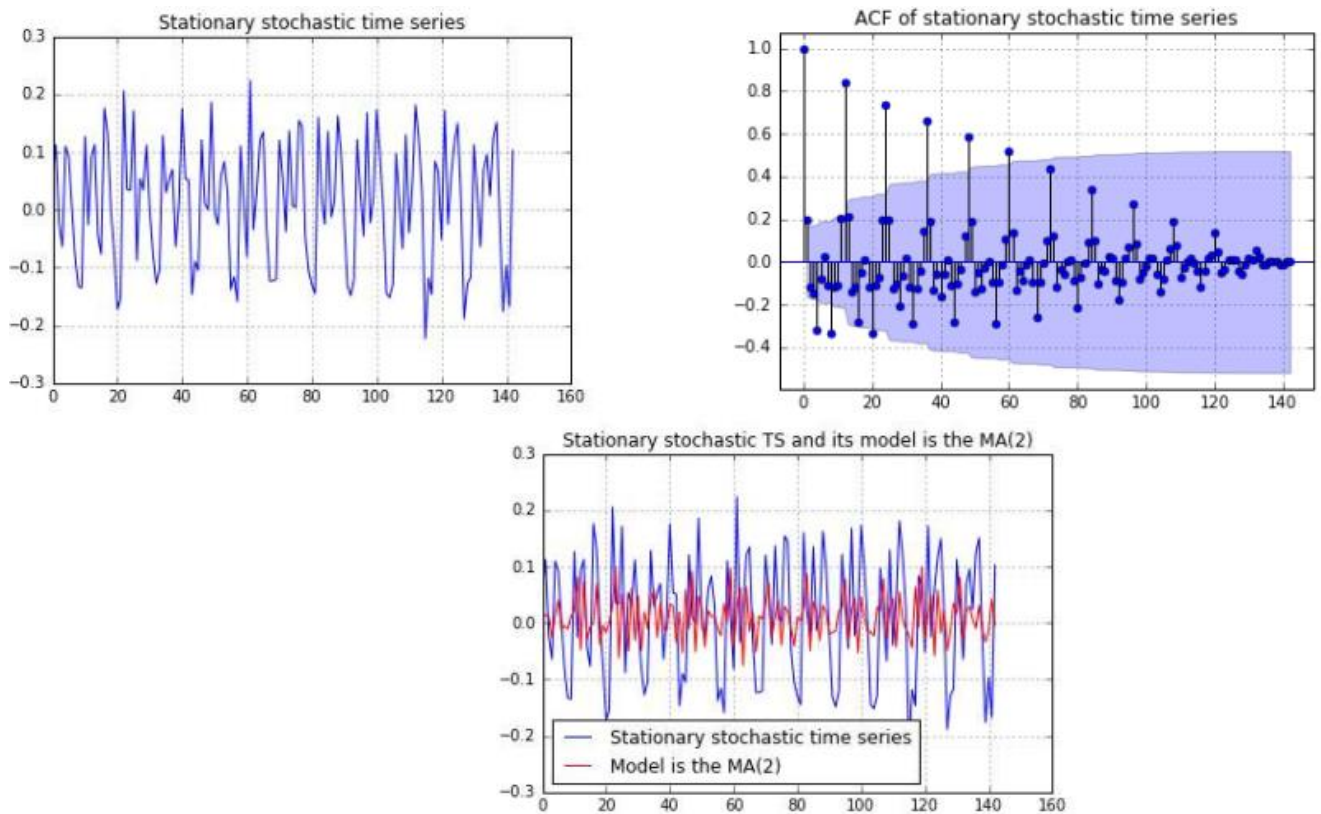


Рис. 2.11. Приклад стаціонарного стохастичного процесу і моделі середнього ковзного (МА) другого порядку

Однією з найбільш широко використовуваних класичних «спеціальних» технік аналізу часових рядів є моделі авторегресії ковзного середнього (ARMA) або авторегресії інтегрованого ковзного середнього (ARIMA), які застосовують методологію Бокса-Дженкінса [14]. Ці моделі орієнтовані на прогнозування майбутніх значень часового ряду на основі лінійної комбінації його попередніх значень і обмежень.

До складу моделі ARIMA входять такі параметри як:

$p$  – параметр, що визначає порядок авторегресії або відставання моделі,

$d$  – показник, що вказує на порядок інтегрування або диференціювання,

$q$  – порядок ковзного середнього.

В загальному випадку модель ARMA можна задати рівнянням:

$$\Delta^d y_t = c + \varphi_1 \Delta^d y_{t-1} + \dots + \varphi_p \Delta^d y_{t-p} + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q} \theta_1 + \varepsilon_t, \quad (2.4)$$

де  $y_t$  – фактичні значення часового ряду за період часу  $t$ ;

$\Delta^d = (y_{t-1} - y_t)^d$  – оператор різниці  $d$ -го порядку, що застосовується для видалення стохастичного тренду;

$\varphi_1, \dots, p, \theta_1, \dots, q$  – параметри моделі;

$\varepsilon$  – це додатак помилки, який вважається стаціонарним гауссовим процесом білого шуму з математичним сподіванням рівним нулю і постійною дисперсією  $\sigma^2$ .

Модель (2.4) може бути записана за допомогою позначення оператора запізнення зворотного зсуву ( $L$ ) як:

$$\phi(L)(1 - L)^D y_t = c + \theta(L)\varepsilon_t \quad (2.5)$$

Окремий випадок моделі (2.4) – це сезонна інтегрована модель авторегресії ковзного середнього SARIMA  $(p, d, q) \times (P, D, Q)_s$  [21]:

$$\Phi(L^s)\phi(L)\Delta^d\Delta_s^D y_t = \theta_0 + \Theta(L^s)\Theta(L)\varepsilon_t, \quad (2.6)$$

де  $s$  – сезонна тривалість: кількість періодів у сезоні ( $s=12$  для місячних рядів);

$L$  – оператор запізнення;

$\Delta_s^D$  – оператор сезонної різниці.

Підхід ітераційного моделювання передбачає оцінку закономірностей стаціонарності та сезонності; ідентифікацію параметрів моделі та їх оцінка методами максимальної ймовірності або нелінійними методами найменших квадратів; перевірку адекватності та точності прогнозування моделі [13].

Поширеним методом оцінювання стаціонарності ряду є розширений тест Дікі-Фуллера. Він оцінює модель (2.7) для перевірки нульової гіпотези одиничного кореня проти альтернативи стаціонарності [13]:

$$\Delta y_t = \alpha + \beta t + (\rho - 1)y_{t-1} + \delta_1 \Delta y_{t-1} + \dots + \delta_{p-1} \Delta y_{t-p+1} + \varepsilon_t, \quad (2.7)$$

де  $\alpha$  – константа;

$\beta$  – коефіцієнт простого часового тренду;

$\rho$  – параметр «зацікавленості»;

$\Delta$  – перший різницевий оператор;

$\delta_1$  – параметри моделі часового ряду;

$p$  – порядок відставання процесу авторегресії.

Специфікація моделей ARMA/ARIMA/SARIMA: зазвичай сприяє графічному аналізу корелограм (функції автокореляції, ACF і часткової автокореляційної функції PACF) вихідного та різницевого рядів [15].

Вибір оптимальних параметрів моделі  $(p, d, q)$ ,  $(P, D, Q)$  обґрунтовується мінімізацією інформаційних критеріїв. Для усунення проблеми ненадійного оцінювання параметрів MLE та виявлення неспостережуваного стану ряду часто використовується алгоритм фільтрації Калмана для моделей простору станів ARIMA [14].

За наявності послідовної зміни дисперсії в часі доцільно використовувати модель авторегресії умовної гетероскедастичності [15] або узагальнену модель авторегресії умовної гетероскедастичності [16].

Моделі прогнозують майбутню умовну та безумовну дисперсію, припускаючи стаціонарність ряду (без тренду чи сезонного компонента) [16]:

$$\varepsilon_t = \sigma_t z_t \quad (2.8)$$

У даному випадку помилка  $\varepsilon_t$  враховує стохастичний процес білого шуму  $z_t$  і залежне від часу стандартне відхилення  $\sigma_t$ .

Для авторегресії умовної гетероскедастичності ( $q$ ) квадрат стандартного відхилення  $\sigma_t^2$  моделюються як:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \alpha_q \varepsilon_{t-q}^2, \quad (2.9)$$

де  $\alpha_0 \geq 0$  і  $\alpha_i > 0, i > 0$  для всіх  $t$ .

Для узагальненої авторегресії умовної гетероскедастичності  $(p, q)$  ряд  $\sigma_t^2$  можна представити у вигляді:

$$\sigma_t^2 = k + \gamma_1 \sigma_{t-1}^2 + \dots + \gamma_p \sigma_{t-p}^2 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \alpha_q \varepsilon_{t-q}^2 \quad (2.10)$$

У формулі (2.10)  $p$  і  $q$  – цілі невід’ємні числа, що представляють кількість умовних дисперсій із запізненням і помилок із запізненням у квадраті відповідно. Моделі узагальненої авторегресії умовної гетероскедастичності мають багато застосувань у фінансовому аналізі часових рядів. Моделі ARIMA/SARIMAX краще підходять для рядів енергоспоживання завдяки відносно стабільному тренду та сезонним характеристикам.

Незважаючи на активний розвиток моделей машинного навчання, авторегресивні методи (ARMA/ARIMA/SARIMA, моделі динамічної регресії, векторні авторегресії, VAR і коінтеграційні моделі, VEC) все ще широко використовуються для прогнозування споживання електроенергії.

Дослідники наголошують на підвищенні точності прогнозів моделей SARIMAX [1, 4], які оцінюють не лише історичні дані про споживання енергії, а й додаткові екзогенні змінні. Таким чином, беручи до уваги вплив вихідних днів та погоди, зміни в законодавстві, ринкову ситуацію та демографічні показники, можуть пояснити значні розбіжності даних, що дає більш надійні прогнози. Динамічні регресійні моделі, які включають зовнішні змінні та дозволяють помилкам моделі містити автокореляцію, описуючи їх як процес ARIMA, також показали хороші результати [12, 17].

Загальним підходом фіксації причинності нестационарних рядів, структурних наслідків та висновків є використання векторних моделей авторегресії (VAR) і моделей структурної векторної авторегресії (SVAR). Вони однаково опрацьовують одночасні набори змінних, регресуючи кожен ендогенну змінну за її власними запізненнями та запізненнями всіх інших змінних у системі скінченного порядку [18].

Базове р-запізнення моделі VAR має вигляд:

$$Y_t = c + \Pi_1 Y_{t-1} + \dots + \Pi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t, t = 1, \dots, T, \quad (2.11)$$

де  $Y_t = (y_{1t}, y_{2t}, \dots, y_{nt})'$  представляє  $(n \times 1)$  вектор змінних часового ряду;

$\Pi_i - (n \times n)$  матриця коефіцієнтів;

$\varepsilon_t - (n \times 1)$  неспостережуваний нульовий середній білий шум, незалежний векторний процес з інваріантною в часі матрицею коваріації  $\Sigma$ .

Простота оцінки та інтерпретації моделей VAR/SVAR з функціями імпульсної характеристики та розкладанням векторів помилок прогнозу зробили їх гарною альтернативою структурним моделям. Автори [19] використали підхід VAR, щоб емпірично довести існування двонаправленого причинно-наслідкового зв'язку між споживанням електроенергії та ВВП країни.

Недоліки підходу VAR, з точки зору пояснення довгострокової динаміки ряду, успішно розв'язуються векторними моделями корекції помилок VECM, які використовуються для опису коінтеграційних зв'язків між змінними. Основні VECM утворюють зв'язок [20]:

$$\begin{aligned} \Delta Y_t &= \Phi D_t + \Pi Y_{t-1} + \Gamma_1 \Delta Y_{t-1} + \dots + \Gamma_{p-1} \Delta Y_{t-p+1} + \varepsilon_t, \\ \Pi &= \Pi_1 + \dots + \Pi_p - I_n \\ \Gamma_k &= - \sum_{j=k+1}^p \Pi_j, k = 1, \dots, p-1 \end{aligned} \quad (2.12)$$

де  $\Delta Y_t$  та його запізнення є різницевими  $I(0)$  рядами;

$D_t$  – детермінований терм;

$\Pi Y_{t-1}$  – містить коінтегруючі співвідношення.

Автори [11] використали коінтеграцію Йогансена для визначення довгострокового співвідношення між споживанням енергії та її детермінантами для різних секторів та для прогнозування майбутнього попиту на енергію за допомогою сценарного аналізу. Беручи до уваги глибоку теоретичну розробку, видатні



емпіричні результати, простоту та доцільність обґрунтування та розгортання, авторегресивні моделі є рекомендованими для застосування в експериментальних дослідженнях. Важливо зазначити, що векторні авторегресійні та коінтеграційні моделі підходять здебільшого для макроекономічного аналізу споживання енергії за секторами, регіонами та джерелами. Тому доцільно при розробці комп'ютерної системи автоматизації процесу прогнозування середньострокового споживання електроенергії на рівні області скорстатися моделями ARIMA/SARIMAX.

### 2.2.2. Підхід експоненційного згладжування при прогнозуванні споживання електроенергії

Експоненціальне згладжування є потужним методом прогнозування часових рядів для одновимірних даних, який часто використовується як альтернативу авторегресійному підходу.

Завдяки своїй гнучкості, надійності прогнозів і низьким апаратними витратами цей фреймворк має багато застосувань у різних галузях досліджень. Запропонований наприкінці 1950-х років [14] цей підхід мотивував одні з найбільш успішних методів прогнозування.

Таксономія моделей експоненційного згладжування відрізняється залежно від тренду і сезонності. Проста модель експоненційного згладжування, використовується для даних без чіткого тренду або сезонності і формує прогнози у вигляді середньозважених показників минулих спостережень, які експоненціально зменшуються залежно від часу спостережень [15]:

$$\hat{y}_{t+1|t} = \alpha y_t + \alpha(1 - \alpha)y_{t-1} + \alpha(1 - \alpha)^2 y_{t-2} + \dots, \quad (2.13)$$

де  $0 \leq \alpha \leq 1$  – параметр згладжування.

Аддитивна та мультиплікативна моделі Холта-Вінтерса запропонували покращити модель для врахування тенденцій та сезонних закономірностей [12]. Більш просунуті моделі експоненційного згладжування простору станів з адитивними або мультиплікативними помилками містять рівняння вимірювання,

яке описує спостережувані дані, і деякі рівняння стану, які описують, як неспостережувані компоненти або стани (рівень, тенденція, сезонність) змінюються з часом [12].

Одним з найуспішніших останніх досягнень у моделях простору станів експоненціального згладжування є модель TBATS з перетворенням Бокса-Кокса, помилкою ARMA, трендом та представленням сезонних компонент за допомогою рядів Фур'є [13].

Цей підхід дозволяє побудувати прогнози з високою точністю, опрацьовуючи кілька вкладених і не вкладених сезонних факторів. Проте, це вимагає додаткового часу на обчислення, особливо для великих даних часових рядів.

Загальне представлення моделі TBATS (2.14) включає рівняння рівня (2.15), тренди (2.16), сезонну складову (2.17) і ARMA помилки (2.18):

$$y_t^{(\omega)} = l_{t-1} + \phi b_{t-1} + \sum_{i=1}^T s_t^{(i)} + d_t, \quad (2.14)$$

$$l_t = l_{t-1} + \phi b_{t-1} + \alpha d_t, \quad (2.15)$$

$$b_t = (1 - \phi)b + \phi b_{t-1} + \beta d_t, \quad (2.16)$$

$$s_t^{(i)} = s_{j,t-1}^{(i)} \cos \lambda_j^{(i)} + s_{j,t-1}^{(i)} \sin \lambda_j^{(i)} + \gamma_i d_t, \quad (2.17)$$

$$d_t = \sum_{i=1}^p \varphi_i d_{t-i} + \sum_{i=1}^q \theta_i \varepsilon_{t-i} + \varepsilon_t, \quad (2.18)$$

де  $y_t^{(\omega)}$  – Бокс-Кокс перетворені спостереження в момент часу  $t$  з параметром  $\omega$ ;

$l_t$  – локальне значення у момент  $t$ ;

$b$  – довгостроковий тренд;

$b_t$  – короткостроковий тренд у момент часу  $t$ ;

$s_t^{(i)}$  – сезонний компонент ряду в момент часу  $t$ ;

$d_t$  – процес помилки  $ARMA(p, q)$ ;

$\varepsilon_t$  – процес гаусового білого шуму з нульовим середнім значенням і постійною дисперсією;

$\alpha, \beta, \gamma_i$  – параметри згладжування;

$\phi$  – параметр загасання;

$s_{j,t-1}^{(i)}$  – стохастичний рівень;

$k_i$  – кількість гармонік для  $i$ -ї сезонної складової,

$\lambda_j^{(i)} = \frac{2\pi j}{m_i}$ ,  $m_i$  – період  $i$ -го сезонного циклу.

