

НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
„КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ”

ФАКУЛЬТЕТ ЕЛЕКТРОНІКИ
КАФЕДРА ПРОМИЛОВОЇ ЕЛЕКТРОНІКИ

„На правах рукопису”
УДК 621.314

До захисту допущено
Завідувач кафедри

_____ Ю.С. Ямненко
(підпис) (ініціали, прізвище)

„_____” _____ 2018р.

МАГІСТЕРСЬКА ДИСЕРТАЦІЯ

зі спеціальності 8.05080202 Електронні системи
(код та назва напрямку підготовки або спеціальності)

на тему _____ Керування енергоспоживанням в SmartGrid

Виконав: студент 6 курсу, групи ДС-61М

_____ Палій Дмитро Михайлович _____
(прізвище, імя, по батькові) (підпис)

Науковий керівник проф. каф. ПЕ., проф., д.т.н. Терещенко Т.А. _____
(посада, вчене звання, науковий ступінь, прізвище та ініціали) (підпис)

Консультант: _____ проф., д.т.н. Терещенко Т.А. _____
(назва розділу) (вчені ступінь та звання, прізвище, ініціали) (підпис)

Рецензент _____ Михайлов С.Р. доц. каф. ЕПП к.т.н., доцент _____
(посада, вчене звання, науковий ступінь, прізвище та ініціали) (підпис)

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

Студент _____
(підпис)

Київ – 2018 року

навантажень енергоспоживання MicroGrid за рахунок керування навантаженнями та генераторами

6. Орієнтовний перелік ілюстративного матеріалу: представлений в презентації доповіді _____

7. Перелік публікацій. Основний зміст дисертаційної роботи відображено у 2 наукових працях, у матеріалах міжнародних конференцій „Електроніка-2018”, м. Київ та MEES 2017, м. Кременчуг (SCOPUS).

8. Консультанти розділів проекту

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Розділ 1-5	Терещенко Т.О.	01.09.17	01.09.17

9. Дата видачі завдання 01.09.17

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів виконання магістерської дисертації	Строк виконання етапів проекту	Примітка
1	Огляд задач та областей застосування MICROGRID	01.09.17-01.11.17	
2	Аналіз існуючих методів прогнозування і керування	01.11.17-01.02.18	
3	Розробка алгоритмів прогнозування енергоспоживання	01.02.18-01.03.18	
4	Розробка алгоритмів керування навантаженнями	01.03.18-1.04.18	
5	Розробка алгоритмів усунення пікових навантажень	1.04.18-1.05.18	
6	Розроблення стартап-проекту	1.05.18-13.05.18	
7	Інше	14.05.18-21.05.18	

Студент _____

(підпис)

(прізвище та ініціали)

Науковий керівник проекту _____

(підпис)

(прізвище та ініціали)

АНОТАЦІЯ

Робота складається з: 111 друкованих сторінок, 33 ілюстрацій, 21 таблиці, додатків та 72 джерел інформації.

Метою роботи є розробка алгоритмів керування навантаженнями та генераторами на базі прогнозу електроспоживання для усунення пікових навантажень та забезпечення надійності роботи системи.

Поставлені у роботі задачі вирішувалися шляхом проведення теоретичних досліджень та моделювання. Використано апарат математичного аналізу. Також застосовувались сучасні методи та програмні засоби комп'ютерного моделювання.

На базі проведеного огляду методів прогнозування енергоспоживання розроблено класифікацію моделей прогнозування та визначено їх переваги при застосуванні в MicroGrid.

Для визначення ефективності всіх моделей проведено порівняння погодинного прогнозу для трьох діапазонів.

Розроблена технічна реалізація прогнозування енергоспоживання в системі MicroGrid, що забезпечують координоване управління розподіленими енергоресурсами, засобами управління режимом і конфігурацією мережі. Визначено сценарії використання таких систем.

Дані результати можуть бути використані для застосування в локальних мережах MicroGrid а також в SmartGrid.

Основні наукові положення дисертації представлено в двох наукових публікаціях, одна з яких опублікована в міжнародній базі SCOPUS, друга – в матеріалах конференції «Електроніка 2018».

SUMMARY

The master's thesis consists of 111 printed pages, 33 illustrations, 21 tables, enclosure and 72 sources.

The purpose of work is development of load management algorithms and generators on the basis of the forecast of electricity consumption to eliminate peak loads and ensure the reliability of the system.

The tasks put in the work were solved by conducting theoretical studies and modeling. Used mathematical analysis device. Also, modern methods and software tools for computer simulation were used.

On the basis of the review of methods for forecasting energy consumption, the classification of forecasting models has been developed and their advantages in application in MicroGrid have been determined.

To determine the effectiveness of all models, a comparison of the hourly forecast for the three ranges was made.

The technical implementation of forecasting of energy consumption in the system of MicroGrid, which provides coordinated management of distributed energy resources, means of regime control and network configuration, is developed. Scenarios for using such systems are defined.

These results can be used for use on local networks of MicroGrid as well as in SmartGrid.

The main scientific provisions of the dissertation are presented in two scientific papers publications, one of which is published in the international base of SCOPUS, the second one - in the materials of the conference "Electronics 2018".

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ ТА УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ	5
РОЗДІЛ I. ОГЛЯД МЕТОДІВ ПРОГНОЗУВАННЯ ТА КЕРУВАННЯ ЕНЕРГОСПОЖИВАННЯМ В MICROGRID	11
1.1. Задачі та області застосування MicroGrid.....	11
1.2. Аналіз виробництва та споживання електроенергії в Україні ..	17
1.3. Методи прогнозування	19
1.4. Методи керування навантаженням в Microgrid.....	26
Висновки до першого розділу	33
РОЗДІЛ II. ПОРІВНЯННЯ МЕТОДІВ ПРОГНОЗУВАННЯ ЕНЕРГОСПОЖИВАННЯ	34
2.1. Вихідні дані для прогнозування	34
2.2 Статистичні моделі	37
2.3. Структурні моделі.....	43
2.4. Порівняння точності прогнозування енергоспоживання	49
Висновки до другого розділу	54
РОЗДІЛ III. КЕРУВАННЯ ЕНЕРГОСПОЖИВАННЯМ.....	55
3.1. Постановка задачі оптимізації	55
3.2. Оптимізація енергоспоживання та витрат для споживачів	57
3.3. Зменшення пікових навантажень.....	69
Висновки до третього розділу	81
РОЗДІЛ IV. ТЕХНІЧНА РЕАЛІЗАЦІЯ СИСТЕМИ ПРОГНОЗУ ТА КЕРУВАННЯ ТА ПРОГРАМНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ.....	82
4.1. Опис ПЗ.....	82
4.2. Технічна реалізація прогнозування енергоспоживання	86
4.3. Технічна реалізація керування споживанням та генерацією.....	88
РОЗДІЛ V. РОЗРОБКА СТАРТАП – ПРОЕКТУ	92

5.1. Опис ідеї проекту.....	94
5.2. Технологічний аудит ідеї проекту.....	95
5.3. Аналіз ринкових можливостей запуску стартап-проекту.....	95
5.4. Розроблення маркетингової програми стартап-проекту	98
ВИСНОВКИ.....	101
ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ.....	104

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ ТА УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ

АБ	–	акумуляторна батарея
АД	–	адміністратор ринку
ВДЕ	–	відновлювальних джерела енергії
РЕР	–	розподілені енергетичні ресурси
СК	–	система керування
ANN	–	Artificial Neural Networks
DMES	–	Daily Maximum Energy Scheduling
DAP	–	Data Aggregation Point
DC	–	Data Collector
DR	–	Demand Response
DSM	–	Demand Side Management
DOS- EUP	–	Device Operation Specific – Electricity Usage Plan
DEG	–	Distributed Energy Generation
DER	–	Distributed Energy Resources
DES	–	Distributed Energy Storage
DMES	–	Daily Maximum Energy Scheduling
DMES- SM	–	Daily Maximum Energy Scheduling – Smart Meter
DOA	–	Distributed Optimisation Algorithm
EUP	–	Electricity Usage Plan
ECS	–	Energy Consumption Scheduling
EMS	–	Energy Management System
ESDS	–	Energy Scheduling and Distributed Storage
ESS	–	Energy Storage System
FRP	–	Flat Rate Pricing
HAN	–	Home Area Network

HEM	–	Home Energy Management
IHD	–	In-Home Display
iHES	–	in-Home Energy Storage
LAN	–	Local Area Network
MILP	–	Mixed Integer Linear Programming
NAN	–	Neighbourhood Area Network
ND	–	Normal Demand
SM	–	Smart Meter
SMEM	–	Smart Microgrid Energy Management
TOU	–	Time-of-Use

ВСТУП

Необхідність точного прогнозування електроспоживання в системах MicroGrid обумовлена технічними і економічними причинами. З технічної точки зору прогнозування дозволить запобігати пікові навантаження та підвищити надійності енергосистеми. Економічні причини пов'язані з появою ринка електроенергії, при цьому зростає важливість прогнозування енергоспоживання учасників даного ринку. Відхилення фактичного споживання від заявлених значень більше певного відсотка призводить до покупки електроенергії з балансуєчого ринку за більшою ціною. Відхилення в меншу сторону теж карається оплатою недопоставленої електроенергії, яка визначається різницею між заявленим і фактичним споживанням за встановленими розцінками [1]. Складність прогнозу електроспоживання обумовлена наявністю великого числа споживачів і необхідністю обліку багатьох факторів, що впливають на споживання електроенергії (температура навколишнього повітря; ступінь освітленості; тривалість дня; день тижня; переходи з зимового на літній час і назад; наявність екстраординарних подій (катастрофи; масові акції) ; прогнози погодних умов; стан інших факторів, що впливають на зміну споживання відповідно до даних, отриманими в результаті обробки статистики споживання; плановане включенні / відключенні енергоємних виробництв) [1-4].

Вибір того чи іншого метода прогнозування є досить складною задачею, від рішення якої залежить як підвищення надійності системи MicroGrid так і уникання невідповідності попиту і пропозиції електроенергії.

Проблема привабливості інтелектуальної енергетики для споживачів полягає в принциповому розриві між потребою інтелектуальної енергетики в активній участі широкого класу споживачів в управлінні нею для забезпечення гнучкості та підвищення ефективності енергосистеми і нинішньою поведінкою споживачів, які не зацікавлені в участі в управлінні енергетикою і не розуміють,

навіщо і як вони могли б це робити. Необхідні такі нові рішення для споживачів, які змінили б їх поведінку, зробили б їх «інтелектуальними», активними учасниками управління енергетикою.

Актуальність теми. Актуальними проблемами MicroGrid є:

- планування роботи навантажень та генераторів;
- усунення пікових навантажень енергоспоживання MicroGrid за рахунок керування навантаженнями та генераторами;
- поліпшення екологічної обстановки завдяки збільшенню частки використання нетрадиційних джерел енергії.

Зв'язок з науковими програмами, планами, темами. Магістерська робота виконана у рамках програми кафедри промислової електроніки НТУУ „КПІ” та в рамках Державної програми «Інформаційні та телекомунікаційні технології в освіті і науці» (№ДР 0108U008261).

Мета і задачі дослідження. Метою роботи є розробка алгоритмів керування навантаженнями та генераторами на базі прогнозу електроспоживання для усунення пікових навантажень та забезпечення надійності роботи системи. Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити наступні завдання і задачі:

- прогнозування енергоспоживання на заданий час, визначення інтервалів пікового навантаження;
- розробка програмного забезпечення фільтрації нестационарної складової енергоспоживання на базі вейвлет перетворення в орієнтованому базисі;
- розробка нейронної мережі для прогнозування споживання електроенергії з урахуванням різних умов зовнішнього середовища
- розробка алгоритмів керування навантаженнями та генераторами
- планування роботи навантажень та генераторів на основі прогнозного значення;

- усунення пікових навантажень енергоспоживання MicroGrid за рахунок керування навантаженнями та генераторами

Об'єктом дослідження є процес прогнозування та керування енергоспоживанням в системі MicroGrid.

Предметом дослідження є методи та алгоритми прогнозування на основі вейвлет фільтрації та нейронної мережі ; засоби керування навантаженнями та генераторами.

Наукова новизна полягає в наступному:

- використання попередньої обробки часового ряду електроспоживання на базі ОБ вейвлет-перетворення дає можливість усунути небажані флуктуації, підвищити ефективність та спростити процес прогнозування;

- способи вейвлет фільтрації нестационарної складової часового ряду електроспоживання дозволяють зменшити розмірність нейронної мережі:

- розроблений алгоритм планування роботи, керування навантаженнями споживача з поєднанням методі заохочення використання методів оптимізації, що дає можливість додатково підвищити ефективність роботи керування.

Практичне значення одержаних результатів. Практична значимість отриманих результатів підтверджено поліпшенням продуктивності прогнозування , оптимізацією алгоритмів керування та згладжуванням пікових періодів електроспоживання. Зокрема, практичне вирішення полягає у наступному.

Запропоновано використання попередньої обробки часового ряду електроспоживання на базі ОБ вейвлет-перетворення, що дозволяє зменшити розмірності нейронної мережі прогнозування, зменшити вимоги до апаратної частини та прискорити процес прогнозування.

Запропоновано алгоритм керування енергоспоживанням для максимального зниження попиту, зменшення пікового попиту (за рахунок зміщення його в часі), заповнення періодів найменшого попиту.

Всі заходи дозволяють підвищити стійкість, надійність і стабільність роботи мережі та зменшують імовірність скидання навантаження або відключення в пікові періоди.

Апробація результатів роботи. Основні результати роботи доповідалися та обговорювалися на: XI міжнародній науково – технічній конференції молодих вчених «Електроніка – 2018» (м. Київ, Україна 2018 р.), Міжнародній науково-технічній конференції Modern Electrical and Energy Systems (м. Кременчук, 2017 р).

Публікації. Основний зміст дисертаційної роботи відображено у 2 наукових працях:

1. Yamnenko J., Tereshchenko T., Klepach L., Palii D. Forecasting of electricity consumption in SmartGrid - International Conference Modern Electrical and Energy Systems MEES`17 Kremenchuk Mykhailo Ostrohradskyi National University November 15-17 – 2017 http://mees.kdu.edu.ua/wp-content/uploads/2017/11/Program_MEES2017-4.pdf

2. Д.М. Палій «Методи і моделі прогнозування енергоспоживання в системах MicroGrid» XI міжнародна науково-технічна конференція молодих вчених «ЕЛЕКТРОНІКА-2018» Збірник статей, Київ 2018, С - 300-303

РОЗДІЛ І. ОГЛЯД МЕТОДІВ ПРОГНОЗУВАННЯ ТА КЕРУВАННЯ ЕНЕРГОСПОЖИВАННЯМ В MICROGRID

Система MicroGrid призначена, для легкого та надійного забезпечення зв'язку з усіма розподіленими енергетичними ресурсами (PER), моніторингу та управління обладнанням. Зв'язок підтримується як через дротові так і бездротові лінії зв'язку. MicroGrid являє собою масштабоване рішення, яке може використовуватись за декількома сценаріями, від окремих будівель до цілих громад. Вона може оснащатися гнучкими засобами зв'язку, які дозволяють контролювати і управляти всіма PER даної системи.

1.1. Задачі та області застосування MicroGrid

1.1.1 Структура та принципи побудови системи з розподіленими енергетичними ресурсами

Структура системи з розподіленими енергетичними ресурсами зображена на рис. 1.1.

Система MicroGrid об'єднує альтернативні джерела енергії (фотогенератори, вітроустановки), акумуляторні батареї, традиційні джерела енергії (дизельні генератори, паливні елементи) та керовані навантаження для забезпечення енергетичних потреб споживачів.

Важливими задачами системи є забезпечення економії енергії, в тому числі і роботу всієї системи в автономному режимі.

Для оптимізації та контролю в системі використовуються алгоритми динамічного управління, які контролюють ресурси. Кожен PER контролюється і керується локально, але його робота координується через центральну систему керування. Алгоритми керування працюють в режимі реального часу для

оптимізації навантаження мережі та забезпечення надійного енергопостачання енергії [1].

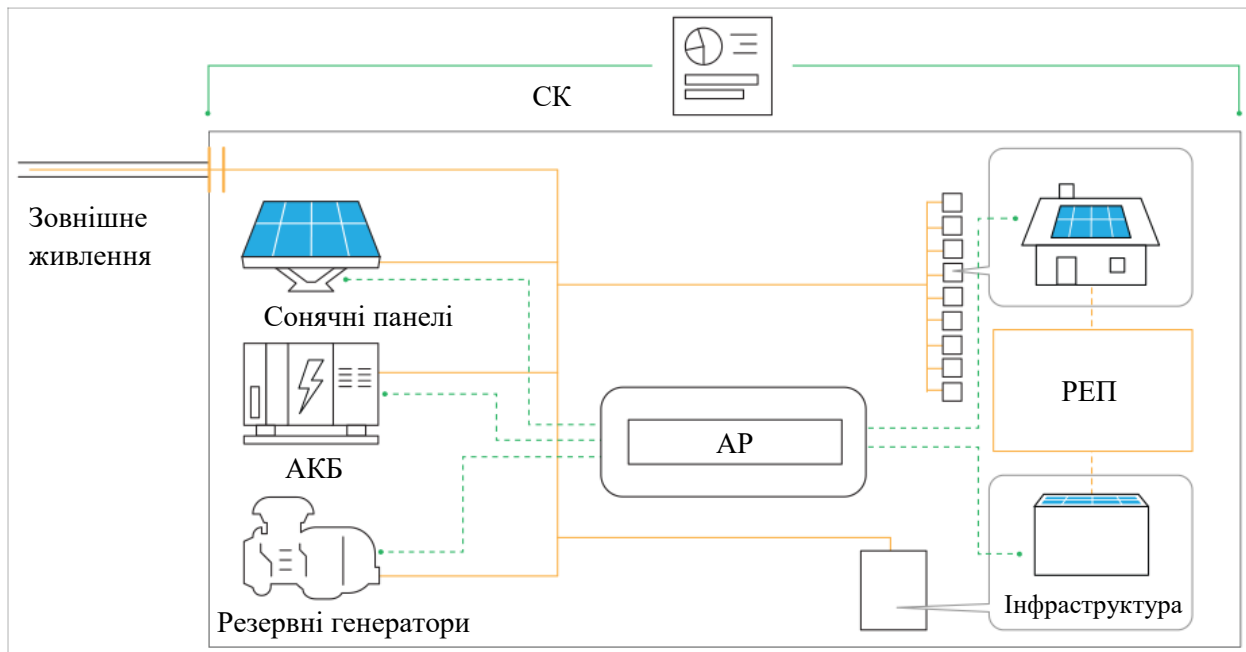


Рис. 1.1. Система з розподіленими ресурсами

Головні принципи побудови системи MicroGrid наступні:

1. Використання теорії фракталів.

Фрактали є складними системами, створені шляхом повторення простих моделей, подібних до неї самої, на всіх рівнях. MicroGrid побудовано на базі поняття фракталів з вузлів і з'єднань, де кожен вузол включає в себе локально оптимізовані РЕП і навантаження. Кожен вузол незалежний і здатний працювати як автономно, так і в координації з макро-системами.

Ця концепція спрощує побудову системи, так як електрична мережа складається з комбінації стабільних і оптимізованих блоків, які працюють в координації. Така архітектура може бути розширена окремими компонентами, які утворюватимуть все більш і більш складні і більші системи [2].

2. Розподілена ієрархія.

Масштабованість системи забезпечується програмним забезпеченням на кожному із рівнів мережі. Кожен вузол включає в себе логіку, і здатен працювати автономно або ж за допомогою сигналів централізованого управління. Вихід за межі традиційної командно-контрольної архітектури існуючої електричної мережі, дозволяє вирішувати все складніші проблеми контролю та оптимізації. Розподілені системи забезпечують інтеграцію і координацію значно більшої кількості РЕР, що важко реалізувати через централізовані системи.

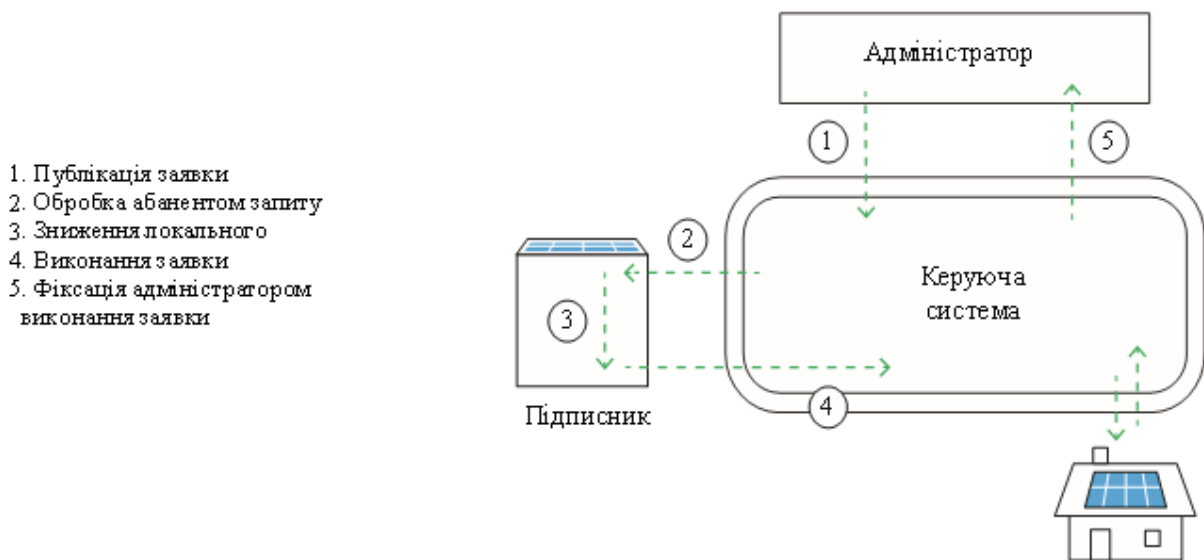


Рис. 1.2. Приклад відпрацювання методу публікації-підписки

Одним з найпоширеніших застосування MicroGrid є реалізація розумних будинків та будівель. Кожен розумний будинок містить різноманітний набір керованих енергетичних ресурсів, в тому числі сонячні панелі, акумуляторні батареї та регульовані навантаження.

MicroGrid системи можуть використовувати власний комунікаційний протокол, заснований на методі публікації-підписки в системі обміну повідомленнями (рис. 1.2).

Для забезпечення зв'язку, центральний координатор і кожен РЕР додаються в якості учасників в системі. Кожен учасник використовує систему, щоб

опублікувати свій статус і підписатися на повідомлення від інших учасників, які потім можуть бути використані. Це створює слабо зв'язану і масштабовану систему, де РЕР можуть бути додані або вилучені без істотного впливу на інші частини системи.

1.1.2. Основні задачі керування системами MicroGrid

1) Керування системами та управління енергоспоживанням.

MicroGrid розгортається з можливістю динамічного управління, що дозволяє в режимі реального часу відстежувати параметри системи. Завдяки поєднанню розподіленого керування і централізованого контролю, система безперервно оптимізує завантаження джерел та споживачів, щоб максимізувати економію енергії. Джерела та споживачі в системі урівноважуються на основі пріоритетів за найменшою вартістю.

2) Автономність і захист.

У разі зовнішньої аварії MicroGrid автоматично переходить в автоматичний режим. Координуючи схеми захисту і секціонування розподілених пристроїв, система буде продовжувати поставляти локально генеровану електрику, поки вона ізольована від зовнішньої електричної мережі. Також, некритичні навантаження будуть автоматично відключені для економії ресурсів. Система може бути налаштована на постійну роботу в автономному режимі або тільки при збою в живленні системи в цілому.

Режим секціонування забезпечує найвищий рівень відмовостійкості для критично важливих об'єктів при відключенні енергопостачання.

3) Динамічне прогнозування.

Для того щоб повністю оптимізувати поставку електроенергії, та енергоспоживання навантаження в системі динамічно прогнозується на заданий період вперед. Для забезпечення запасу потужності система безперервно коригує

свої прогнози на основі даних моніторингу в режимі реального часу та існуючих показників за минулі періоди для поліпшення прогнозів.

1.1.3 Области застосування MicroGrid

Основними областями застосування даної системи є регіони з критичними потребами резервного постачання та регіони з несприятливим кліматом. Прикладом таких регіонів є університетські та корпоративні містечка, стадіони, у порти, виробничі зони та території військових частин [3].

Одним з найбільших перших замовників рішень Smart Microgrid стали муніципалітети штату Коннектикут. "За останні два роки по території нашого штату пронеслося кілька ураганів, які п'ять разів пошкоджували централізовану мережу електропередачі, - каже Алекс Крейги (Alex Kragie), один з керівників департаменту енергетики і охорони природи цього штату. - У таких випадках громадяни щиро обурюються, але лише до тих пір, поки не дізнаються, скільки коштує укладання кабелю під землею"[4].

Схема автономного енергопостачання найважливіших об'єктів при аварії на зовнішній мережі зображено на рис. 1.3.

Мікромережі здатні пом'якшити енергетичні проблеми штату. В даний час вони будуються в дев'яти муніципальних утвореннях Коннектикуту. "Мікромережі добре масштабуються, - зазначає Алекс Крейги, - але наші міста дуже щільно забудовані і відрізняються високою скупченістю. Наприклад, в Бріджпорті відділення поліції, пожежна охорона і будинок престарілих розташовані в безпосередній близькості один до одного. У Хартфорді на п'ятачку діаметром в декілька сотень метрів розташовуються школа, будинок для людей похилого віку, бензозаправка і продуктовий магазин".