На рис. 2.12 показано приклад застосування підходу експоненційного згладжування при прогнозуванні часових рядів.

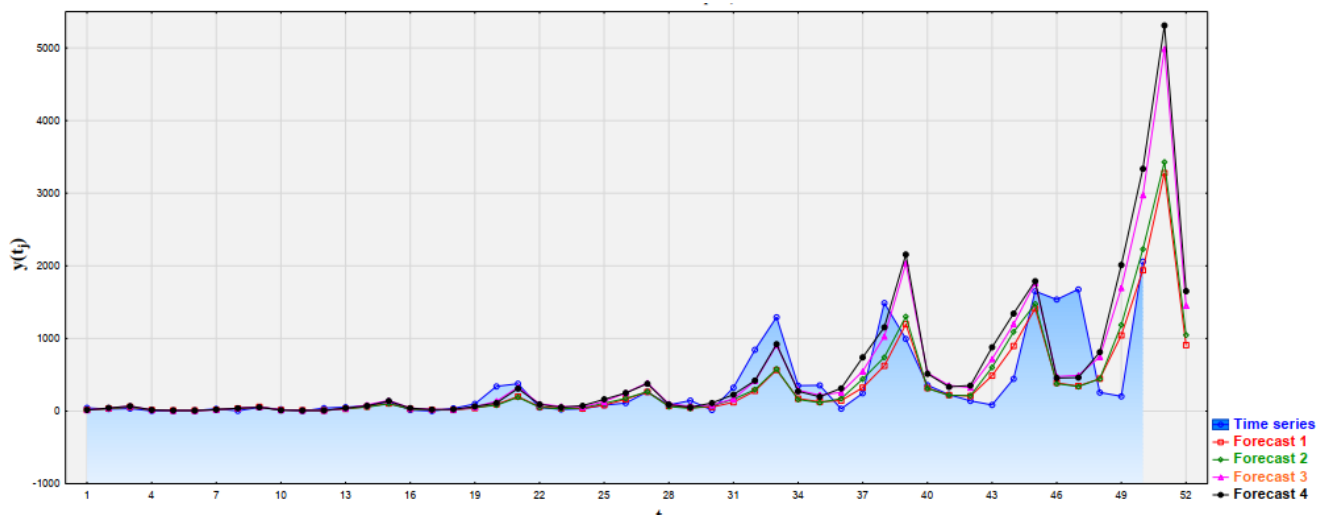


Рис. 2.12. Приклад застосування експоненційного згладжування

У роботах [7, 14] підтверджено характеристики точності прогнозу та можливості довгострокового прогнозування потреби в електроенергії з використанням TBATS та на його основі гібридних моделей. Іншими моделями, що використовують експоненційне згладжування та декомпозицію часових рядів, є сезонна і трендова декомпозиції з використанням алгоритму Лесса і мультиплікативна сезонна декомпозиція. Вони використовують алгоритм нелінійного згладжування локальної регресії Лесса для оцінки параметрів часового ряду [12].

### 2.2.3. Методи машинного навчання

Методи штучного інтелекту стають все більш популярними в науковому та бізнес-середовищі [20]. Існують численні застосування методів машинного навчання для прогнозування споживання та виробництва енергоносіїв [5, 7, 8].

Сьогодні глибоке навчання за допомогою штучних нейронних мереж широко використовується та обговорюється. Істотною перевагою моделей ШНС є їх здатність моделювати нелінійні зв'язки, не обмежуючи стаціонарність параметрів. Його недолік пов'язаний з вимогою вибірки великих даних для навчання та складнощами з інтерпретацією виводу «чорного ящика».

Нейронна мережа організована у вигляді шарів, що мають початкові шари предикторів або вхідних даних, результуючий шар прогнозів або виходів і проміжні шари, що містять «приховані нейрони» [12].

Часто використовувана модель нелінійної авторегресивної нейронної мережі  $NNAR(p, P, k)_m$  [16] може бути описана наступним рівнянням:

$$y'_t = f(y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_{t-p}, y_{t-m}, y_{t-2m}, y_{t-pm}) + \varepsilon_t, \quad (2.19)$$

де  $p, P$  представляють собою затримки авторегресійних та сезонних входів відповідно,

$k$  – вузли у прихованому шарі,

$m$  – кількість вхідних даних сезонних періодів.

Іншою моделлю штучної нейронної мережі, яка продемонструвала хороші можливості прогнозування, є багатошаровий перцептрон (MLP), де кожен рівень вузлів отримує вхідні дані від попередніх шарів. Матричне позначення моделі MLP має наступний вигляд:

$$f(x) = G(b^{(2)} + W^{(2)}(s(b^{(1)} + W^{(1)}x))) \quad (2.20)$$

$$h(x) = \Phi(x) = s(b^{(1)} + W^{(1)}x) \quad (2.21)$$

$$o(x) = G \left( b^{(2)} + W^{(2)}h(x) \right), \quad (2.22)$$

де  $b^{(1)}, b^{(2)}$  – вектори зміщення;

$W^{(1)}, W^{(2)}$  – матриці вагових коефіцієнтів, що з'єднують вхідний вектор із прихованим шаром;

$G, s$  – функції активації;

$h(x)$  – утворює прихований шар нейронної мережі;

$o(x)$  – вихідний вектор.

Запропонований підхід MLP був використаний для класифікації житлових будинків за їх споживанням енергії та створення відповідних погодинних прогнозів для будинків з високим і низьким споживанням енергії. На рис. 2.13 показано загальний алгоритм побудови нейронних мереж при прогнозуванні часових рядів.



### Time series :

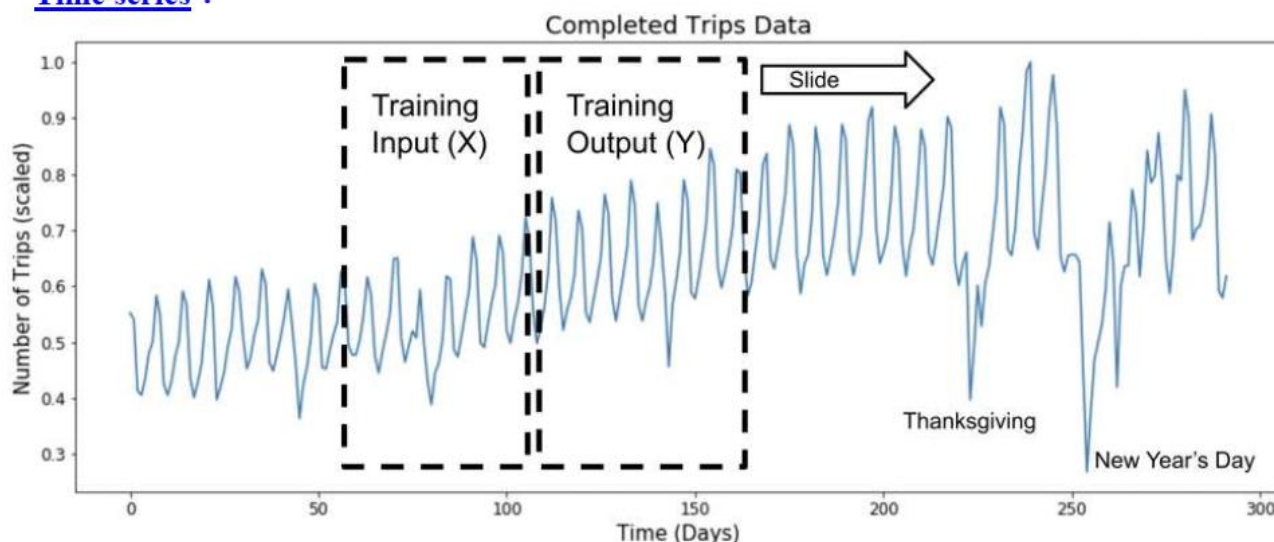


Рис. 2.13. Алгоритм прогнозування часових рядів за допомогою нейронних мереж

Підводячи підсумок, моделі нейронних мереж часто забезпечують ідеальну апроксимацію фактичних і прогнозованих даних у навчальній вибірці, але у разі недостатньої кількості навчальних даних дають великі помилки прогнозу.

Для покращення прогнозних якостей ШНМ використовуються різноманітні методи, включаючи перехресну перевірку, зменшення шуму, регуляризацію помилок, метод повернення помилок, оптимізовану апроксимацію, алгоритми SVM [12].

Наразі вчені пропонують ряд гібридних моделей, які базуються на двох або більше традиційних техніках машинного навчання або методах штучного інтелекту [7, 9].

Традиційні методи прогнозування часових рядів, такі як ANN і ARIMA, доповнюються методами оптимізації – алгоритмом оптимізації частинок (PSO), генетичним алгоритмом, генетичним алгоритмом колонії мурах тощо.

Наприклад, у роботі [8] автори ввели гібридну модель яка поєднує модель ARIMA для визначення періодичності, сезонності та лінійності з еволюційним алгоритмом (EA) для ефективного визначення та оптимізації залишків.

Дослідники [15] розробили гібридну модель на основі TBATS і алгоритмів нейронних мереж для прогнозування потреби в електроенергії.

Методи ансамблю будують модель шляхом навчання кількох відносно простих базових моделей (також відомих як слабкі учні), а потім комбінують їх для створення більш складної моделі прогнозування.

Найвідоміші алгоритми ансамблевого навчання використовують завантажувальну агрегацію, також відому як пакетування (Breiman 1996); випадкові ліси (Breiman 2001); випадкові дерева.

Останні досягнення в методах машинного навчання стосуються методів ансамблю, які поєднують кілька базових моделей низької точності («слабкі студенти»), які використовуються для створення більш якісної прогнозної моделі («сильний учень»).

Найпопулярнішими алгоритмами ансамблевого навчання є агрегація завантаження (також відома як пакетування); випадкові ліси.

Перші три методи базуються на простому усередненні базових моделей, тоді як методи підсилення використовують ітераційні алгоритми оптимізації, засновані на деревах рішень та мінімізації функції втрат [19]. Алгоритми оптимізації, такі як Gradient Boosting [39], XGBoost, AdaBoost, Gentle Boost, часто демонструють високі результати на Kaggle та інших змаганнях з машинного навчання [20].

У роботі [18] на прикладі енергоспоживання комерційних будівель доведено підвищення точності прогнозування за допомогою моделі градієнтного спуску порівняно з кусково-лінійною регресією та алгоритмом випадкового лісу.

Важливими результатами, які одержано у даному розділі є:

1. Обґрунтовано та спроектовано архітектуру інтелектуального лічильника електроспоживання до складу якого входять мікроконтролер для моніторингу трифазного споживання електроенергії, 24-розрядні аналогово-цифрові перетворювачі для моніторингу поточних сигналів та 10-розрядні аналого-цифрові перетворювачі для моніторингу показників напруги, що дало можливість забезпечити оптимізацію та прогнозування енергоспоживання та раціональної експлуатації підключених пристроїв.

2. Досліджено моделі прогнозування енергоспоживання на основі авторегресії, що дало можливість визначити їх як потенційно можливі та ефективні моделі при розв'язанні задач прогнозування споживання електроенергії, зокрема не короткотерміновий інтервал часу.

3. Проаналізовано особливості моделей, які використовують експоненційне згладжування, що дало змогу обґрунтувати їхнє застосування для вирішення задач середньострокового прогнозування із заданою точністю і стійкістю результатів.

4. Досліджено нейромережвий підхід до прогнозування енергоспоживання і підтверджено його ефективність незалежно від горизонту прогнозування, що дає змогу забезпечувати високу точність результатів прогнозування.

## РОЗДІЛ 3

### АПРОБАЦІЯ СИСТЕМИ ОБЛІКУ ЕЛЕКТРИЧНОЇ ЕНЕРГІЇ ТА ПРОГРАМНА ІМПЛЕМЕНТАЦІЯ МОДЕЛЕЙ ПРОГНОЗУВАННЯ ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯ

#### 3.1. Архітектура і результати обліку електричної енергії у системі середньострокового прогнозування споживання електроенергії

Процес зчитування даних інтелектуального лічильника включає наступні кроки:

- процесор MSP430 зчитує параметри мережі, збирає дані, такі як напруга та струм, і надсилає дані до TM4C (інший процесор) через UART.
- TM4C отримує дані та оновлює значення, які зберігаються у пам'яті EEPROM через переривання.

Цей процес відбувається приблизно раз на 5 секунд.

Поки протікають вищезгадані процеси, функція в TM4C готує рядок із усіма змінними параметрів, отриманими від MSP430, у формат JSON (JavaScript Object Notation). Це дозволяє надсилати ці дані до nodeMCU через UART, що дозволяє зробити публікацію MQTT для проміжного програмного забезпечення In.IoT. Цей процес також виконується приблизно кожні 5 секунд.

Дані, зібрані інтелектуальним лічильником, надсилаються до програмного забезпечення In.IoT, як показано на рис. 3.1.

Проміжне програмне забезпечення IoT - це програмне забезпечення, яке підключає основні системи, такі як пристрої IoT, до програм сторонніх виробників [3].

Він виконує роль рівня перекладу, що дозволяє комунікувати та керувати даними для розподілених програм. У системі управління живленням проміжне програмне забезпечення відіграє важливу роль, оскільки воно отримує всі дані, надіслані розумним лічильником енергії, і зберігає їх для конкретних запитів, щоб вони були швидкими та послідовно доступними для користувачів. У цьому саме, він був використаний у In.IoT Middleware.



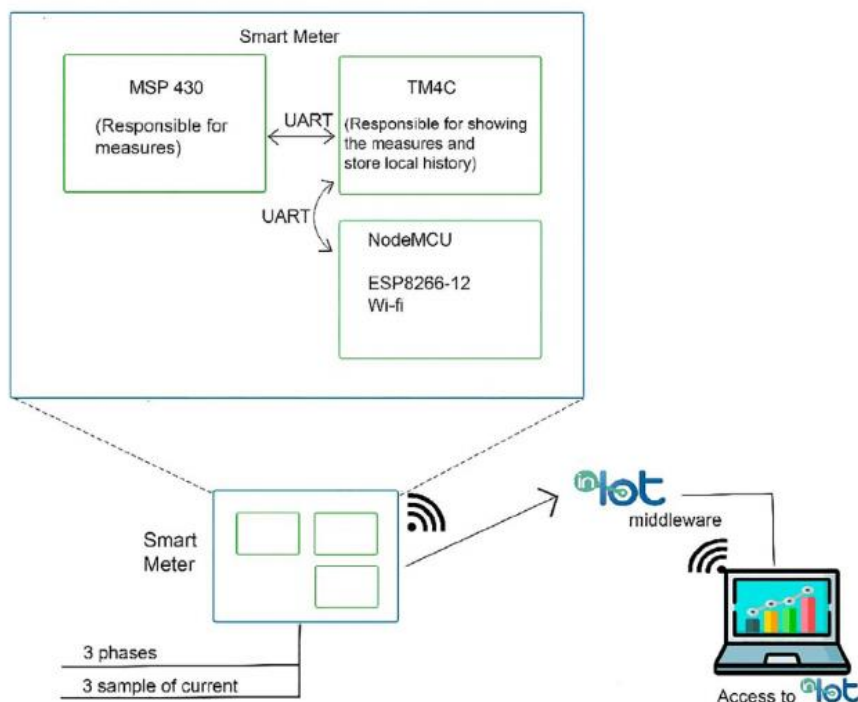


Рис. 3.1. Структурна схема підключення інтелектуального лічильника енергії до програмного забезпечення In.IoT

In.IoT Middleware дозволяє користувачам переглядати стан змінних, вимірних розумним лічильником енергії в режимі реального часу через Інтернет, як показано на рис. 3.2.