Крейги вважає, що в таких містах мікромережі можуть гарантувати безперебійне енергопостачання банків, водоочисних споруд, аптек і державних притулків: "Наша мета полягає в тому, щоб підвищити безпеку громадян і зручність життя

в разі відключення електроенергії. Якщо природні катаклізми стають нормою, то потрібно будувати надійніші системи

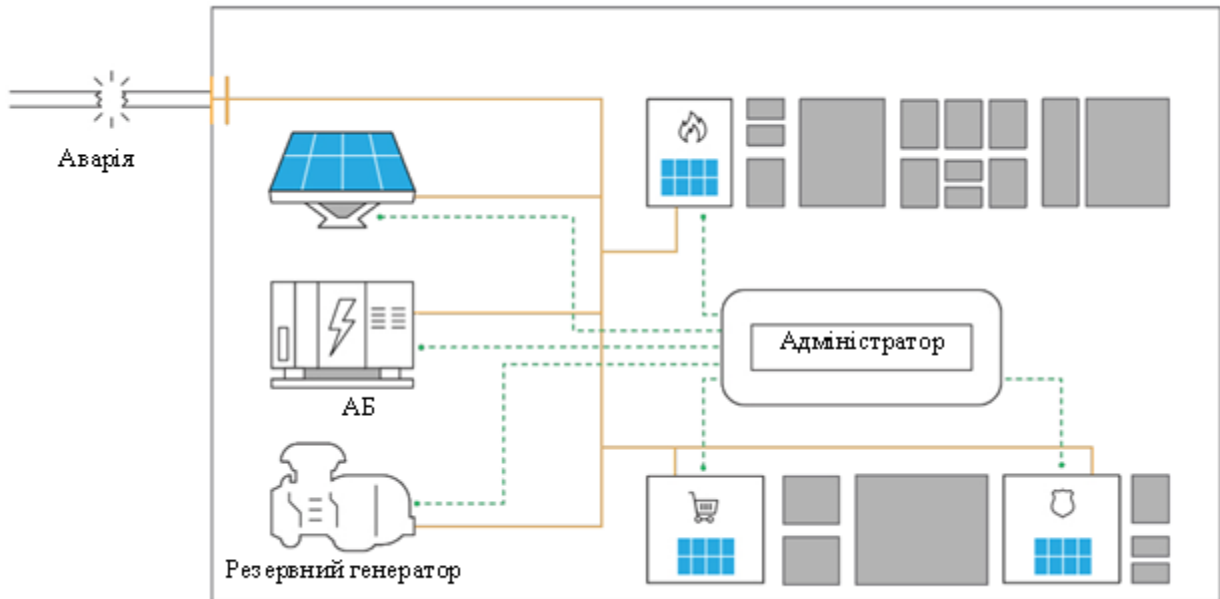


Рис. 1.3 Аварійна ситуація в мережі

Другою областю застосування є віддалені регіони.

Енергетичні мікромережі розгортають в самих різних місцях як в розвинених, так і в країнах, що розвиваються. За словами Террі Мона (Terry Mohn), головного виконавчого директора компанії General Microgrids з Сан-Дієго (штат Каліфорнія), лівову частку бізнесу його компанія веде за кордоном, електрифікуємо сільські райони в таких країнах, як Кенія і Індія. "Ми працюємо з урядами тих країн, де енергетична інфраструктура розвинена дуже погано", - говорить він, додаючи, що, в залежності від місцевих умов, як джерело енергії для мікросетей виступають акумуляторні або сонячні (фотоелектричні) батареї.

"Ми не будемо довгі лінії електропередачі, а передаємо енергію через розподілені системи мікромереж, - зазначає Террі Мон. - Це дозволяє створювати двонаправлені потоки енергії. Як тільки в певній зоні виникає надлишок енергії, ця зона стає джерелом енергії для сусідніх сіл і селищ". За словами Мона, енергія, що виробляється його мікромереж, використовується виключно для очищення

води. Таким чином, мікромережі, розгорнуті його компанією, допомагають підвищувати врожаї, але не використовуються для розвитку мережевих з'єднань.

На відміну від країн, що розвиваються, в промислово розвиненому світі мікромережі можна, крім іншого, використовувати для розвитку мережевих з'єднань. "Доступ в Інтернет можна підтримувати за допомогою як бездротових, так і провідних каналів, - зазначає Алекс Крейги. - Менеджери кожної енергетичної мікромережі будуть самі вирішувати, як здійснювати комунікації з максимальною ефективністю".

Мікромережі безумовно є частиною Інтернету речей. "Якщо Інтернет речей розуміти як здатність інтелектуальних пристроїв до обміну інформацією, - каже Пол Сентолелла, - то на елементарному рівні це означатиме обмін даними про функціонування розподілених ресурсів між елементами енергетичної мережі та операторами. Згодом такий інформаційний обмін може привести до створення багаторівневої архітектури управління "[5].

1.2. Аналіз виробництва та споживання електроенергії в Україні

В [6] приведено дані енергоспоживання та виробництва електроенергії в Україні. В якості прикладу розглянемо графік енергоспоживання та виробництва електроенергії за 25 лютого 2018 року, рис. 1.4.

Як видно з рис.1.4. електроспоживання має два локальних максимуми: близько 12.00 та 18.00 год. Найбільший спад енергоспоживання спостерігається в період з 01.00 по 05.00 год.

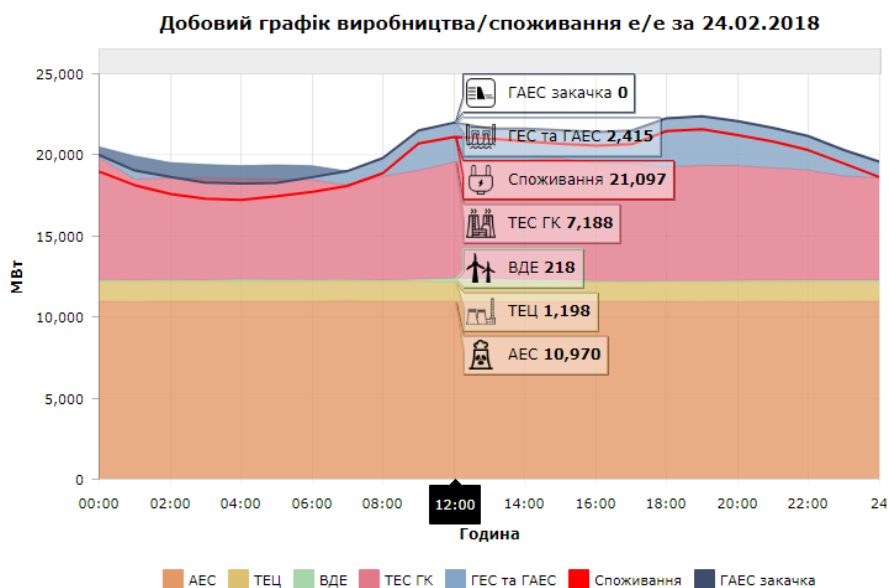
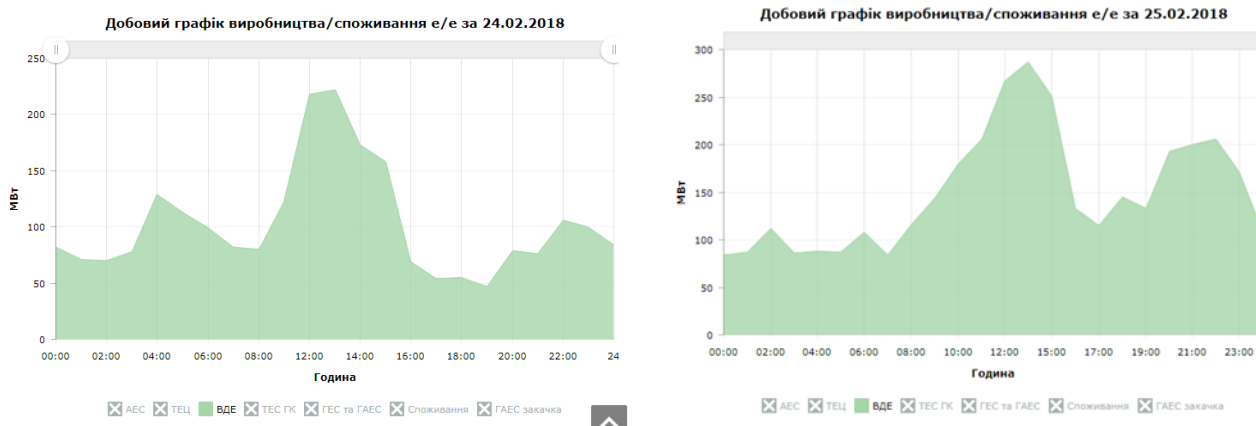


Рис.1.4. Добовий графік енергоспоживання та виробництва електроенергії в Україні за 25 лютого 2018 року

Рис.1.4. відображає також наступні складові виробництва: АЕС - атомні електростанції; ТЕЦ - теплоцентралі; ВДЕ - відновлювані джерела енергії; ТЕС ГК - енергогенеруючі компанії теплових електростанцій; ТЕС та ГАЕС гідроакumuлюючі та гідроелектростанції; та споживання електроенергії: споживання та ГАЕС закачка. Видно, що АЕС та ТЕЦ забезпечують стабільний постійний рівень виробництва на протязі всієї доби. З іншої сторони ТЕС ГК та ТЕС та ГАЕС покривають локальні максимуми електроспоживання, забезпечуючи постійний запас потужності при зміні рівня енергоспоживання. При найменшому рівні попиту, в нічний період доби, для компенсації перевиробництва електроенергії, вмикається процес закачки на ГАЕС для генерації в пікові періоди.