Для підключення до In.IoT з допомогою nodeMCU, АНІ називається PubSubClient доступні на <https://github.com/knolleary/pubsubclient> був використаний . PubSubClient - це клієнт MQ TT для середовища розробки Arduino .

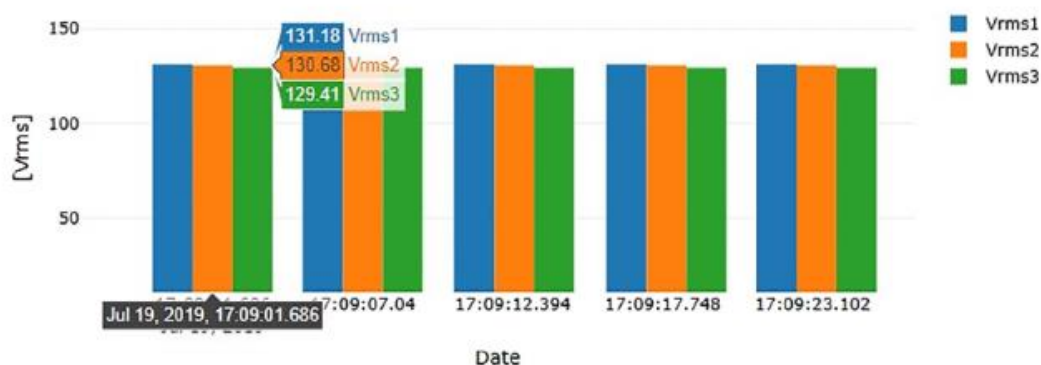


Рис. 3.2. Рівень напруги, виміряної інтелектуальним лічильником електроенергії в режимі реального часу

У табл. 3.1 представлені показники, зроблені розумним лічильником енергії та комерційним лічильником.

Таблиця 3.1

### Порівняння показників смарт-лічильника з еталонним

Модель	Значення напруги за фазами (В)			Поточні значення струму (А)		
Fluke 435	130,91	130,44	130,17	8,40	8,10	8,20
Смарт-лічильник	129,73	129,36	129,72	8,87	8,55	8,77

Крім того, було встановлено обладнання на вхідній панелі трансформатора, як показано на рис. 3.3 і забезпечую контроль трифазної мережі.

Потім для кожної фази використовувались 100А СТ , оскільки цього достатньо для класу споживання комп'ютера. Отримуючи безпосередній доступ до веб-інтерфейсу інтелектуального лічильника енергії , можна одержати моніторинг у реальному часі та забезпечити збір даних, а також доступ до основних звітів про споживання (рис. 3.4).



Рис. 3.3. Вигляд розумного лічильника, вмонтованого у розподільчий трансформатор

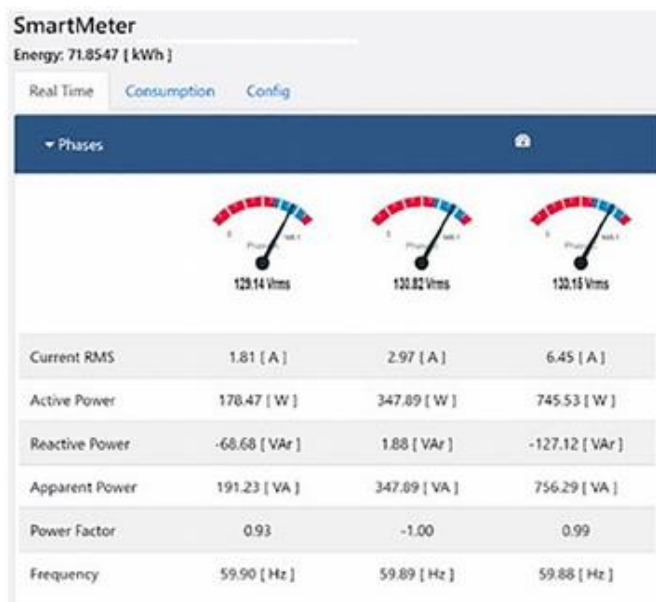


Рис. 3.4. Аналіз електричних параметрів в реальному часі

Обладнання має внутрішню пам'ять, що здатна зберігати дані про споживання за останні 60 днів роботи. При цьому розрізняють сукупне споживання електроенергії з трьох фаз, розрізняючи активну та видиму потужність, а також щоденне накопичення.

На рис. 3.5 показано історичне споживання протягом 30 днів.



Рис. 3.5. Історія 30 -денного споживання з щоденним накопиченням

Крім того, на рис. 3.6 показано 60-денну історію споживання, що показує споживання за тиждень. Щоб продемонструвати роботу розумного лічильника енергії в більш комерційній системі управління, він також контролювався за допомогою програмного забезпечення для управління SNMP, під назвою Horus NMS.



Рис. 3.6. Історія споживання 60 днів із накопиченням за тиждень

Horus NMS здатне керувати будь-яким обладнанням, яке підтримує SNMP, шляхом попередньої реєстрації параметрів, наданих обладнанням за допомогою цього протоколу. Розроблене обладнання має повну підтримку цього протоколу, включаючи надсилання тривог у разі їхнього виникнення.

За допомогою інструменту Horus NMS був створений графічний інтерфейс користувача для візуалізації інформації в режимі реального часу з використанням відповідних циферблатів та покажчиків для цієї функції.

### 3.2. Аналіз даних для прогнозування споживання електроенергії

Для формування середньострокового споживання електроенергії на рівні області використано інформацію постачальника обласного рівня. Дані було зведено на основі статистики споживання 17 районів та міста обласного центру. Зведена таблиця показників енергоспоживання наведена на рис. 3.7.

Date	Region 1	Region 2	Region 3	Region 4	Region 5	Region 6	Region 7	Region 8	Region 9	Region 10	Region 11	Region 12	Region 13	Region 14	Region 15	Region 16	Region 17	Region 18	District
2018-01	3839240	6536363	5746874	6329894	4753590	6223396	3583158	3484072	6615492	3065071	2327993	4780598	1387506	36824059	10531879	6950568	8241656	3204059	124425468
2018-02	3567131	5745178	5159659	5734527	4374627	5656771	3340704	3095781	5957159	2820328	2113797	4347055	1229666	34787383	9784004	6445025	7635822	2912917	114707534
2018-03	3948809	6158469	5477766	6152337	4827524	6167168	3479594	3200489	6434212	2974344	2260376	4651372	1409867	37323123	10408479	7007444	8175422	3056300	123110395
2018-04	2787788	5121830	4104084	4568547	3436163	4839226	2926994	2414886	5039795	2264809	1918972	3603235	1157676	27423752	7993694	5072645	5644998	2507527	92826621
2018-05	2593811	5110245	3793653	4747617	2620269	4649568	2864919	2302449	4803698	2184626	1696327	3628163	1115345	28086945	7810982	4841961	5508775	2412324	90772127
2018-06	2567126	4938038	3827148	4787478	2429925	4672778	2853494	2197485	4651308	2184779	1674589	3441364	1012140	27320214	7928432	4705852	5388429	2299651	88880230
2018-07	2661758	5376950	4057478	5174948	2991563	4886767	2873766	2620414	4789546	2427708	1660089	3782699	1035026	27730813	8215921	5396794	5963541	2493681	94139462
2018-08	2717117	5843117	4321004	5170645	2995216	5053867	3050962	2516697	4960492	2486497	1720542	3858560	1134454	29269105	8454577	5447071	6208800	2552545	97761268
2018-09	2586780	5723429	3930802	4712263	3062146	4818354	2912744	2567585	4785131	2287439	1735970	3749155	1014709	27825973	7954739	5161690	5596582	2499368	92924859
2018-10	3189447	6472758	4720153	5889721	3538711	5463972	3161914	3496097	5473722	2902227	1903080	4531788	1156308	31741429	9589466	6184134	6775672	2802551	108993150
2018-11	3573683	6572480	5048572	6263603	3964305	6037608	3465457	3669152	6083309	3034965	2053390	4644241	1234156	35049931	10435722	6823259	7504653	3004461	118462947
2018-12	3611633	6932728	5990299	6947664	5071260	6886057	3883940	3673338	7042367	3425713	2274482	5295171	1399085	39571404	11370020	7535746	8495230	3336263	132742402
2019-01	4175343	6889741	6485496	7104400	5284624	6728219	3813254	3599142	7200110	3542561	2338592	5265489	1457367	38703674	11232848	7822686	8729580	3454477	133827603
2019-02	3135170	6070978	4933185	5928799	3681570	5917497	3339894	2979701	5824710	2895169	1987919	4562602	1127207	34370016	9416193	6673938	7215698	2985648	113091394
2019-03	3032111	5815015	5078478	5806567	4417233	5752489	3394990	2979233	6051703	2739767	2094405	4666557	1270417	34125490	9706798	6399918	7123530	3067742	113520943
2019-04	2832349	5384650	4111445	5327933	3890356	4880259	3059795	2565875	5498958	2532444	1959989	4208979	1187051	30694011	8427605	5808409	6722555	2733942	101826605
2019-05	2643205	4864070	4096237	4727330	3667442	4835882	3008920	2385145	5143879	1653453	1738735	3755954	1168630	29382617	8420243	5356706	5819627	2639573	95307648
2019-06	2417847	5004404	3834122	4662234	3420310	4767325	2813065	2171942	4739266	1973323	1803007	3571942	1015116	28183072	7730930	5085575	5294664	2527239	91015383
2019-07	2275775	5357320	4047257	5174146	3614434	4962692	2973155	2546142	4889508	2550825	1802870	3853270	1049151	27798533	8565800	5379780	5690219	2617000	95186451
2019-08	2618900	5414075	4208249	5182920	2883929	4738355	3062560	2546142	5024182	2579731	1820426	3851371	1082412	28692936	8458386	5279635	5632569	2652312	95729090
2019-09	2650794	5383110	4237096	5530144	3328243	4475061	2904795	2452334	4920731	2642767	1761786	3736899	1051773	28131657	8200598	5039047	5816827	2612898	94876560
2019-10	3089639	6150825	4772806	6508475	3797469	5350394	3272796	3411527	5587111	2750966	1931298	4530622	1110668	31250001	9373413	6383173	6923757	2878021	109072961
2019-11	3414225	6019200	4720847	6752812	4272999	5697616	3326361	3230063	6013503	2720757	2057990	4790425	1194546	34433584	9899769	6498541	7393499	3004794	115441531
2019-12	3812709	6441950	5525967	6778674	4809320	6343670	3604340	3373311	6684903	2770780	2262477	4298745	1368549	37855961	10670300	7062192	8207321	2935735	124806904
2020-01	3816215	5902585	6237279	6059420	3803468	5592803	3822984	2627659	6923533	2449543	2319048	4925547	1401079	37997198	10926736	6517920	7222449	3343487	121888953
2020-02	3452935	5823500	5405131	5762081	4414664	5377412	3412355	2598452	6001038	2650999	1984330	4759154	1284102	36064538	10431872	6361771	6670417	3118102	115932853
2020-03	3064130	5716100	5177620	5433314	3995014	5487996	3350785	3056513	6133470	2549379	1980479	4533606	1278668	33308814	10342570	6623312	6706606	3076770	111764606

Рис. 3.7. Дані для прогнозування енергоспоживання на рівні області

Оскільки, у зведеній таблиці (рис. 3.7) наведено споживання електроенергії на рівні районів, то для визначення споживання на рівні області потрібно просумувати дані споживання кожного з них. За це відповідає колонка «District». Дані для прогнозування споживання взято за період 2018-2020 роки включно. Графіки споживання на рівні районів та області показано відповідно на графіках рис. 3.8. та рис.3.9.

Для побудови графічного відображення та в подальшому прогнозування споживання електроенергії використано мову програмування Python. Програмний

код візуалізації часового ряду даних за районами та областю наведено у лістингу 3.1.

### Лістинг 3.1. Програмний код візуалізації вхідних даних

```

import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from statsmodels.graphics.tsaplots import plot_acf
from statsmodels.graphics.tsaplots import plot_pacf
from statsmodels.stats.diagnostic import kstest_normal
from statsmodels.tsa.api import ExponentialSmoothing,
SimpleExpSmoothing, Holt
"""Reading data"""
#Reading 'Time series of international airline passengers'
ts = pd.read_csv('.Real_Data_all.csv',
                parse_dates=True, index_col='Date')
"""Visualization"""
#Plot of 'Time series of electricity consumption by regions'
plt.figure(figsize=(12,8))
plt.plot(ts[ts.columns[:17]])
plt.title('Часові ряди енергоспоживання районами')
plt.legend()
plt.ylabel('Кількість спожитої електроенергії, кВт')
plt.xlabel('Час')
plt.grid()
plt.show()
"""Visualization"""
#Plot of 'Time series of electricity consumption by district'
plt.figure(figsize=(12,8))
plt.plot(ts['District'])
plt.title('Часовий ряд енергоспоживання на рівні області')
plt.legend(loc='best')
plt.ylabel('Кількість спожитої електроенергії, кВт')

```

```
plt.xlabel('Час')
plt.grid()
plt.show()
```

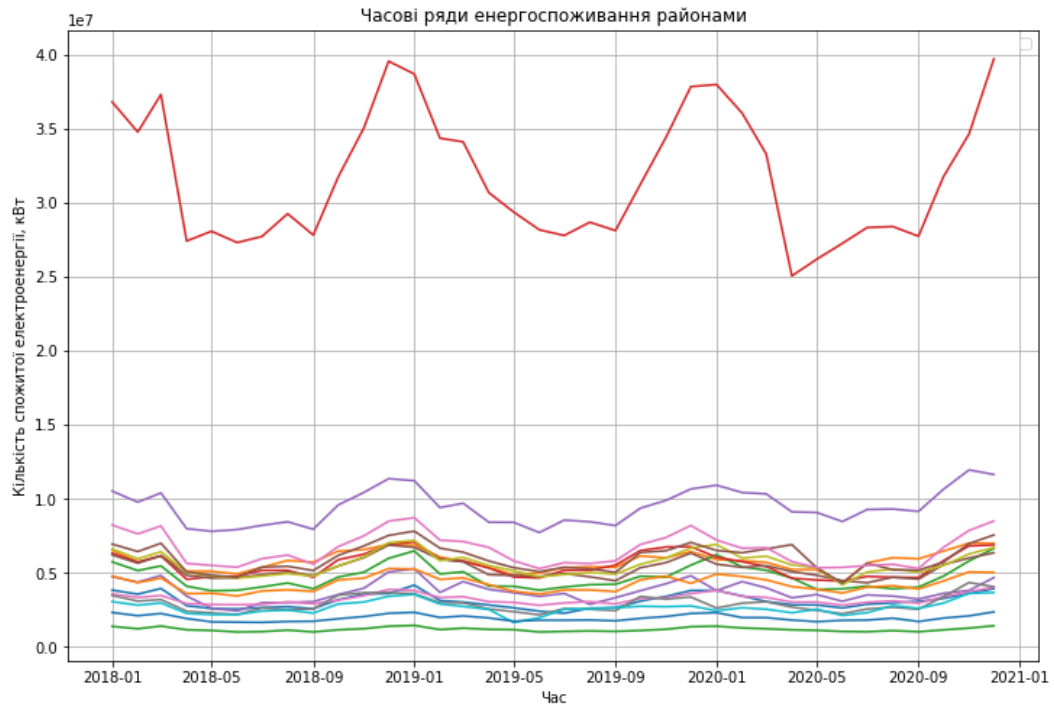


Рис. 3.8. Графіки енергоспоживання за районами

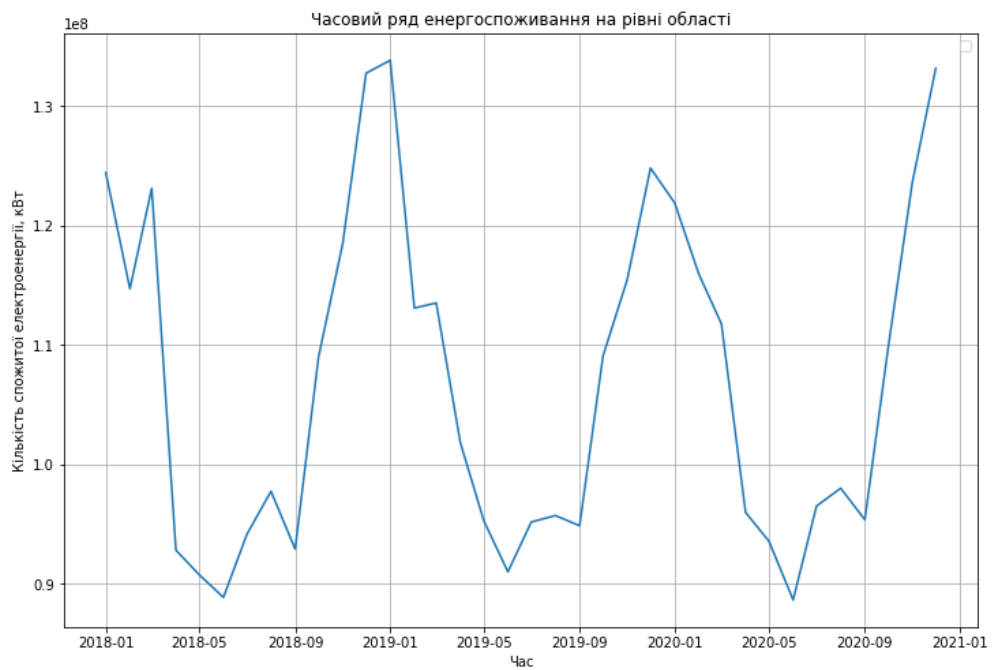


Рис. 3.9. Споживання енергоспоживання на рівні області

Наступний крок полягає у перевірці часового ряду, наведеного на рис. 3.9, на стаціонарність та визначення періоду, сезонної складової і тренду.