Хоча в масштабах виробництва України відновлювальні джерела живлення ВДЕ забезпечують порівнянно незначний рівень електроенергії, але для мереж MicroGrid їх вклад досить вагом. Як видно з рис.1.5. ВДЕ характеризуються високою нестабільністю рівня генерованої потужності.



а

б

Рис.1.5. Добовий графік виробництва енергії на електростанціях з ВДЕ в Україні (а – 24.02.2018, б – 25.02.2018)

Це пояснюється залежністю ВДЕ від погодних умов (напрямку та швидкості вітру, сонячного освітлення і т.д.). Тому актуальною задачею для керування навантаженнями MicroGrid є прогнозування енергоспоживання при різних умовах зовнішнього середовища.

1.3. Методи прогнозування

В даний час компаніями здійснюється накопичення історичних значень економічних і фізичних показників в базах даних, що істотно збільшує обсяги вхідної інформації для завдання прогнозування. Разом з тим, розвиток апаратних і програмних коштів надає все більш потужні обчислювальні платформи, на яких можлива реалізація складних алгоритмів прогнозування. Крім того, сучасні підходи до технічного управління пред'являють все більш жорсткі вимоги до точності прогнозування. Таким чином, завдання прогнозування часових рядів ускладнюється одночасно з розвитком інформаційних технологій.

В даний час завдання прогнозування різних часових рядів актуальна і є невід'ємною частиною роботи MicroGrid. Завдання прогнозування часового ряду

вирішується на основі створення моделі прогнозування, адекватно описує досліджуваний процес. На сьогоднішній день існує безліч моделей прогнозування часових рядів: Найбільш популярними і широко використовуваними є класи авторегресійних і нейромережових моделей [7]. Істотним недоліком авторегресійного класу є велике число вільних параметрів, ідентифікація яких неоднозначна і ресурсомісткість [8]. Істотним недоліком класу нейромережових моделей є недоступність проміжних обчислень, виконуються в «чорному ящику», і, як наслідок, складність інтерпретації результатів моделювання. Крім того, ще одним недоліком даного класу моделей є складність вибору алгоритму навчання нейронної мережі [9].

1.3.1. Класифікація методів та моделей прогнозування

Метод прогнозування являє собою послідовність дій, які потрібно зробити для отримання моделі прогнозування. Залежно від наявності інформаційних даних методи прогнозування поділяють на фактографічні (формалізовані), експертні (інтуїтивні) і комбіновані, рис.1.6.

Фактографічні (формалізовані) методи ґрунтуються на достатньому інформаційному матеріалі про об'єкт прогнозування та його минулий розвиток. Формалізовані методи засновані на математичних моделях і поділяються моделі предметної області, як-то механіки, термодинаміки, електротехніки, тощо та моделі часових рядів, які шукають залежності всередині самого процесу. Для моделей предметної області властивий індивідуальний підхід в розробці. Моделі часових рядів є універсальними для різних предметних областей [10].

Експертні методи застосовують у тих випадках, коли інформаційний матеріал, який характеризує розвиток об'єкта у минулому, недостатній. Вони побудовані на інформації, отриманій за оцінками спеціалістів-експертів.

Комбіновані методи прогнозування об'єднують експертні і фактографічні методи. Прикладом таких методів може бути метод *Pattern matching* , при якому

експерти формулюють колективні судження на основі використання принципу “дерева цілей”. Інколи до цієї групи відносять моделі на базі нечіткої логіки. Нечітка логіка є розширенням експертних систем, а тому вона потребує перекладення досвіду в нечіткі правила.

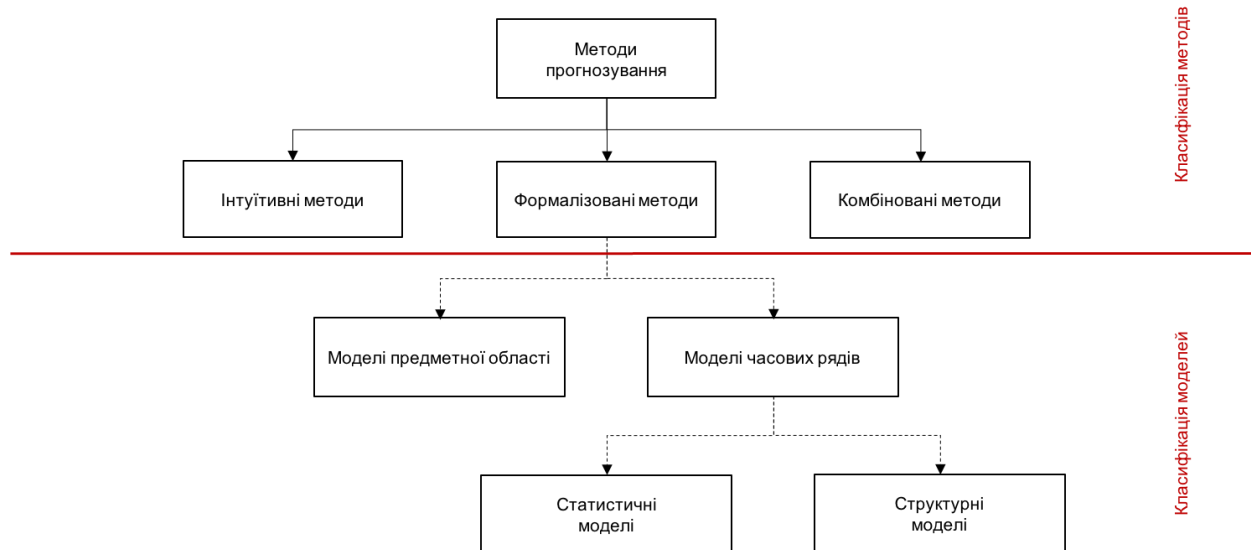


Рис.1.6. Класифікація методів прогнозування

Серед розглянутих методів для прогнозування енергоспоживання в системах MicroGrid найбільш придатним є формалізований метод, оскільки при цьому можливо створити автоматизовано систему прогнозу. Крім того поведінка кривої енергоспоживання описується функцією часу, тому обираємо групу моделей часових рядів. Вибір конкретної моделі потребує подальшого їх дослідження і порівняння по точності прогнозу в конкретних задачах прогнозування електроспоживання.

Моделі часових рядів можна розділити на дві групи: статистичні та структурні [10]. У статистичних методах після проведення аналізу на історичних даних може бути отримано рівняння, що відображає залежність між енергоспоживанням і пов'язаними зовнішніми факторами. Як правило, статистичні методи можуть передбачити енергоспоживання звичайного дня дуже

добре, але в них не закладено достатньо гнучкості, щоб аналізувати святкові та інші нерегулярні дні. В структурних моделях залежність майбутнього значення від минулого задається в вигляді деякої структури та правил переходу по ній.

Моделі часових рядів

Моделі часових рядів поділяються на статистичні та структурні.

Група *статистичних* моделей включає в себе економетричні, регресивні та авторегресивні моделі.

Економетричні моделі засновані на згладжуванні, експонентному згладжуванні й ковзному середньому [20]. Серед них розрізняють наступні: «наївна» модель прогнозу; модель обчислення прогнозу на основі середнього згладжування; модель обчислення прогнозу на основі експонентного згладжування.

Моделі цього типу роблять прогнози на основі лінійних комбінацій споживання значення від «подібних» днів [11].

При створенні "наївних" моделей передбачається, що деякий період прогнозованого часового ряду краще всього описує майбутнє прогнозованого ряду. У моделі обчислення прогнозу на основі середнього згладжування закладено принцип "завтра буде як було в середньому за останній час". Така модель, звичайно стійкіша до коливань, ніж «наївна». Модель на основі експонентних згладжування визначає залежність прогнозу від усіх розглянутих даних, причому вплив даних на прогноз експоненціально зменшується із "віком" даних. Розвитком моделей цього типу є моделі двохпараметричного згладжування Хольта і Брауна, а також трьохпараметричної моделі Вінера.

Даний клас моделей частіше інших використовується для довгострокового прогнозування [12].

Регресивні моделі поєднують в собі кілька незалежних функцій, утворюють лінійну функцію, що допомагає інтерпретувати залежності між різними

факторами. Для прогнозування електроспоживання від альтернативних джерел живлення, таких як фото та вітро генератори будується модель дерева з використанням даних про погоду і графік даних для прогнозування споживання енергії. Він оцінює вплив різних комбінацій ознак на точність прогнозування. Зазначимо, що при використанні лінійних регресивних моделей результат прогнозування може бути отриманий швидше, ніж при використанні інших моделей. Нелінійні регресивні моделі характеризуються великою трудомісткістю визначення параметрів моделі [13].

Автогресивні моделі (Бокса-Дженкінса) є найбільш популярними з статистичних моделей [14]. У відкритому доступі легко знайти приклади застосування авторегресивних моделей (ARIMA, ARIMAX, GARCH, ARDLN) для вирішення задач прогнозування часових рядів різних предметних областей [15]. Моделі спираються тільки на інформацію, що міститься в передісторії прогнозованих рядів, що обмежує можливості алгоритму. В методології ARIMA не передбачається якої-небудь чіткої моделі для прогнозування даної часової серії. Задається лише загальний клас моделей, що описують часовий ряд і що дозволяють якось виражати поточне значення змінної через її попередні значення. Потім алгоритм, підстроюючи внутрішні параметри, сам вибирає найбільш відповідну модель прогнозування.

Група структурних моделей (див. рис.1.7) включає в себе нейромережеві моделі, моделі на базі ланцюгів Маркова та на базі класифікаційних регресійних дерев. Нечітка логіка є розширенням експертних систем, а тому вона як потребує перекладенні досвіду в нечіткі правила.

Прогнозування на базі штучних нейронних мереж (Artificial Neural Networks (ANNs)) прагне визначити залежності між вхідним набором даних і вихідних. Вони добре справляються при в роботі з нелінійними залежностями між енергоспоживанням і зовнішніми факторами, але їх недолік полягає в «перетренованості мережі» (overfitting) і великому часу навчання.

Моделі прогнозування на основі ланцюгів Маркова припускають, що майбутній стан процесу залежить тільки від його поточного стану і не залежить від попередніх. Моделі використовують матрицю ймовірностей переходів системи з одного стану в інший. Структура ланцюга Маркова та ймовірності переходу станів визначають залежність між майбутнім значенням процесу та його поточним значенням. В роботі [16] пропонується подвійно зважений алгоритм максимізації правдоподібності, основна мета якого полягає у подоланні однієї з проблем класичних прихованих марківських моделей – однакової значущості всіх фрагментів даних для прогнозу.

Моделі на базі класифікаційно-регресивних дерев розроблені для моделювання процесів, на які впливають як безперервні зовнішні фактори, так і категоріальні [17].

Крім наведеної класифікації основних моделей для прогнозування часових рядів можуть застосовуватися наступна класифікація фактографічних моделей, яка поділяє їх на дві великі групи [18]:

1. моделі однофакторного прогнозування. Вони об'єднують дві великі підгрупи, а саме: моделі прогнозування тренду (експоненціональне згладжування, узагальнене експоненціональне згладжування, гармонічні ваги, спектральні методи, метод ковзної середньої, метод Бокса-Дженкінса, метод скінченних різниць, різницевих рівнянь, оптимальних фільтрів, сплайн-функції) і методи прогнозування випадкової компоненти (метод авторегресії, ймовірнісний метод, метод ланцюгів Маркова);

2. моделі багатфакторного прогнозування, до яких належать регресивні моделі (адаптивні регресії, регресивні K-моделі), адаптивне згладжування, факторний аналіз, метод групового врахування аргументів, імітаційні моделі, багатовимірна фільтрація.

1.3.2. Переваги і недоліки основних моделей прогнозування

Переваги і недоліки основних моделей систематизовані в табл. 1.1.

Таблиця 1.1.

Порівняння моделей прогнозування

Моделі	Переваги	Недоліки
Статистичні моделі		
Регресивні	Простота, гнучкість, прозорість моделювання; одноманітність аналізу і проектування	Складність визначення функціональної залежності; трудомісткість знаходження коефіцієнтів залежності; відсутність можливості моделювання нелінійних процесів
Авторегресивні	Простота, прозорість моделювання; одноманітність аналізу і проектування; безліч прикладів застосування	Велика трудомісткість і ресурсомісткість ідентифікації; неможливість моделювання нелінійностей; низька адаптивність
Моделі експоненціального згладжування	Простота моделювання; одноманітність аналізу і проектування	Недостатня гнучкість; вузька застосовність моделей
Структурні моделі		
Нейромержеві моделі	Нелінійність моделей; масштабованість, висока адаптивність; одноманітність аналізу і проектування; безліч прикладів застосування	Відсутність прозорості; складність вибору архітектури; жорсткі вимоги до навчальної вибірки; складність вибору алгоритму навчання; ресурсомісткість процесу навчання.
Моделі на базі ланцюгів Маркова	Простота моделювання; одноманітність аналізу і проектування	Неможливість моделювання процесів з довгою пам'яттю; вузька застосовність моделей
Моделі на базі класифікаційних регресивних дерев	Масштабованість; швидкість і простота процесу навчання; можливість враховувати категоріальні змінні	Неоднозначність алгоритму побудови дерева; складність питання зупинки

Аналіз досліджень по прогнозуванню споживання енергії в системах SmartGrid і MicroGrid показав, що в них використовувалися прості моделі усереднення; статистичні моделі (наприклад, регресія і часові ряди) і моделі штучних нейронних мереж. В роботі [21, 19] показана переваги комбінованої моделі, яка містить два етапи – фільтрації нестационарної складової

енергоспоживання та нейронної мережі з пам'яттю. Фільтрації нестационарної складової за допомогою вейвлет перетворення дозволило зменшити кількість входів нейронної мережі при забезпеченні заданого коефіцієнта схожості вихідної функції енергоспоживання та відфільтрованої.

1.4. Методи керування навантаженням в Microgrid

Розміщення генеруючих потужностей (сонячних, вітрових, заснованих на теплообміні або суміщення електрогенерації і опалення) в безпосередній близькості від споживача вимагає абсолютно нового підходу до управління електромережею. Одним з нових підходів є концепція MicroGrid.

1.4.1. Участь споживачів в управлінні енергосистемою

Різні типи споживачів мають досить багаті можливості і резерви по управлінню енергосистемою. Вони можуть керувати потоками активної і реактивної потужності, підтримувати сталість частоти, запасати електроенергію і видавати її в мережу в години пікового навантаження, тощо. Але участь в управлінні енергосистемою має стати для споживачів привабливим і вигідним.

Існує маса ідей, пристроїв і програм для залучення споживачів енергії в «розумну енергетику», в тому числі засновані на самих останніх трендах - наприклад, такі як краудсорсінг, гейміфікація і ін. Різні способи залучення споживачів дозволяють вирішувати різні аспекти проблеми вирівнювання енергетичних піків і зниження загального навантаження на мережу. Основні способи наступні:

Нагорода за корисні дії. Recyclebank (Утилізаційний банк) приваблює споживачів можливістю отримання балів за утилізацію електроніки, економію електроенергії та вивчення інформації про сучасні природоохоронні технології. Зареєстровані учасники також отримують бали за правильні відповіді на

запитання в конкурсах сайту і за виконання певних доручень. Ці отримані бали можна монетизувати і оплачувати ними покупку продуктів харчування, товарів для здоров'я та домашніх речей, одягу, подарунків у партнерів проекту.

Бонуси та пільги в обмін на участь. Онлайн-сервіс The Mutual пропонує своїм членам за щомісячний внесок \$ 10 доступ до системи знижок від компаній, зацікавлених у збільшенні своєї «зеленої» клієнтури. Система купонів на знижки, Групон (дисконт при наборі необхідної кількості бажуючих) не нова, але в даному прикладі об'єднання споживачів йде за принципом відданості ідеям захисту природи, екологічної безпеки і ефективності споживання [22].

1.4.2. Оптимізація енергоспоживання домогосподарства

На житловий сектор світових економік припадає значний обсяг енергоспоживання. Так, за даними [23], в 2010 р житловий сектор США спожив 38,7% від усієї електрики, використовуваного в країні. Тому оптимізації енергоспоживання в даному секторі економіки приділяється велика увага. Про це свідчить зростаючий потік наукових публікацій із зазначеної тематики, переважно в зарубіжних виданнях, наприклад, [24,-28].

Серед численних об'єктів оптимізації особливе місце займають побутові прилади. Для завдання оптимізації енергоспоживання побутових приладів відсутня єдина формалізована постановка, що пов'язано з наступними факторами:

- по-перше, необхідністю прогнозу графіка енергоспоживання домогосподарства і впливом точності отриманого прогнозу на вигляд графіків роботи приладів, і, в кінцевому підсумку, на загальну фінансову вигоду від оптимізації;

- по-друге, залежністю точності прогнозу енергоспоживання від наявності статистичних даних по режимам використання приладів, джерелом яких можуть бути або опубліковані дослідження за типовими домогосподарствам, або

результати проведення енергоаудиту в оптимізованому домогосподарстві. Скористатися опублікованою статистикою важко, так як в ній, як правило, наведені результати застосування усереднюючих методик для десятків (а іноді і сотень) домогосподарств, неоднорідних за складом приладів і режимам їх використання, і не наводиться статистика використання приладів в типовому домогосподарстві;

- по-третє, збереженням невизначеності часу включення і режимів роботи приладів для тих чи інших життєвих ситуацій.