### 3.3. Дослідження та аналіз характеристик часового ряду енергоспоживання на рівні області

Для вирішення задачі прогнозування енергоспоживання на рівні області потрібно визначити період, сезонну і трендову складову часового ряду. Для цього реалізовано програмний код, який формує періодограму (лістинг 3.1).

#### Лістинг 3.1. Визначення періоду у часовому ряді

```
import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from scipy.signal import periodogram

"""Reading data"""
#Reading 'Time series of beer production at the USA'
ts = pd.read_csv('Region.csv',
parse_dates=True, index_col='Date')

"""Periodogram"""
#Calculating periodogram (power density spectrum by period) of
time series.
ts_periodogram = periodogram(ts['Region'])
#Plotting ts_periodogram (power density spectrum by frequency)
plt.plot(ts_periodogram[0], ts_periodogram[1], color='green')
plt.xlabel('Frequency')
plt.ylabel('Power spectrum density')
plt.title('Periodogram of time series vs. Frequency')
plt.grid()
plt.show()
#Plotting ts_periodogram (power density spectrum by time)
plt.plot(1/ts_periodogram[0], ts_periodogram[1])
plt.xlabel('Time (month)')
```



```

plt.ylabel('Power spectrum density')
plt.title('Periodogram of time series vs. Time (monthes)')
plt.grid()
plt.show()
#Period of seasonality of time series
ts_seasonality_period = int(1/ts_periodogram[0][np.argmax
(ts_periodogram[1])])
print('#####')
print('Period of seasonality of time series =',
      ts_seasonality_period)
print('#####')

```

У результаті виконання лістингу 3.1, одержано періодограму (рис. 3.10), що представляє собою матрицю, яка містить інформацію про частоту та амплітуду синусоїди у часовому ряді.

Index	Type	Size	Value
0	Array of float64	(19,)	[0. 0.027...
1	Array of float64	(19,)	[9.86864911e-17 1... 7.38 ...

Рис. 3.10. Періодограма часового ряду енергоспоживання

Окрім цього, програмний код лістингу 3.3 дозволив визначити характеристику сезонної складової часового ряду, що дорівнює 12 і показано на рис. 3.11.

```

#####
Period of seasonality of time series = 12
#####

In [39]:

```

Рис. 3.11. Визначення періоду сезонної складової

Періодограма, що показує залежність між спектральною щільністю і частотою показано на рис. 3.12.

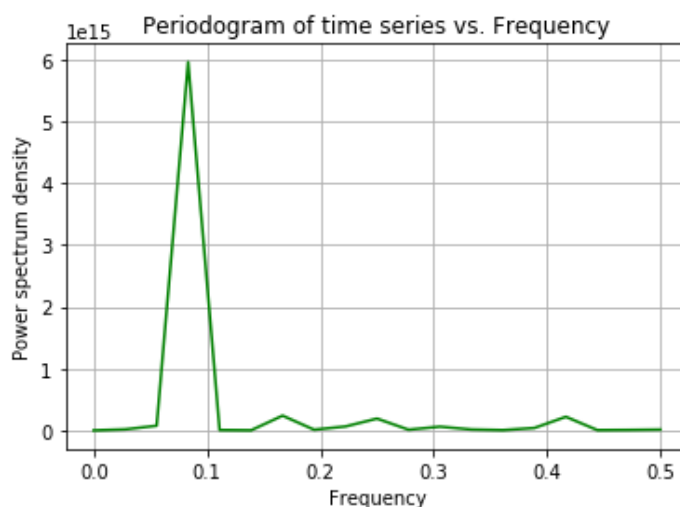


Рис. 3.12. Періодограма часового ряду в залежності від частоти

Періодограму часового ряду у часі представлено на рис. 3.13.

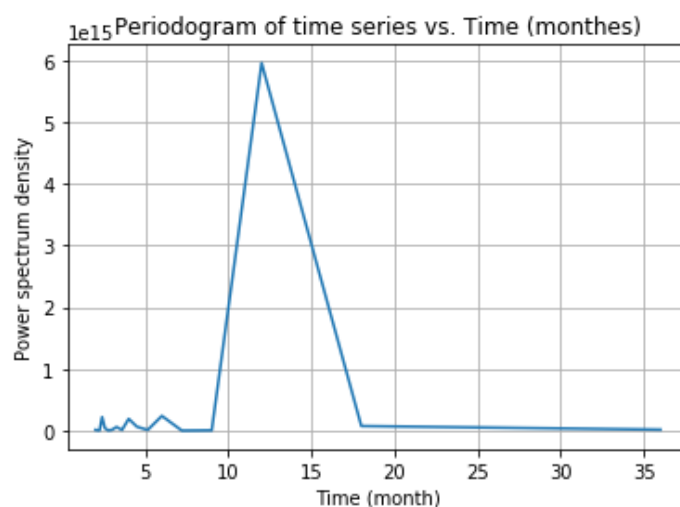


Рис. 3.13. Періодограма часового ряду у часі

Наступний етап дослідження часового ряду полягає у виявленні сезонної і трендової складової. Для цього спочатку побудуємо модель адитивної суміші. Програмно реалізацію адитивної моделі для виявлення тренду, сезонності та залишків показано у листингу 3.2.

### Лістинг 3.2. Програмна реалізація адитивної моделі

```
#Creating and fitting additive model:  $Y[t] = Trend[t] + Seasonal[t] + Residual[t]$ .
add_decomp = seasonal_decompose(ts, model='additive')
#Decomposition
add_trend = add_decomp.trend
add_seasonality = add_decomp.seasonal
add_residuals = add_decomp.resid
#Removing 'NaN' from 'add_residuals'
add_residuals.dropna(inplace=True)
```

Для наглядності і чіткості вираження компонентів адитивної моделі реалізовано програмний код, який наведено у лістингу 3.3.

### Лістинг 3.3. Візуалізація адитивної моделі часового ряду

```
plt.subplot(411)
plt.plot(ts)
plt.grid()
plt.title('Time Series')
plt.subplot(412)
plt.plot(add_trend)
plt.grid()
plt.title('Additive Trend')
plt.subplot(413)
plt.plot(add_seasonality)
plt.grid()
plt.title('Additive Seasonality')
plt.subplot(414)
plt.plot(add_residuals)

plt.grid()
plt.title('Additive Residuals')
plt.tight_layout()
plt.show()
```

Графічне представлення адитивної моделі та оригінального часового ряду показано на рис. 3.14.

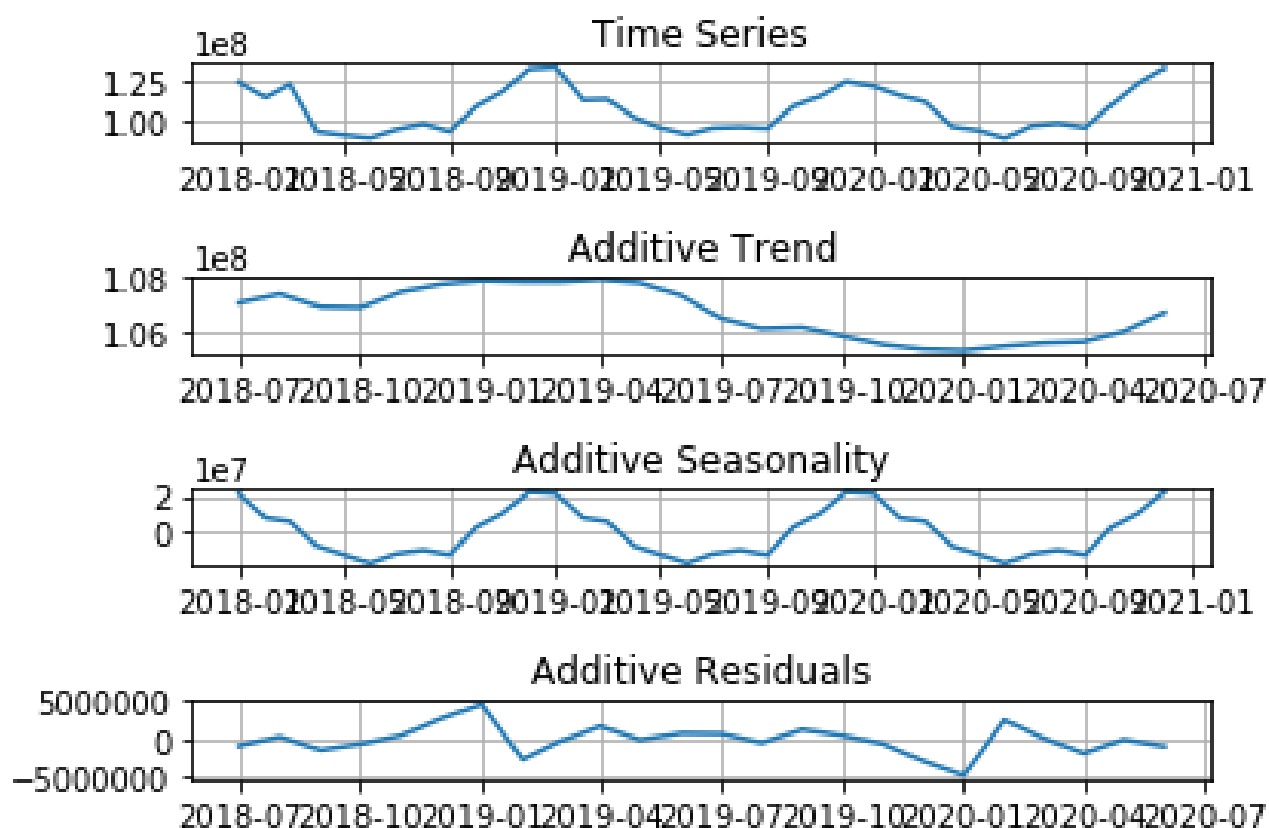


Рис. 3.14. Результати виявлення тренду, сезонної складової та залишків на основі адитивної моделі

Подібно до виявлення сезонної компоненти, тренду та залишків часового ряду енергоспоживання на основі адитивної моделі, було проведено їхній аналіз із застосуванням мультиплікативної моделі. Графічний вигляд результатів виявлення компонентів мультиплікативної моделі показано на рис. 3.15, а відносно похибка MAPE при оцінюванні залишків адитивної і мультиплікативної моделі становить відповідно 1.32% та  $9.47 \cdot 10^{-7}\%$ .

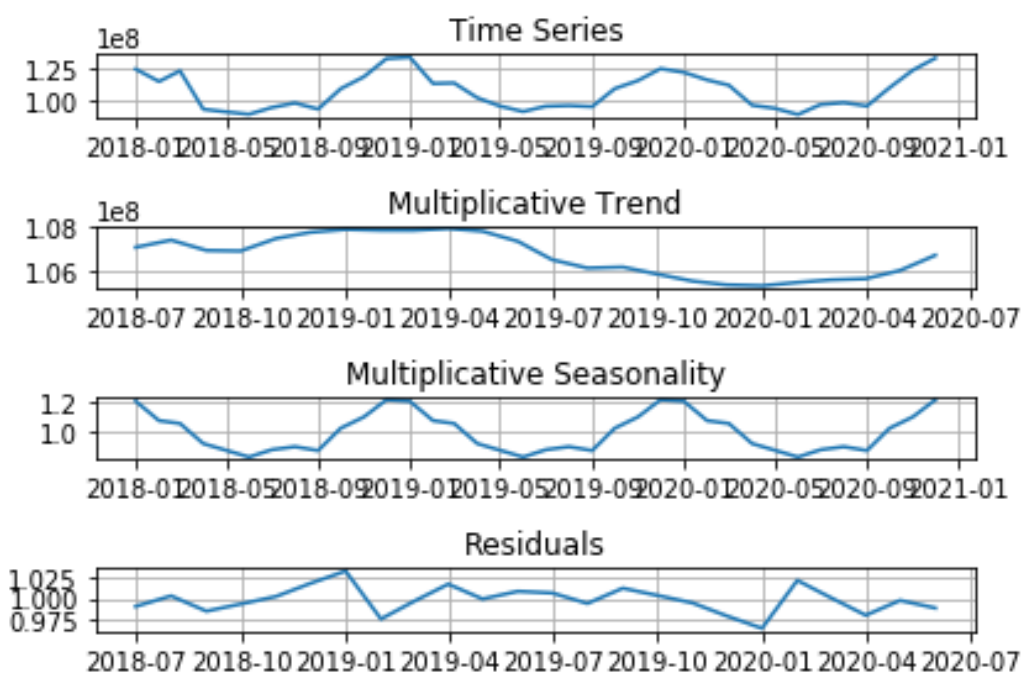


Рис. 3.15. Результати виявлення тренду, сезонної складової та залишків на основі мультиплікативної моделі

Накладені графіки оригінального часового ряду і адитивної моделі показано на рис. 3.16, а мультиплікативної – на рис. 3.17.

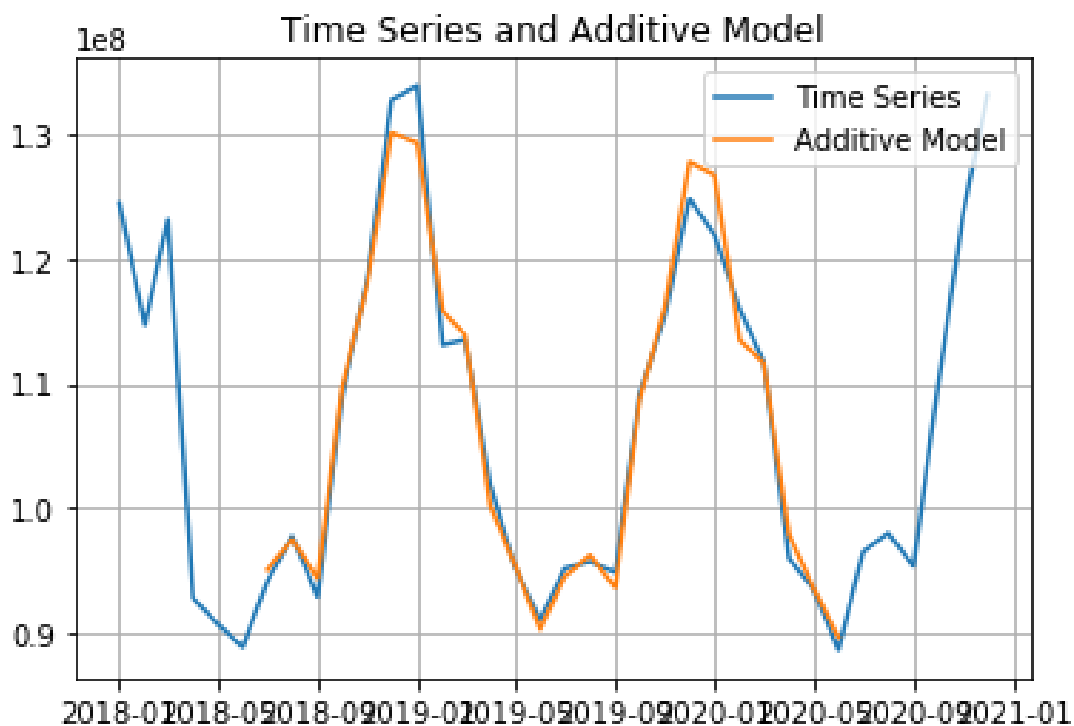


Рис. 3.16. Оригінальний часовий ряд та адитивна модель

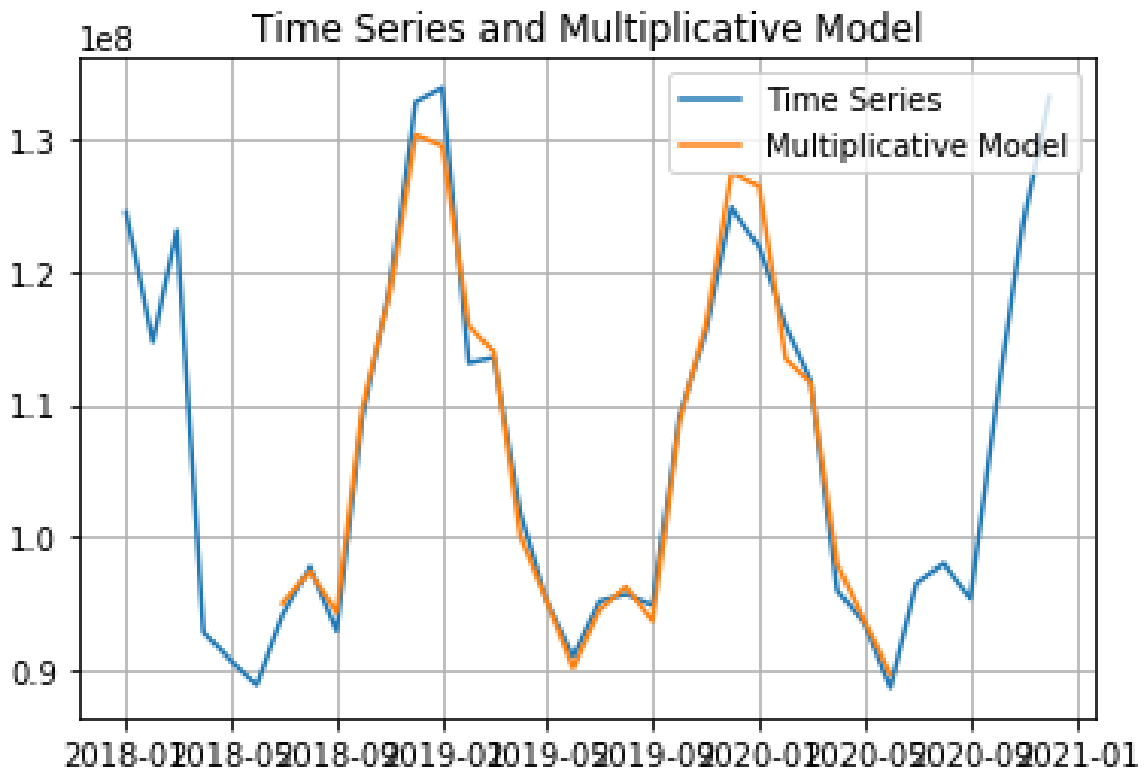


Рис. 3.17. Оригінальний часовий ряд та мультиплікативна модель

Наступний крок при побудові системи автоматизованого прогнозування середньострокового енергоспоживання на рівні області полягає у реалізації деяких екземплярів, розглянутих у розділі 2 моделей.

3.4. Побудова моделей прогнозування енергоспоживання на рівні області та порівняння результатів моделювання

Перед тим, як перейти до безпосередньої програмної реалізації моделей прогнозування, проведемо аналіз доцільності їх застосування на різні часові проміжки: короткострокові, середньострокові, довгострокові.

З точки зору практики при виборі моделей прогнозування користуються евристичними даними, які наведені у табл. 3.1.

Таблиця 3.1

## Застосування моделей для різних типів прогнозу

	Тип прогнозу		
	Короткостроковий	Середньостроковий	Довгостроковий
Регресія	+/-	+/-	+
Нейронні мережі	+	+	+
ARIMA	+	+-	-
Експоненційне згладжування	+/-	+	-

Виходячи з результатів, наведених у табл. 3.1, доцільно орієнтуватися на підхід нейронних мереж та моделі експоненційного згладжування.

## 3.4.1. Моделі на основі експоненційного згладжування

Перед тим, як перейти власне до програмування моделей прогнозування споживання енергоспоживання потрібно створити навчальну і тестову вибірку та визначити горизонт прогнозування, який у даному випадку буде рівний 12 та відповідати одному періоду. Для цього реалізовано програмний код, який представлений у лістингу 3.4.

## Лістинг 3.4. Формування навчальної і тестової вибірки для прогнозування

```

"""Creating training time series and test time series"""
#Horizon of test
test_horizon = 12
#Creating training time series
ts_train = ts[:-test_horizon]
#Creating test time series
ts_test = ts[-test_horizon:]
y_test = ts_test.values.flatten()

```

Однією з моделей прогнозування є модель на основі ковзного середнього. Можлива програмна реалізація цієї моделі наведена у лістингу 3.5.

### Лістинг 3.5. Модель прогнозування на основі ковзного середнього

```

"""Time series forecast based on Moving Average"""
#Setting 'w' size of the moving window
w = 12
#Copy
forecast_1 = ts_test.copy()
#Forecasting
forecast_1['Forecast'] =
ts_train['Region'].rolling(window=w).mean().iloc[-1]
y1_pred = forecast_1.Forecast.values
#Plotting Training time series, Test time series and Moving
Average Forecast
plt.figure(figsize=(8,3))
plt.plot(ts_train['Region'], label='Training time series')
plt.plot(ts_test['Region'], label='Test time series')
plt.plot(forecast_1['Forecast'], label='Moving Average
Forecast')
plt.legend(loc='best')
plt.xlabel('Time')
plt.ylabel('Region')
plt.title('Training time series, Test time series, Moving Average
Forecast')
plt.grid()
plt.show()
#Calculation of MAPE, %
mape_1 = 100 * np.mean(np.abs((y1_pred - y_test) / y_test))

```

У результаті виконання програмного коду лістингу 3.6 одержано графічне представлення результатів прогнозування на основі ковзного середнього, що показано на рис. 3.18.



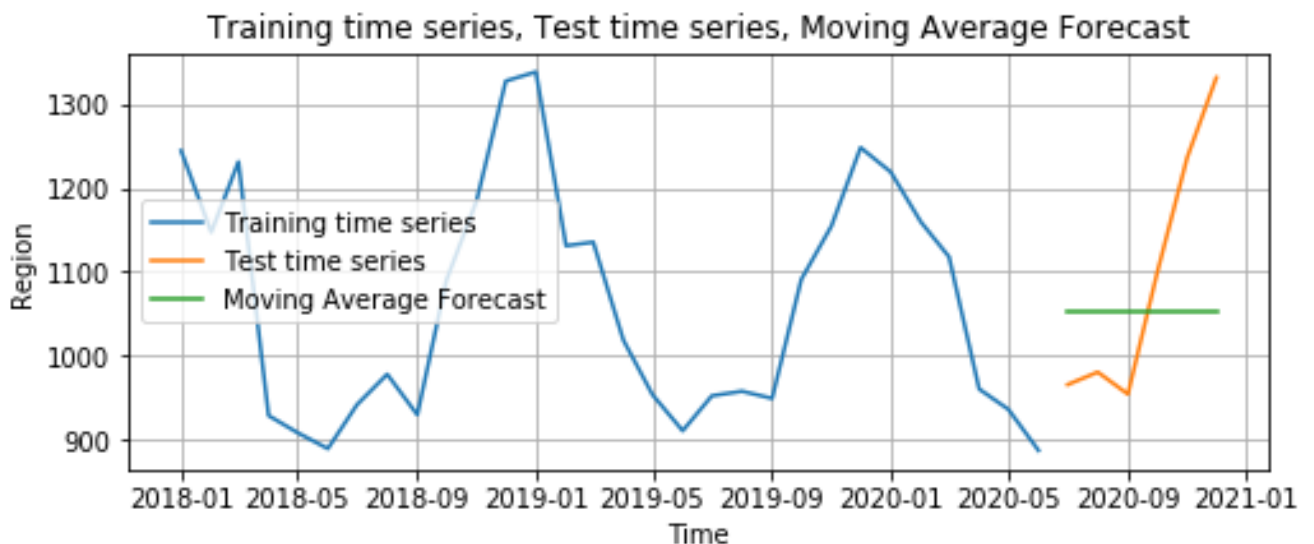


Рис. 3.18. Результат прогнозування на основі ковзного середнього

Реалізація моделі прогнозування споживання електроенергії на рівні області наведена у лістингу 3.6.

#### Лістинг 3.6. Модель на основі експоненційного згладжування

```

"""Time series forecast based on Exponential Smoothing"""
#Setting 'alpha' parameter
alpha = 0.05
#Copy
forecast_2 = ts_test.copy()
#Fitting
es2 =
SimpleExpSmoothing(np.asarray(ts_train['Region'])).fit(smoothing_1
evel=alpha,optimized=False)
#Forecasting
forecast_2['Forecast'] = es2.forecast(len(ts_test))
y2_pred = forecast_2.Forecast.values
#Plotting Training time series, Test time series and Exponential
Smoothing Forecast
plt.figure(figsize=(8,3))
plt.plot(ts_train['Region'], label='Training time series')

```

```

plt.plot(ts_test['Region'], label='Test time series')
plt.plot(forecast_2['Forecast'], label='Exponential Smoothing
Forecast')
plt.legend(loc='best')
plt.xlabel('Time')
plt.ylabel('Region')
plt.title('Training time series, Test time series, Exponential
Smoothing Forecast')
plt.grid()
plt.show()

#Calculation of MAPE, %
mape_2 = 100 * np.mean(np.abs((y2_pred - y_test) / y_test))

```

Результат виконання лістингу 3.8 представлено на рис. 3.19.

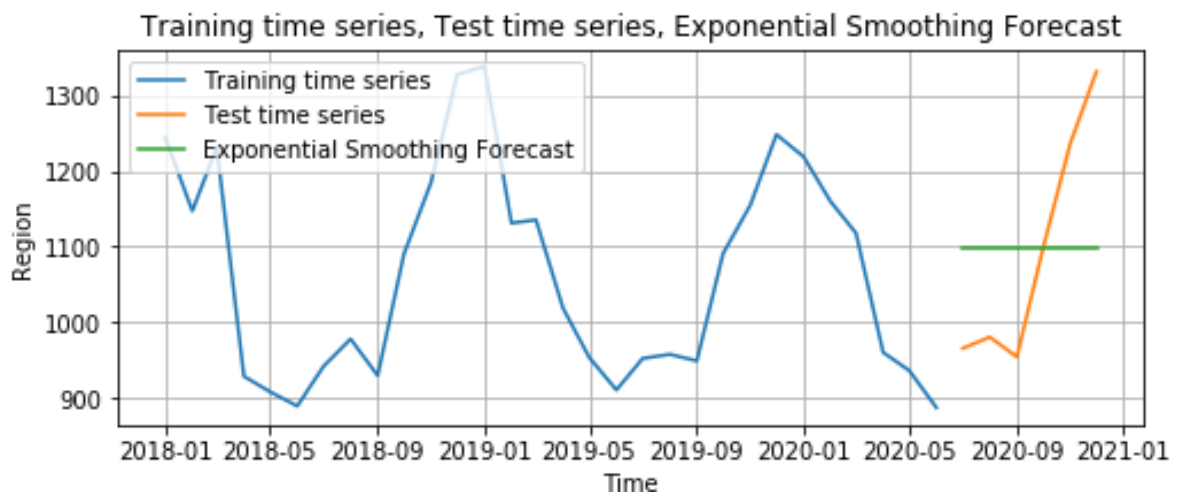


Рис. 3.19. Результат прогнозування на основі експоненційного згладжування

Наступні експерименти стосуються реалізації різновидів моделей Холта-Вінтерса, зокрема:

- з адитивним лінійним трендом та адитивною сезонною складовою;
- з адитивним лінійним трендом та мультиплікативною сезонною складовою;

Приклад програмної реалізації моделі Холта-Вінтерса показано у лістингу 3.7, а результати прогнозування за допомогою цієї моделі представлено на рис. 3.20 та рис. 3.21.

### Лістинг 3.7. Приклад реалізація моделі Холта-Вінтерса

```

"""Time series forecast based on
Holt's model with additive linear trend"""
#Setting 'alpha' and 'delta' parameters
alpha = 0.16
delta = 0.1
#Copy
forecast_3 = ts_test.copy()
#Initialization and fitting exponential smoothing with
additive linear trend -
#Holt's model with additive linear trend
es3 = Holt(ts_train['Region']).fit(smoothing_level=alpha,
                                   smoothing_slope=delta, optimized=False)
#Forecasting
forecast_3['Forecast'] = es3.forecast(len(ts_test))
y3_pred = forecast_3.Forecast.values

```

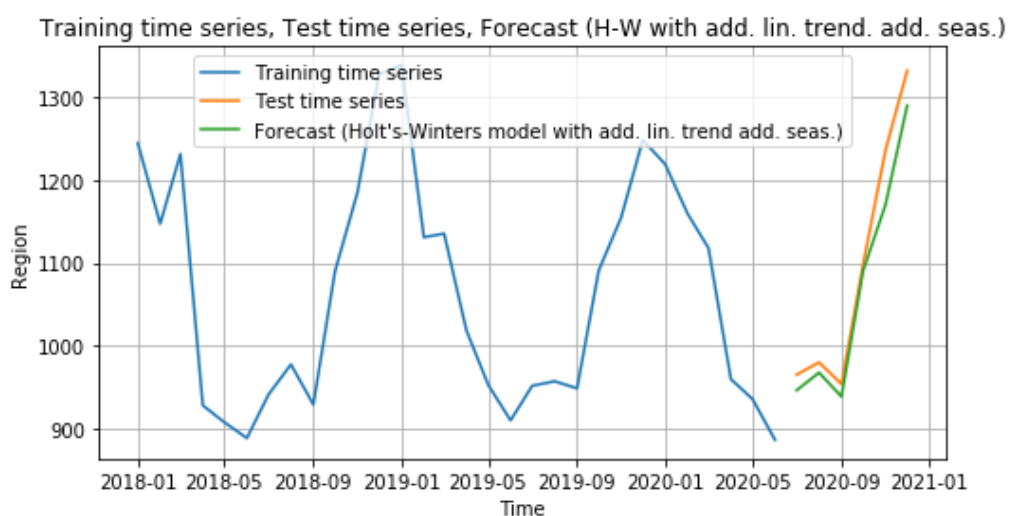


Рис. 3.20. Результат прогнозування на основі моделі Холта-Вінтерса з адитивним лінійним трендом та адитивною сезонною складовою

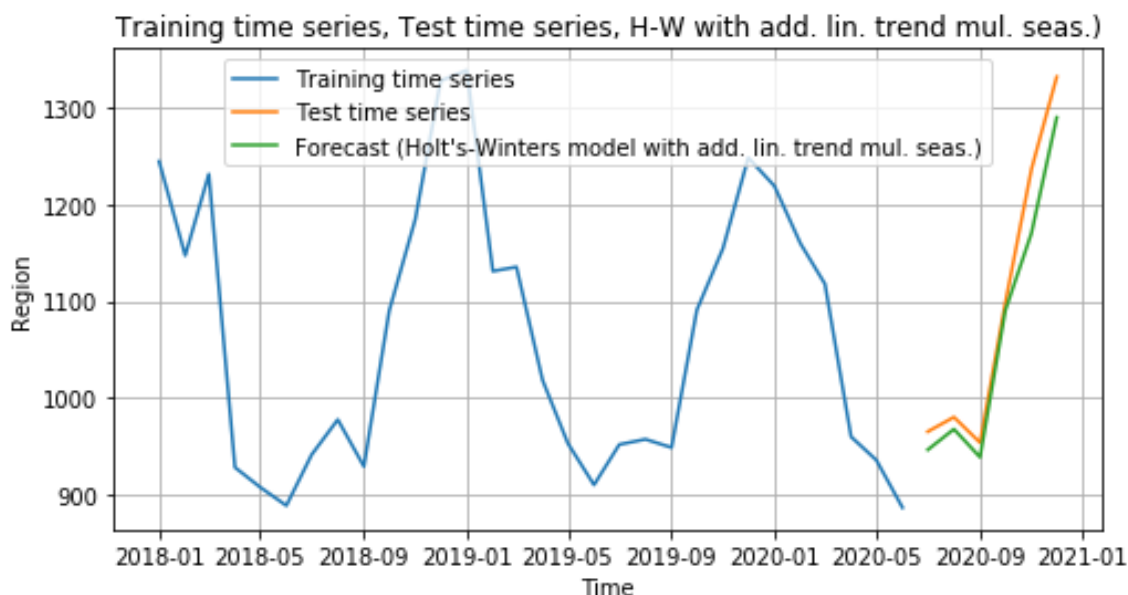


Рис. 3.21. Результат прогнозування на основі моделі Холта-Вінтера з адитивним лінійним трендом та мультиплікативною сезонною складовою

Результати, щодо точності результатів прогнозування показників енергоспоживання на основі метрики MAPE, що характеризує похибку прогнозу наведено у табл. 3.2.