Основні відмінності в роботах із зазначеної тематики пов'язані з використовуваними вихідними даними, моделями функціонування приладів і методами оптимізації енергоспоживання. Наприклад, в [25] всі прилади розбиваються на чотири групи і розглядається задача оптимізації при наявності в домогосподарстві альтернативного джерела енергії; в [26] запропоновано алгоритми оптимізації споживання в умовах формування ціни на електроенергію в реальному часі.

При розробці програми оптимізації, як правило, в якості критерію оптимізації вибирається сумарна вартість споживаної електроенергії всіма оптимізованими приладами. При цьому передбачається, що тариф коливається протягом доби, що призводить до зміни витрат домовласника в залежності від графіка роботи приладів.

Необхідно відзначити, що навіть для невеликої групи домогосподарств і при добовому періоді оптимізації рівняння математичної моделі містять близько 102-104 обмежень, що викликає необхідність при розробці програми враховувати обчислювальну складність алгоритмів. Тому однією з цілей є зведення задачі оптимізації до задачі лінійного програмування з розумним числом обмежень. Дослідження показали [29], що найбільш ефективним методом вирішення такого класу задач є метод внутрішньої точки [30].

Види побутових приладів

До розгляду самих алгоритмів виділимо з безлічі видів побутових приладів ті, до яких застосовуватимуться ці алгоритми і, відповідно, проведемо формалізацію прийнятих для них обмежень.

Розділимо безліч видів приладів на підмножини за способом завдання вимог до функціонування приладу і потім визначимо для них обмеження.

1. Прилади, що не підлягають оптимізації.

До цієї підмножини відносяться прилади, що володіють одним або декількома властивостями:

- запуск і зупинка приладу встановлюються користувачем;
- неможливо формалізувати умови, при яких здійснюється робота приладу;
- режими роботи приладу точно визначені і не підлягають зміні в програмі оптимізації.

До цього виду приладів можна віднести електричну плиту, мікрохвильову піч, стаціонарний комп'ютер, освітлювальні прилади [31], що заряджають пристрої, телевізор, відео і цифровий магнітофон, який записує за таймером мовні програми, пиросос, дріль, підсилювач та інші прилади.

2. Прилади з термостатичним управлінням або TCL (Thermostatically Controlled Loads).

Цей численний вид побутових приладів призначений для підтримки температури робочого середовища в заданих межах. До нього відносяться кондиціонери, холодильники, морозильники, водонагрівачі та теплові насоси. Для них час і інтервали включення і виключення залежать від температури робочого середовища приладу (далі «внутрішня температура») і температури навколишнього середовища («далі зовнішня температура»).

3. Прилади з циклічним режимом роботи.

До цієї підмножини відносяться прилади з послідовним виконанням операцій, що повторюються (циклів роботи приладу). Для таких приладів відомо споживання електроенергії на кожному циклі і інтервал часу від початку до завершення роботи. До цієї підмножини

приладів можна віднести посудомийні, пральні машини, зарядні пристрої, сушарки та ін.

Окремо можна ввести два класифікаційних ознаки, які суттєво впливають на вибір алгоритму оптимізації:

1. Можливість переривання і поновлення циклу роботи.
2. Можливість виконання однієї і тієї ж роботи за різні проміжки часу з різним енергоспоживанням, наприклад, за більш стислі терміни при більшій потужності.

За даними ознаками прилади одного виду можуть входити в різні класифікаційної угруповання в залежності від обраного режиму їх використання.

Схема взаємодії між домовласником і програмою оптимізації.

Реалізується наступна схема взаємодії між домовласником і програмою оптимізації:

1. Власник вибирає групу оптимізуються приладів, вводить в програму їх паспортні характеристики і вимоги до функціонування (період оптимізації, погодинної тарифний графік і гранична потужність споживання домогосподарством).

2. Проводиться оптимізація, в результаті якої домовласникові надаються графіки роботи приладів і графік дозволеною максимальною сумарною потужності для приладів домогосподарства, що не увійшли до оптимізовану групу. Ясно, що для деяких постановок задачі графік, при якому дотримувалися б все обмеження, не може бути побудований. В цьому випадку необхідно відключити один або декілька приладів. Вибір відключаються приладів повинен ґрунтуватися на таблиці пріоритетів, що задаються користувачем.

1.4.3. Огляд робіт по оптимізації споживання

Так, в [32] запропоновано рішення задачі оптимізації тільки для приладів з циклічним режимом роботи, при цьому оцінка споживання не оптимізуються приладів вважається заданою.

В [33] при постановці завдання оптимізації для кожного приладу вводиться матриця всіх можливих допустимих графіків навантаження. Ця матриця вважається заданою, що сильно скорочує сферу застосування запропонованого алгоритму в тих випадках, коли її не вказано. Також в деяких ситуаціях, коли робота одного приладу залежить від роботи іншого приладу, така матриця принципово не може бути побудована: в залежності від графіка навантаження одного приладу один і той же графік навантаження другого приладу може бути як допустимим, так і неприпустимим.

З розглянутих статей чималу частку займають роботи, в яких основна увага приділяється окремим підзадач оптимізації енергоспоживання, а також суміжних питань; в них також присутній постановка, формалізація і методика рішення оптимізаційної задачі.

В [34, 35] розглядається варіант оптимізації споживання при зміні ціни на електроенергію в реальному часі. Основна мета цих робіт - створення алгоритмів прогнозування вартості електроенергії. При цьому постановка задачі оптимізації обмежується приладами з циклічним режимом роботи без можливості переривати і відновлювати цикл роботи, оцінка споживання не оптимізуються приладів вважається заданою. До цього ж напрямку можна віднести дослідження [37], в якому запропонована більш детальна постановка задачі оптимізації: крім приладів з циклічним режимом роботи також наводяться алгоритми для деяких приладів з термостатичним управлінням, для яких, однак, не розглядаються варіанти використання декількох приладів в спільному режимі і ситуації, коли внутрішня температура одного приладу є зовнішньою температурою іншого.

В [37] розглядаються алгоритми оптимізації тільки освітлювальних приладів і кондиціонерів. У цікавому і незвичайному дослідженні [38] встановлюється наступний факт: сумарний графік споживання безлічі домогосподарств, в кожному з яких проведена оптимізація споживання відповідно до заданої тарифної вартістю електроенергії, містить піки, причому їх

висота інколи перевищує висоту аналогічних піків без оптимізації. Вирішення цієї проблеми ґрунтується на тому, що при оптимізації в багатьох випадках можна отримати кілька варіантів і, застосовуючи різні варіанти на групі домогосподарств, можна істотно знизити пікове споживання. Постановка завдання оптимізації, яка використовується в цьому дослідженні, також обмежується приладами з циклічним режимом роботи.

Робота [39] присвячена розробці методів зниження шкоди, завданої домогосподарствам, при перебоях і порушення режимів в подачі електроенергії. Як найбільш перспективні напрямки вирішення цього завдання були виділені децентралізоване електропостачання та використання альтернативних джерел енергії. В якості критерію оцінки використовувалася як функція комфорту, так і загальної вартості електроенергії, при цьому завданню оптимізації графіків роботи приладів у домогосподарствах приділено достатньо мало уваги.

В [25] проводиться розбиття всіх приладів домогосподарства на підмножини за способом завдання призначених для користувача вимог до їх функціонування: прилади з термостатичним управлінням, прилади з циклічним роботи, прилади із заданим режимом роботи і прилади, для яких не можна провести формалізацію умов його роботи, тобто . два останніх підмножини об'єднані в даному дослідженні в підмножина «прилади, які не підлягають оптимізації».

Висновки до першого розділу

1. Для того щоб оптимізувати енергоспоживання в мережі MicroGrid, його необхідно зпрогнозувати на деякий період вперед. Прогнозування енергоспоживання має особливу вагу при автономній роботі, оскільки відновлювальні джерела живлення характеризуються високою нестабільністю рівня генерованої потужності, що залежить від кліматичних умов. Тому актуальною задачею для керування навантаженнями MicroGrid є прогнозування енергоспоживання при різних умовах зовнішнього середовища.

2. В даний час завдання прогнозування різних часових рядів, що описують енергоспоживання в Micro Grid вирішується багатьма методами. Серед розглянутих методів для прогнозування енергоспоживання в системах MicroGrid найбільш придатним є формалізований метод, оскільки при цьому можливо створити автоматизовано систему прогнозу. Крім того поведінка кривої енергоспоживання описується функцією часу, тому обираємо групу моделей часових рядів. Вибір конкретної моделі потребує подальшого їх дослідження і порівняння по точності прогнозу в конкретних задачах прогнозування електроспоживання. Однією з задач даної роботи є аналіз точності методів прогнозування та створення рекомендацій по їх застосуванню та вдосконалення способів прогнозування

3. При розробці програми керування енергоспоживання «розумного» будинку в якості критерію оптимізації доцільно обрати сумарну вартість споживаної електроенергії всіма приладами. При цьому необхідно врахувати, що тариф коливається протягом доби, що призводить до зміни витрат домовласника в залежності від графіка роботи приладів.