Таблиця 3.2

**Оцінки ефективності моделей прогнозування енергоспоживання на основ експоненційного згладжування**

№	Модель	MAPE, %
1	Ковзного середнього	11.54
2	Експоненційне згладжування	12.45
3	Модель Холта-Вінтера з адитивним лінійним трендом	10.60
4	Модель Холта-Вінтера з адитивним лінійним трендом та адитивною сезонною складовою	3.30
5	Модель Холта-Вінтера з адитивним лінійним трендом та мультиплікативною сезонною складовою	3.30

### 3.4.2. Моделі на основі нейронних мереж

В якості нейромережевих моделей для прогнозування середньострокового енергоспоживання на рівні області обрано:

- згорткову нейронну мережу;
- багат шаровий перцептрон.

Згорткова нейронна мережа і її структура мовою програмування Python наведена у лістингу 3.8.

Лістинг 3.8. Згорткова нейронна мережа для прогнозування енергоспоживання

```

"""Time series forecast based on CNN model"""
#Creating CNN model
model = Sequential()
model.add(Conv1D(filters=64,                                kernel_size=8,
activation='relu', input_shape=(h,1)))
model.add(MaxPooling1D(pool_size=1))
model.add(Flatten())
model.add(Dense(50, activation='relu'))#50
model.add(Dense(h))
model.compile(optimizer='adam', loss='mse')

#Fitting
model.fit(x_train, y_train, epochs=100, verbose=0)

#Prediction
predict = model.predict(x_test, verbose=0)

```

Горизонт прогнозування прийнятий на рівні 12, кількість шарів становить 5, один з яких згортковим, два прихованих і один вихідний.

Результат прогнозування за допомогою цієї згорткової нейронної мережі показано на рис. 3.22.

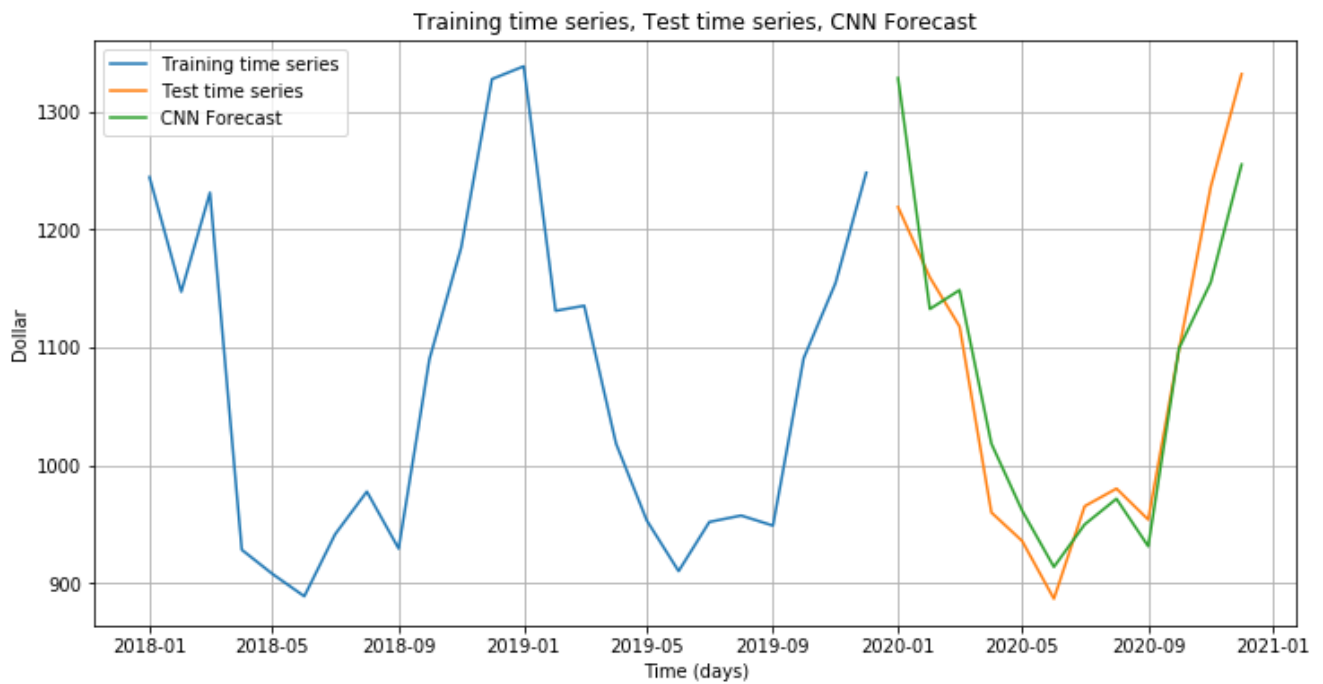


Рис. 3.22. Результати прогнозування з використанням згорткової нейронної мережі

Програмний код реалізації багатoshарового перцептрона показано у лістингу 3.9.

#### Лістинг 3.9. Прогнозування на основі багатoshарового перцептрона

```

"""Time series forecast based on MLP model"""
#Initialization MLP model
estimator = MLPRegressor()
#Fitting
estimator.fit(x_train, y_train)
#Prediction
predict = estimator.predict(x_test)
"""Visualization of forecast"""
#Copy
forecast = ts_test.copy()
#Preparing
forecast['Forecast'] = predict.transpose()
y_pred = forecast.Forecast.values

```

Результат прогнозування з використанням MLP показаний на рис. 3.23.

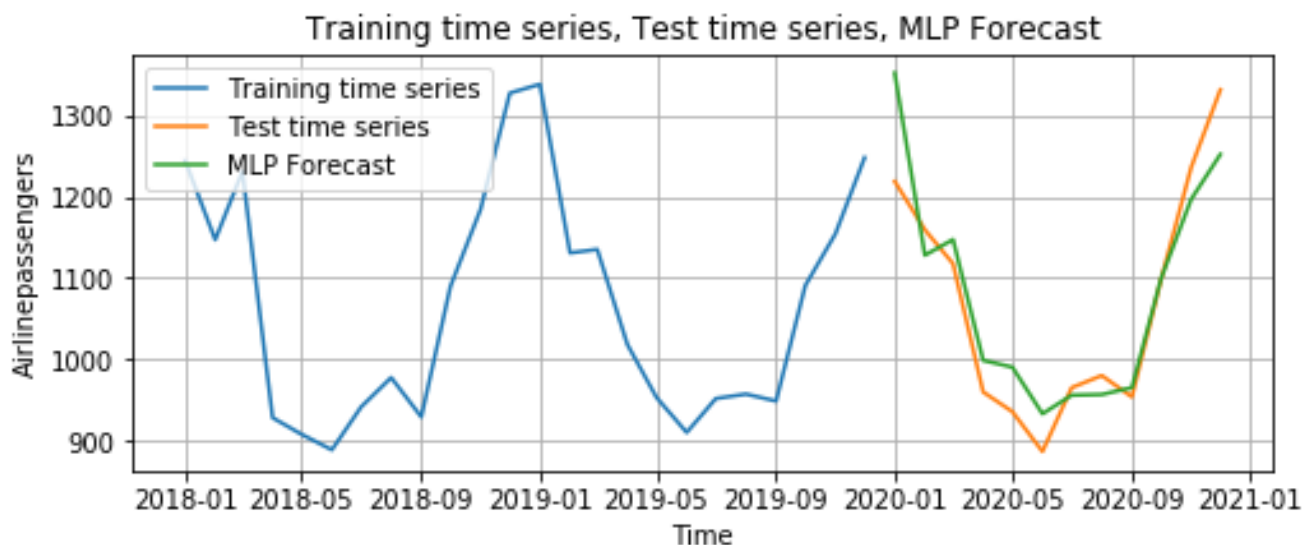


Рис. 3.23. Результати прогнозування енергоспоживання на основі багатосарового перцептрона

Точність результатів прогнозування на основі нейромережових моделей зведено у табл. 3.3.

Таблиця 3.3

### Ефективність нейромережових моделей при прогнозуванні енергоспоживання

№	Модель	MAPE, %
1	Модель згорткової нейронної мережі	3.59
2	Модель багатосарового перцептрона	3.76

У даному розділі одержано наступні результати:

1. Спроектовано структурну схему включення інтелектуального лічильника обліку електроенергії та наведено результати його роботи, що доводить доцільність його використання для оптимізації електроспоживання та накопичення статистики для прогнозування майбутнього електроспоживання на рівні окремого споживача.

2. Досліджено особливості даних енергоспоживання на рівні області (помісячно за три роки) та програмно реалізовано процедури виявлення характеристик часового ряду щодо споживання електроенергії на рівні області, що дало можливість встановити період, яка становить 12.

3. Програмно реалізовано моделі прогнозування, що базуються на експоненційному згладжуванні і встановлено, що найбільш ефективними серед них є модель Холта-Вінтерса з адитивним лінійним трендом та адитивною сезонною складовою, а також модель Холта-Вінтерса з адитивним лінійним трендом та мультиплікативною сезонною складовою, а відносна похибка прогнозу MAPE становить 3,3%.

4. Експериментально перевірено застосування нейромережевого підходу до прогнозування споживання електроенергії, зокрема на основі згорткової нейронної мережі та багатошарового перцептронну, що дало можливість встановити похибку прогнозування MAPE на рівні 3,59% і 3,76% відповідно.



## РОЗДІЛ 4

## ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА В НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ

## 4.1. Охорона праці

У кваліфікаційній роботі магістра розроблено метод і програмний засіб автоматизованого збору та прогнозування середньострокового енергоспоживання на рівні області. Оскільки, проектування засобу прогнозування середньострокового енергоспоживання проводиться на ПК, то важливим аспектом роботи користувача є його безпека. У зв'язку з цим, необхідно проаналізувати і врахувати вимоги і норми охорони праці, а також правила техніки безпеки при використанні електронно-обчислювальних засобів і периферійних пристроїв. На сьогодні основним нормативним документом, який визначає і регламентує норми і правила експлуатації електронно-обчислювальної техніки є НПАОП 0.00-7.15-18 «Вимоги щодо безпеки та захисту здоров'я працівників під час роботи з екранними пристроями» [26]. Правила встановлюють вимоги безпеки до обладнання робочих місць операторів ЕОМ.

НПАОП 0.00-7.15-18 є обов'язковим для виконання роботодавцями, операторами електронно-обчислювальних машин, операторами комп'ютерного набору, операторами комп'ютерної верстки та працівників інших професій, які у своїй роботі застосовують ЕОМ з ВДТ і ПП [26].

Згідно НПАОП 0.00-7.15-18 електронно-обчислювальні засоби повинні відповідати вимогам чинних в Україні стандартів і пройти державну санітарно-епідеміологічну експертизу у Порядку проведення державної санітарно-епідеміологічної експертизи.

З метою забезпечення електробезпеки користувачів ПК при проектуванні «розумного лічильника» для збору даних про енергоспоживання необхідно, щоб комп'ютери і периферійні пристрої відповідали I-му класу захисту, або були заземленими відповідно до вимог НПАОП 40.1-1.32-01. Неприпустимим є

використання клем функціонального заземлення для підключення захисного заземлення [23].

При організації робочих місць користувачів розробленої системи середньострокового енергоспоживання, необхідно забезпечити дотримання вимог щодо їх розташування, зокрема відстань робочого місця від стіни повинна складати 1 м, а відстань між робочими місцями повинна становити 1,7 м. Площа, яка виділяється на одне робоче місце, обладнане ПК становить –  $\geq 6.0 \text{ м}^2$ , а об'єм –  $\geq 20 \text{ м}^3$  [23].

При виборі кімнат для розміщення робочих місць ПК враховано ступінь відбиття світла на екранах дисплеїв, яке проходить через вікна і яке може викликати значне осліплення в тих, хто сидить перед ними, особливо влітку та в сонячні дні. Тому, ПК і оргтехніка розміщені біля стін, які не знаходяться біля вікон або навпроти них [26].

Оскільки, при незадовільному освітленні знижується продуктивність праці користувачів ПК, і можливі негативні впливи на здоров'я такі, як короткозорість, швидка втомленість, тому всі приміщення, які облаштовані робочими місцями з ПК, мають природне і штучне освітлення. Не допускається розташування робочих місць з ПК в підвальних приміщеннях [26].

Робочі місця з ПК при виконанні творчої роботи, яка потребує значної розумової концентрації, зокрема при формуванні та аналізі вхідних даних щодо енергоспоживання, ізолювано одне від одного перегородкою висотою 1,6 м [24]. Поверхня підлоги у приміщеннях повинна бути оздоблена керамічною плиткою і бути рівною та зручною для очищення та вологого прибирання.

Штучне освітлення у приміщеннях повинно бути виконано у вигляді комбінованої системи освітлення з використанням люмінесцентних джерел світла у світильниках загального освітлення, які розташовувати над робочими поверхнями у рівномірно-прямокутному порядку. Штучне освітлення забезпечує на робочих місцях з ПК освітленість 300 – 500 Лк [24].

Для запобігання засвітленню екранів ПК прямими світловими потоками лінії світильників розташовані з достатнім бічним зміщенням відносно рядів робочих

місце, а також паралельно до світлових отворів. При цьому кожне вікно повинно мати світлорозсіюючі штори з коефіцієнтом відбивання 0,7 [23].

У приміщенні також необхідно забезпечити і природне освітлення, при цьому на кожному вікні закріплені жалюзі з вертикальними ламелями, що регулюються для зменшення прямого попадання сонячного світла на екран комп'ютерів.

З метою запобігання нещасним випадкам та організації охорони праці на виробництві розробляються інструкції з охорони праці і техніки безпеки при використанні комп'ютерної техніки. Дія інструкції поширюється на всі структурні підрозділи установи [27].

До роботи на ПК допускаються особи, які пройшли спеціальне навчання, медичне обстеження, вступний інструктаж з охорони праці, інструктаж на робочому місці та інструктаж з пожежної безпеки [27].

З ергономічної точки зору, при розташуванні елементів робочого місця враховано наступні фактори [26]:

- простір для розміщення користувача;
- можливість огляду елементів робочого місця;
- можливість огляду простору за межами робочого місця;
- можливість робити записи, розміщення документації і матеріалів, які використовує користувач.

При проектуванні апаратної і програмної складової системи збору та прогнозування енергоспоживання на рівні області проведено аналітичний огляд чинних вимог з охорони праці і техніки безпеки та відповідно враховано їх, що дозволило забезпечити зручні умови для ефективної роботи користувачів спроектованої системи.

#### 4.2. Вплив стихійних лих, аварій (катастроф) та їх наслідки

До стихійних лих та аварій належать землетруси, зсувні процеси, лісові та польові пожежі, снігопади й ожеледі, смерчі і шквальні вітри тощо. Для зменшення загрози життю і здоров'ю людей, запобігання матеріальним та економічним

збиткам у підприємницькій діяльності необхідно знати причини виникнення, динаміки розвитку та характеру вражаючих факторів природних надзвичайних ситуацій.

Характерними для території України є бурі та урагани. Нерівномірність нагрівання атмосфери призводить до зміни атмосферного тиску і, як наслідок, викликає загальну циркуляцію повітря в атмосфері, що і зумовлює особливості клімату, погоду, можливість та частоту виникнення метеорологічних надзвичайних ситуацій [13]. Область зменшеного атмосферного тиску з мінімумом в центрі називається циклоном. Циклон у діаметрі досягає декількох тисяч кілометрів. Циклони формують похмуру із сильними вітрами погоду. Антициклон - це область підвищеного атмосферного тиску з максимумом в центрі. Антициклон характеризується малохмарною, сухою погодою та слабкими вітрами.

Бурі та урагани виникають під час циклонів. Швидкість вітру біля земної поверхні перевищує 20 м/с і може досягати 100 м/с. небезпека цих явищ природи створюється внаслідок динамічного навантаження від потоку повітряних мас. Руйнування будівель, споруд та інших об'єктів, ураження людей відбувається внаслідок дії швидкісного напору повітря, що викликає значний тиск на об'єкти.

Для характеристики сили вітру часто користуються 12-ти бальною шкалою Бофорта, яка ґрунтується на характерних наслідках дії вітру на земній поверхні (табл. 4.1).

Таблиця 4.1

#### Шкала Бофорта

Бали	Швидкість вітру м/с	Характеристика вітру	Наслідки дії вітру
0	0-0,5	штиль	листя на деревах не ворухиться, дим із димарів піднімається вертикально
1	0,5-1,7	тихий	дим трохи відхиляється, вітер майже не відчувається

## Продовження таблиці 4.1

Бали	Швидкість вітру м/с	Характеристика вітру	Наслідки дії вітру
2	1,7-3,3	Легкий	відчувається слабкий вітерець
3	3,3-5,2	слабкий	гойдаються дрібні гілки
4	5,2-7,4	помірний	піднімається пилюка, гойдаються гілки середньої товщини
5	7,4-9,8	чималий	гойдаються тонкі дерева і товсті гілки, на воді утворюються брижі
6	9,8-12	сильний	гойдаються товсті стовбури дерев
7	12,0-15,0	дуже сильний	гойдаються великі дерева, тяжко йти проти вітру
8	15,0-18,0	надзвичайно сильний	ламаються товсті стовбури дерев
9	18,0-22,0	шторм	руйнуються легкі будівлі, паркани
10	22,0-25,0	сильний шторм	руйнуються досить міцні будівлі, вітер вириває дерева з корінням
11	25,0-29,0	жорстокий шторм	значні руйнування, перекидаються вагони, автомобілі
12	понад 29	ураган	руйнуються цегляні будинки, кам'яні огорожі

Бурі поділяють на вихрові, пилові і потокові (на морі шторм) - сила вітру 9-11 балів, швидкість вітру 20-32 м/с викликає пошкодження будівель, вириває дерева з корінням, перевертає машини, крани, руйнує повітряні лінії зв'язку та лінії електропередач. Ураження людей відбувається внаслідок пошкодження будов, перевертання машин та механізмів, падіння дерев. 6 квітня 2000 р. в 6-ти областях України буря пошкодила лінії електромереж, в результаті чого були знеструмлені

906 населених пунктів у Львівській, Закарпатській, Івано-Франківській, Чернівецькій, Миколаївській та Волинській областях.

Ураган – сила вітру 12 балів, швидкість вітру 32-60 м/с, деколи до 100 м/с - руйнує та спустошує все на своєму шляху. За своїм пагубним впливом урагани не поступаються землетрусам. У Пакистані 13 жовтня 1970 р в районі Бенгальської затоки від урагану загинуло близько 1 млн. осіб, територія зазнала величезних руйнувань.

Для забезпечення безпеки під час бурі та урагану оголошується "Штормове попередження". За цим повідомленням, обмежується вихід у море плавзасобів, закріплюються по "штормовому" баштові крани та інші будівельні механізми великих габаритів, обмежується рух транспортних засобів, припиняється заготівля лісу, польові роботи та ін. Крім того на підприємствах запобіжні заходи передбачають укріплення споруд, будівель, прибирання або закріплення предметів, які можуть травмувати людей, вживають заходів для збереження техніки.

У приватних будинках, квартирах та у виробничих приміщеннях щільно зачиняють двері, вікна. З дахів, лоджій, балконів забирають предмети, які від поривів вітру можуть впасти вниз і травмувати людей. Предмети, які знаходяться у дворах, закріплюють або заносять у приміщення.

Бурю (ураган) може супроводжувати гроза. При цьому необхідно уникати ситуацій, за яких зростає вірогідність ураження блискавкою.

Передбачення та попередження про бурю (ураган) здійснюється гідрометеослужбою за допомогою сучасних приладів, в т. ч. метеорологічних супутників, які фіксують виникнення надзвичайних метеорологічних явищ, після чого розраховується можливий напрямок їх переміщення, ймовірна потужність і час підходу до певного району. Повідомляються про наближення урагану (бурі) адміністративні органи областей, районів, штаби цивільної оборони, сільськогосподарські, лісогосподарські і промислові об'єкти. Місцеві органи влади повідомляють населення, а керівники підприємств і штаби ЦО - працівників. Це дозволяє вчасно привести в готовність формування цивільної оборони, провести

попереджувальні роботи у зонах можливої дії урагану чи бурі та ефективно ліквідувати наслідки стихійного лиха.

У районі урагану, бурі, смерчу формування цивільної оборони і населення повинні бути готовими до:

- проведення евакуації населення і матеріальних цінностей із небезпечних районів;
- рятування людей;
- розшуку і звільнення потерпілих із-під зруйнованих будівель і споруд;
- надання першої медичної допомоги і доставки їх у лікувальні установи;
- гасіння пожеж;
- ліквідації аварій на виробничих об'єктах і комунально-енергетичних мережах.

Висновки.

Отже, для того, щоб уникнути та зменшити фактори негативного впливу від негативних чинників стихійних лих і катастроф необхідно дотримуватись визначених правил і норм. В першу чергу, населення, що перебуває у зоні стихійного лиха повинно адекватно реагувати і мати можливість отримати інформацію про штормове попередження. Керівництво підприємств та організацій повинно чітко дотримуватись вказівок відповідальних за цивільних захист для збереження матеріальних цінностей та життя і здоров'я працівників.

## ВИСНОВКИ

Основні результати, одержані у кваліфікаційній роботі магістра полягають в наступному:

1. Проведено аналіз особливостей споживання електроенергії побутовими споживачами та визначено класи основних електропристроїв, що дало можливість визначити потенційні шляхи оптимізації та прогнозування енергоспоживання.

2. Проаналізовано сучасний стан виробництва електроенергії в Україні, визначено основні джерела та особливості її генерації, встановлено важливість розвитку зеленої енергетики і побудови MicroGrid, що дало змогу в перспективі забезпечити ефективність енергоменеджменту.

3. Проведено аналіз сучасних тенденцій проектування комп'ютерних систем у сфері управління енергетичними ресурсами і встановлено, що доцільними та ефективними технологіями їхнього проектування є використання IoT пристроїв, як кінцевих пристроїв та пристроїв керування у відповідних мережах комунікації.

4. Проаналізовано підходи до прогнозування енергоспоживання і встановлено, що найбільш доцільним є застосування підходу аналізу і прогнозування часових рядів, що дає змогу враховувати різні аспекти, що впливають як на генерацію, так і на споживання електроенергії.

5. Обґрунтовано та спроектовано архітектуру інтелектуального лічильника електроспоживання до складу якого входять мікроконтролер для моніторингу трифазного споживання електроенергії, 24-розрядні аналогово-цифрові перетворювачі для моніторингу поточних сигналів та 10-розрядні аналого-цифрові перетворювачі для моніторингу показників напруги, що дало можливість забезпечити оптимізацію та прогнозування енергоспоживання та раціональної експлуатації підключених пристроїв.

6. Досліджено моделі прогнозування енергоспоживання на основі авторегресії, що дало можливість визначити їх як потенційно можливі та ефективні моделі при розв'язанні задач прогнозування споживання електроенергії, зокрема не короткотерміновий інтервал часу.



7. Проаналізовано особливості моделей, які використовують експоненційне згладжування, що дало змогу обґрунтувати їхнє застосування для вирішення задач середньострокового прогнозування із заданою точністю і стійкістю результатів.

8. Досліджено нейромережевий підхід до прогнозування енергоспоживання і підтверджено його ефективність незалежно від горизонту прогнозування, що дає змогу забезпечувати високу точність результатів прогнозування.

9. Спроековано структурну схему включення інтелектуального лічильника обліку електроенергії та наведено результати його роботи, що доводить доцільність його використання для оптимізації електроспоживання та накопичення статистики для прогнозування майбутнього електроспоживання на рівні окремого споживача.

10. Досліджено особливості даних енергоспоживання на рівні області (помісячно за три роки) та програмно реалізовано процедури виявлення характеристик часового ряду щодо споживання електроенергії на рівні області, що дало можливість встановити період, яка становить 12.

11. Програмно реалізовано моделі прогнозування, що базуються на експоненційному згладжуванні і встановлено, що найбільш ефективними серед них є модель Холта-Вінтерса з адитивним лінійним трендом та адитивною сезонною складовою, а також модель Холта-Вінтерса з адитивним лінійним трендом та мультиплікативною сезонною складовою, а відносна похибка прогнозу MAPE становить 3,3%.

12. Експериментально перевірено застосування нейромережевого підходу до прогнозування споживання електроенергії, зокрема на основі згорткової нейронної мережі та багатошарового перцептронну, що дало можливість встановити похибку прогнозування MAPE на рівні 3,59% і 3,76% відповідно.

## СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Building the firmware - NodeMCU Documentation. URL: <https://nodemcu.readthedocs.io/en/dev/en/build/> (дата звернення 10.10.2021 р.).
2. Familiar B. Microservices, IoT, and Azure . 2015. 212 с.
3. Jamthe S. IoT Disruptions: The Internet of Things. Innovation & Jobs. 58 p.
4. IoT Hub REST | Microsoft Docs [Електронний ресурс] URL: <https://docs.microsoft.com/en-us/rest/api/iothub/?redirectedfrom=MSDN> (дата звернення 16.10.2021 р.).
5. IoT-шлюзы: автоматизация производства на уровне Индустрии 4.0 - Control Engineering Russia URL: [http://www.controlengrussia.com/internet-veshhej/iot\\_gateways/](http://www.controlengrussia.com/internet-veshhej/iot_gateways/) (дата звернення 15.10.2021 р.).
6. IoT: від «розумних» лампочок до передових технологій виробництва / Новини / IT українською URL: <http://it-ua.info/news/2016/06/21/iot-vd-rozumnih-lampochok-do-peredovih-tehnology-virobnictva.html> (дата звернення 18.11.2021 р.).
7. MQTT with NodeMCU – IoT Bytes URL: <https://iotbytes.wordpress.com/mqtt-with-nodemcu/> (дата звернення 18.10.2021 р.).
8. Pfister C. Getting started with Internet of Things. Maker Media, Inc. 2011. 322 p.
9. Waher P. Learning Internet of Things. Packt Publishing. 2015. 286 p.
10. What is Azure Event Hubs and why use it | Microsoft Docs URL: <https://docs.microsoft.com/en-us/azure/event-hubs/event-hubs-what-is-event-hubs>. (дата звернення 19.10.2021 р.).
11. Автоматизация бизнес-процесів підприємства. URL: [http://stud.com.ua/37085/ekonomika/avtomatizatsiya\\_biznes\\_protsesiv\\_pidpriyemstva](http://stud.com.ua/37085/ekonomika/avtomatizatsiya_biznes_protsesiv_pidpriyemstva) (дата звернення 20.11.2021 р.).
12. Основные сведения о Stream Analytics | Microsoft Docs. URL: <https://docs.microsoft.com/ru-ru/azure/stream-analytics/stream-analytics-introduction> (дата звернення 01.10.2021 р.).

13. Подключаем устройства Intel для интернета вещей к Microsoft Azure IoT Suite. Блог компании Intel / Хабрахабр. URL: <https://habrahabr.ru/company/intel/blog/267815/> (дата звернення 01.11.2021 р.).

14. Sustainable Energy Management Solution-Grid Logic Solar City URL: <http://www.solarcity.com/commercial/sustainable-energy-solution> (дата звернення 10.06.2021 р.).

15. Fractal. URL: <https://en.wikipedia.org/wiki/Fractal> (дата звернення 11.06.2021 р.)

16. Mohn T. Microgrid Research Opportunities A look at the state of the art and what's needed. URL :<http://www.utexas.edu/research/cem/RODEO%20Pres/MOHN%20Presentation.pdf> (дата звернення 12.06.2021 р.)

17. Диспетчерська інформація УкрЕнерго. URL: <https://ua.energy/diyalnist/dyspetcherska-informatsiya/dobovuj-grafik-vyrobnytstva-spozhyvannya-e-e/> (дата звернення 14.06.2021 р.)

18. Луцків А.М., Волощук А.В., Мельник Ю.Р. Принципи організації розумних електричних мереж. Матеріали X міжнародної науково - технічної конференції молодих учених і студентів «Актуальні задачі сучасних технологій» (24-25 листопада 2021 р.) Тернопільського національного технічного університету імені Івана Пулюя. Тернопіль: ТНТУ. 2021. С. 104.

19. Яцишин В.В., Мельник Ю.Р., Волощук А.В. Компоненти комп'ютерної системи прогнозування поведінки руху автомобіля. Матеріали ІХ науково-технічної конференції Тернопільського національного технічного університету імені Івана Пулюя «Інформаційні моделі, системи та технології» (8-9 грудня 2021 року). Тернопіль: ТНТУ. 2021. С. 137.

20. Mazengia D.H. Forecasting Spot Electricity Market Prices Using Time Series Models: Thesis for the degree of Master of Science in Electric Power Engineering. Gothenburg, Chalmers University of Technology, 2008. 89 p.

21. Bengio, Y., Lamblin, P., Popovici, D., Larochelle, H. Greedy layer-wise training of deep networks. Adv. Neural. Inf. Process. Syst. 19. 2007. 153 p.

22. X.-W. Chen and X. Lin. Big Data Deep Learning: Challenges and Perspectives. IEEE Access, Vol.2. 2014. pp. 514–525.

23. Микитишин А.Г., Митник М.М., Стухляк П.Д. Телекомунікаційні системи та мережі. Тернопіль: Вид-во ТНТУ імені Івана Пулюя, 2016. 384 с.

24. Микитишин А.Г., Митник М.М., Стухляк П.Д. Комплексна безпека інформаційних мережевих систем: навчальний посібник. Тернопіль: Вид-во ТНТУ імені Івана Пулюя, 2016. 256 с.

25. Shirkhorshidi A. S. Big data clustering: a review. International Conference on Computational Science and Its Applications. Springer, Cham, 2014. pp. 707-720.

26. Kurasova O. Strategies for big data clustering/ O. Kurasova et al. // 2014 IEEE 26th International Conference on Tools with Artificial Intelligence. IEEE, 2014. pp. 740-747.

27. Катренко Л.А., Катренко А.В. Охорона праці в галузі комп'ютерингу. Львів: Магнолія-2006. 2012. 544 с.

28. Желібо Е.Н. Безпека життєдіяльності: Навчальний посібник Київ: «Каравела», Львів: «Новий світ - 2000», 2001. 320с.

Додаток А  
Тези конференцій

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ**  
Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя (Україна)  
Університет імені П'єра і Марії Кюрі (Франція)  
Маріборський університет (Словенія)  
Технічний університет у Кошице (Словаччина)  
Вільнюський технічний університет ім. Гедимінаса (Литва)  
Білоруський національний технічний університет (Республіка Білорусь)  
Міжнародний університет цивільної авіації (Марокко)  
Наукове товариство ім. Т.Шевченка

# **АКТУАЛЬНІ ЗАДАЧІ СУЧАСНИХ ТЕХНОЛОГІЙ**

**Збірник**  
тез доповідей  
**Том I**

**X Міжнародної науково-практичної  
конференції молодих учених та студентів**  
24-25 листопада 2021 року



**УКРАЇНА**  
**ТЕРНОПІЛЬ – 2021**

*Матеріали X Міжнародної науково-практичної конференції молодих учених та студентів  
«АКТУАЛЬНІ ЗАДАЧІ СУЧАСНИХ ТЕХНОЛОГІЙ» – Тернопіль 24-25 листопада 2021 року*

- |     |   |     |
|-----|---|-----|
| 14. | <b>Ю.З. Лещини, О.О. Марушак</b><br>КОМП'ЮТЕРНА СИСТЕМА ОБЧИСЛЕННЯ ФАЗОВИХ ПАРАМЕТРІВ<br>ФОНОКАРДІОСИГНАЛІВ   | 102 |
| 15. | <b>Ю.З. Лещини, В.Є. Петрусь</b><br>МЕТОДИ ТА ЗАСОБИ ПОБУДОВИ МУЛЬТИКАНАЛЬНОГО СЕРВЕРА<br>В СИСТЕМІ «РОЗУМНИЙ БУДИНОК»  | 103 |
| 16. | <b>А.М. Луцків, А.В. Волощук, Ю.Р. Мельник</b><br>ПРИНЦИПИ ОРГАНІЗАЦІЇ РОЗУМНИХ ЕЛЕКТРИЧНИХ МЕРЕЖ   | 104 |
| 17. | <b>І.А. Ляпандра, В.В. Івахів, В.С. Білоус</b><br>МЕТОДИ ТА ЗАСОБИ ОБРОБКИ ВЕЛИКИХ ДАНИХ  | 105 |
| 18. | <b>Є. В. Масталярчук</b><br>СИСТЕМИ РОЗВІДКИ КІБЕРЗАГРОЗ У СЬОГОДЕННІ   | 107 |
| 19. | <b>М.В. Оконський, С.А. Лупенко, А.М. Паламар</b><br>КОМП'ЮТЕРНА СИСТЕМА ДЛЯ МОНИТОРИНГУ<br>МЕТЕОРОЛОГІЧНИХ ПАРАМЕТРІВ НА ОСНОВІ IOT  | 109 |
| 20. | <b>А.Я. Осадца, Є.В. Тиш</b><br>МЕТОДИ ТА КОМП'ЮТЕРИЗОВАНІ ЗАСОБИ РОЗРОБКИ БЛОКУ<br>КЕРУВАННЯ ТА ІНДИКАЦІЇ ДВОДЗЕРКАЛЬНОЇ АНТЕНИ  | 110 |
| 21. | <b>О.А. Пастух, В.І. Васишин, Х.М. Демида</b><br>АНАЛІЗ РІВНІВ ЗРІЛОСТІ ВИМОГ ПРИ РОЗРОБЦІ ПРОГРАМНОГО<br>ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ  | 111 |
| 22. | <b>О.А. Пастух, Х.М. Демида, В.І. Васишин</b><br>ХАРАКТЕРИСТИКИ ЯКОСТІ ДАНИХ ПРИ ФУНКЦІОНУВАННІ<br>ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ З БАЗАМИ ДАНИХ І ЗНАНЬ                                  | 112 |
| 23. | <b>Т.В. Попко, Л.П. Яцишин, І.Р. Козбур, В.Р. Медвідь</b><br>ДОСЛІДЖЕННЯ АВТОМАТИЗОВАНОЇ СИСТЕМИ ПІДТРИМКИ<br>ПРИЙНЯТТЯ ОПТИМАЛЬНИХ РІШЕНЬ ЗА ДОПОМОГОЮ МЕТОДІВ<br>АНАЛІЗУ ІЄРАРХІЙ | 113 |
| 24. | <b>Р. Ремез, Ю. Околіта, Р. Трембач</b><br>ВИКОРИСТАННЯ ІМІТАЦІЙНОГО МОДЕЛЮВАННЯ ДЛЯ<br>УДОСКОНАЛЕННЯ РОБОТИ ТОРГІВЕЛЬНОГО ЦЕНТРУ   | 115 |
| 25. | <b>Д.В. Романов, Г.М. Осухівська, А.М. Паламар</b><br>СИСТЕМА УПРАВЛІННЯ ЗОВНІШНІМ ОСВІТЛЕННЯМ НА ОСНОВІ<br>ІНТЕРНЕТУ РЕЧЕЙ   | 117 |
| 26. | <b>В. І. Саламандра, В. А. Готович</b><br>ВИКОРИСТАННЯ ТЕХНОЛОГІЇ КОМП'ЮТЕРНОГО ЗОРУ ДЛЯ<br>СПРОЩЕННЯ АНІМАЦІЇ ПЕРСОНАЖІВ   | 118 |
| 27. | <b>Ю. М. Сеньків</b><br>ЛЮДСТВО – МАЛА ЧАСТИНА ВЕЛИКОГО ПРОЦЕСУ   | 119 |
| 28. | <b>І.І. Сех, М.Б. Герович, Л.В. Федисів, О.А. Пелешак</b><br>БАЗИ ДАНИХ АТАК ДЛЯ НАВЧАННЯ ТА ТЕСТУВАННЯ<br>ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ СИСТЕМ ВИЯВЛЕННЯ ВТОРГНЕНЬ                               | 121 |
| 29. | <b>А.В. Скренкович, І.В. Струтинська</b><br>ВЕБ АНАЛІТИКА – ЕФЕКТИВНИЙ ІНСТРУМЕНТ ЦИФРОВОЇ<br>АДАПТАЦІЇ БІЗНЕСУ   | 123 |
| 30. | <b>М. В. Солтис</b><br>ГНУЧКІ НАВИЧКИ ЯК ВАЖЛИВА ЧАСТИНА ІТ   | 124 |
| 31. | <b>І.В. Струтинська, Р.П. Зозуля</b><br>РЕОРГАНІЗАЦІЯ НАЦІОНАЛЬНОЇ СИСТЕМИ СТАТИСТИКИ –<br>ГАРМОНІЗАЦІЯ ЦИФРОВОГО РИНКУ УКРАЇНИ З РИНКАМИ ЄС  | 126 |

*Матеріали X Міжнародної науково-практичної конференції молодих учених та студентів  
«АКТУАЛЬНІ ЗАДАЧІ СУЧАСНИХ ТЕХНОЛОГІЙ» – Тернопіль 24-25 листопада 2021 року*

**УДК 004.031.42**

**Луцків А.М. канд. техн. наук, доцент, Волошук А.В., Мельник Ю.Р.**  
Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя

## **ПРИНЦИПИ ОРГАНІЗАЦІЇ РОЗУМНИХ ЕЛЕКТРИЧНИХ МЕРЕЖ**

**Lutskiv A.M. PhD, Assoc. Prof., Voloshchuk A.V., Melnyk Yu.R.**

## **PRINCIPLES OF SMART ELECTRICITY GRIDS ORGANIZATION**

Значне зростання рівня споживання електричної енергії спричинене рядом факторів. Найбільш вагомими серед них є збільшення чисельності населення та впровадження і використання нових типів обладнання. Це спричинило великі виклики як для енергетичної безпеки, так і для навколишнього середовища. Сьогодні існує потреба у тому, щоб споживачі могли відстежувати своє щоденне, місячне та щорічне використання енергоносіїв та розуміти стандарти споживання для кращої організації власного домогосподарства, досягнення фінансової та енергетичної ефективності.

З удосконаленням технології розумних мереж для кращого постачання електричної енергії, почали широко застосовувати розумний лічильник, що на відміну від типового класичного пристрою обліку енергії, володіє додатковими функціями. До таких функцій можуть належати управління розумним обладнанням, забезпечення двонаправленого зв'язку постачання і споживання електроенергії, що в свою чергу дозволяє інтегрувати користувачькі пристрої у розумну мережу з постачання та обліку споживання електрики.

Розумні лічильники є найбільш фундаментальними компонентами розумних електромереж. Крім того, лічильники, які використовуються з системою управління можуть бути застосовані для моніторингу та управління побутовою технікою та іншими пристроями відповідно до потреб користувачів. При цьому технічне рішення щодо організації та інтеграції «розумних лічильників» у єдину систему повинно забезпечувати ефективність та економічний ефект як для надавачів послуг, так і для кінцевих споживачів.

Ще однією важливою функцією «розумних» систем обліку електричної енергії є здатність моніторингу споживання енергоносіїв кінцевими користувачами, при цьому надаючи корисну інформацію щодо якості цієї енергії. Інформація, одержана з мережі розумних лічильників електричної енергії може використовуватися операторами для підвищення рівня енергопостачання, планування задіяних потужностей, управління попитом, а також контролю неінтрузивного навантаження.

Інтернет речей (IoT) стає надзвичайно популярним у сфері управління розумним розподілом та споживанням енергії при проектуванні різних сценаріїв функціонування розумних систем. Для кінцевих споживачів, як і для надавачів послуг, важливим є організація системи збору та прогнозування електронавантаження на мережі та відповідно споживання електричної енергії.

Розумна електрична мережа представляє собою не просто сукупність розумних лічильників, що використовується при виробництві і споживанні електроенергії. Для того, щоб запрацював весь комплекс, існують різні технології, які дозволяють інтегрувати, взаємодіяти та контролювати кожен окремий компонент мережі з визначеним рівнем якості постачання. Розумна електрична мережа надаватиме інформацію в режимі реального часу та майже миттєвий баланс попиту та пропозиції, а також двосторонній потік електроенергії і дані, що використовується для контролю всієї мережі.

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ  
ТЕРНОПЛЬСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ  
ІМЕНІ ІВАНА ПУЛЮЯ**

**МАТЕРІАЛИ**

**ІХ НАУКОВО-ТЕХНІЧНОЇ КОНФЕРЕНЦІЇ**

**«ІНФОРМАЦІЙНІ МОДЕЛІ,  
СИСТЕМИ ТА ТЕХНОЛОГІЇ»**



**8–9 грудня 2021 року**

**ТЕРНОПЛЬ  
2021**



<b>А.М. Луцків, Г.А. Абоах, Р.К. Рувімбо, В.М. Соболь</b> РОЗВ'ЯЗАННЯ ЗАДАЧ МАШИННОГО НАВЧАННЯ У СЕРЕДОВИЩАХ ІЗ РОЗПОДІЛЕНОЮ ПАМ'ЯТТЮ <b>A.M. Lutskiv, H.A. Aboah, R.K. Ruwimbo, V.M. Sobol</b> RESOLVING MACHINE LEARNING TASKS IN DISTRIBUTED MEMORY ENVIRONMENT	130
<b>С.В. Соленко, Р.О. Жаровський канд. техн. наук</b> МОЖЛИВОСТІ СЕРЕДОВИЩА PLUTUS PLAYGROUND ДЛЯ НАПИСАННЯ ТА ТЕСТУВАННЯ СМАРТ-КОНТРАКТІВ <b>S. Solenko, R. Zharovskiy Ph.D.</b> PLUTUS PLAYGROUND ENVIRONMENT CAPABILITIES FOR WRITING AND TESTING SMART CONTRACTS	131
<b>Д.В. Кунинець, Ю.З. Лещинин</b> ЗАСТОСУНОК ДЛЯ МОНИТОРИНГУ ДАНИХ РОЗУМНОГО БУДИНКУ <b>D. Kunynets, Ph.D. Yu. Z. Leshchyshyn</b> SMART HOME DATA MONITORING APPLICATION	133
<b>В. Хвостівський, Г. Осухівська, Л. Хвостівська</b> ПРОГРАМНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ СИСТЕМИ ОПРАЦЮВАННЯ МЕРЕЖЕВОГО ТРАФІКУ <b>V. Khvostivskyy, H. Osukhivska, L. Khvostivska</b> NETWORK TRAFFIC PROCESSING SYSTEM SOFTWARE	134
<b>Н. Шаблій, А. Шаблій</b> АНАЛІЗ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ МЕТОДІВ БІОМЕТРИЧНОЇ АУТЕНТИФІКАЦІЇ ЗА КЛАВІАТУРНИМ ПОЧЕРКОМ <b>N. Shabliy, A. Shabliy</b> ANALYSIS OF INFORMATION TECHNOLOGIES OF BIOMETRIC AUTHENTICATION METHODS KEYSTROKE DYNAMICS	135
<b>Н. Шаблій, А. Шаблій</b> АРХІТЕКТУРА ІНФОРМАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ БІОМЕТРИЧНОЇ АУТЕНТИФІКАЦІЇ ЗА КЛАВІАТУРНИМ ПОЧЕРКОМ <b>N. Shabliy, A. Shabliy</b> ARCHITECTURE OF BIOMETRIC AUTHENTICATION INFORMATION SYSTEM KEYSTROKE DYNAMICS	136
<b>В.В. Яцишин, Ю.Р. Мельник, А.В. Волощук</b> КОМПОНЕНТИ КОМП'ЮТЕРНОЇ СИСТЕМИ ПРОГНОЗУВАННЯ ПОВЕДІНКИ РУХУ АВТОМОБІЛЯ <b>V.V. Yatsyshyn, Yu.R. Melnyk, A.V. Voloshchuk</b> COMPONENTS OF COMPUTER SYSTEM FOR CAR MOVEMENT BEHAVIOR PREDICTION	137
<b>І.М. Митчик</b> ДО ПРОБЛЕМИ ТРАСУВАННЯ ПРОВОДОВОГО МОНТАЖУ <b>I.M. Mytchik</b> O A PROBLEM ON TRACING OF WIRE ASSEMBLING	138

УДК 004.383.8

**В.В. Яцишин канд. техн. наук, доцент, Ю.Р. Мельник, А.В. Волощук**  
(Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, Україна)

### **КОМПОНЕНТИ КОМП'ЮТЕРНОЇ СИСТЕМИ ПРОГНОЗУВАННЯ ПОВЕДІНКИ РУХУ АВТОМОБІЛЯ**

UDC 004.383.8

**V.V. Yatsyshyn PhD, Assoc. Prof., Yu.R. Melnyk, A.V. Voloshchuk**

### **COMPONENTS OF COMPUTER SYSTEM FOR CAR MOVEMENT BEHAVIOR PREDICTION**

Співставляючи дані про поведінку водія, одержаних з мобільного телефону та дані про витрату палива на терміналі OBD, потрібно перевірити фактори (індекси) поведінки водія, які впливають на витрату палива. Після одержання таких даних потрібно побудувати моделі прогнозування споживання палива з використанням алгоритмів машинного навчання. Модель прогнозування індивідуального споживання палива водіями на основі даних мобільного телефону може не тільки додатково покращити базу даних споживання палива в режимі реального часу з високою стійкістю до помилок, але й забезпечити технічну підтримку макроконтролю споживання енергії міським транспортом. Оскільки мобільні телефони не можуть безпосередньо отримати дані про споживання палива транспортними засобами, дані про поведінку водія, зібрані з мобільних телефонів, а також споживання палива, одержані із діагностичного сканера, потрібно порівняти та побудувати модель прогнозування споживання палива. У процесі побудови моделі були використані дані, одержані з мобільних телефонів (смартфонів) та діагностичних пристроїв. Після того, як буде побудована модель, можна передбачити масштабне споживання палива для дорожнього руху, використовуючи лише дані про поведінку водія, зібрані з мобільних телефонів. Архітектуру системи збору даних показано на рис. 1.

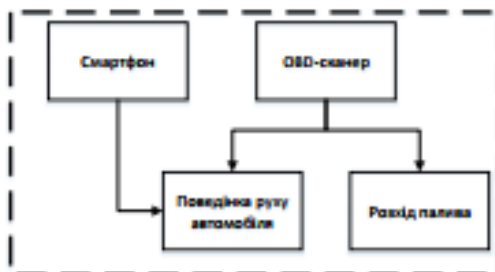


Рисунок 1. Підсистема збору даних витрат палива автомобілем

Для прогнозування витрат палива необхідно виконати наступні кроки.

Збір даних – інформація про поведінку водія або кількох водіїв, що може бути одержана за допомогою вбудованого GPS-пристрою, лінійного акселерометра, гіроскопа та інших сенсорів телефонів мобільного зв'язку. У той же час дані про витрати палива автомобіля в режимі реального часу потрібно одночасно одержувати за допомогою терміналів діагностичних пристроїв, які встановлені в автомобілі. Наступний крок полягає у визначенні важливих і тих параметрів, які впливають на розхід палива. Це можна зробити за допомогою порівняння та об'єднання даних мобільних телефонів та терміналів діагностичних пристроїв. Порівнюючи узгодженість та відмінність даних поведінки водія з двох пристроїв, можна добути індекси для прогнозування споживання палива автомобілем на основі даних мобільного телефону.