РОЗДІЛ II. ПОРІВНЯННЯ МЕТОДІВ ПРОГНОЗУВАННЯ ЕНЕРГОСПОЖИВАННЯ

З точки зору постачальника, основним завданням є побудова точних прогнозів погодинних, щоденних більш довгострокових потреб у електроенергії, як правило, для значної кількості різноманітних моделей попиту. На жаль, на практиці часто використовуються слабкі моделі прогнозування, які можуть призвести до надмірних або недооцінених прогнозів. Крім того, прикладні програмні рішення часто також є нестабільними. Тому існує істотна потреба у ефективному та прозорому програмному забезпеченні, здатному спрогнозувати енергонавантаження для багатьох клієнтів.

Для забезпечення точних прогнозів навантаження на електричну енергію необхідно розробити відповідний підхід, враховуючи всі конкретні обставини. Зрозуміло, перш за все слід брати до уваги історичні дані про попит на енергію, а також фактичну інформацію щодо важливих зовнішніх факторів. При побудові системи прогнозування не менш важливо пам'ятати про архівацію та збереження результатів та проведення безперервної перевірки, що дозволить постачальникам перевіряти якість отриманих прогнозів. Внаслідок цього можна очікувати зменшення витрат, пов'язаних з надмірною або недооцінкою попиту на енергію.

2.1. Вихідні дані для прогнозування

В аналізі використаний набір даних, котрий відображає завантаженість об'єднаної енергетичної системи України (ОЕС України). Оригінальні дані, що складаються з добового графіка виробництва та споживання електроенергії (в МВт) були завантажені з веб-сайту Укренерго, а потім об'єднані в єдиний часовий ряд. Отримано ряд з понад 120 000 значень погодинного споживання електроенергії за 4 роки.

Набір даних показаний на рис. 2.1. Легко помітити, що в даних можна відзначити багаторазові сезонні повторення, тобто можна визначити щоденні, тижневі та річні сезонні моделі. Крім того, можна помітити, що свята також впливають на обсяг енергоспоживання.

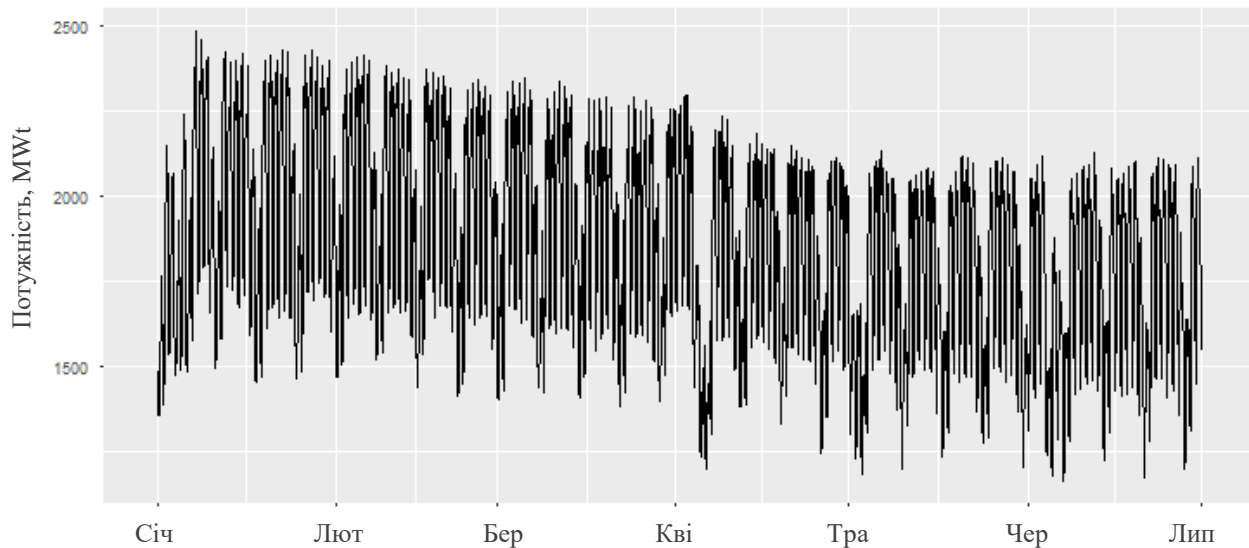


Рис. 2.1. Погодинні дані, що містять навантаження енергетичної системи у вибраний період часу

Фактори впливу

В аналізі також враховувались зовнішні (екзогенні) фактори, пов'язані з погодними умовами. Це включало погодинні дані щодо температури, хмарності та швидкості вітру з 82 метеорологічних станцій. Метеорологічні дані були агреговані до середніх показників країни для аналізу.

На рис. 2.2. показані зовнішні фактори. Звичайно, що використання додаткової інформації дозволяє підвищити точність прогнозування енергопотребу.

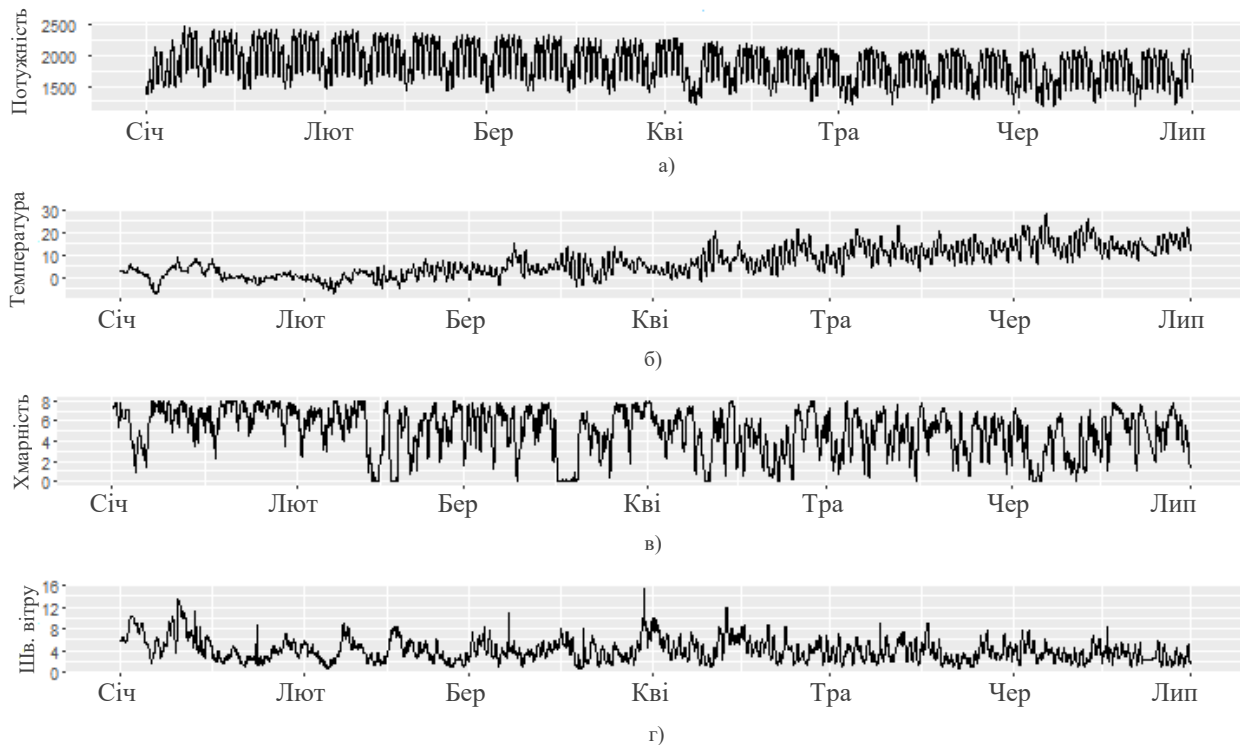


Рис. 2.2. Енергонавантаження (а) та три зовнішні фактори: температура повітря (б), хмарність (в) та швидкість вітру (г), які можуть впливати на споживання енергії

Для розрахунку прогнозу та порівняння параметрів (в тому числі точності) для порівняння були обрані наступні моделі прогнозування:

1. Статистичні моделі:
 - 1.1. регресійні моделі;
 - 1.2. авторегресійні моделі;
 - 1.3. модель прогнозу на основі середнього згладжування;
 - 1.4. наївна модель.
2. Структурні моделі:
 - 2.1. нейронні мережі;
 - 2.2. нейронні мережі з попередньою фільтрацією вхідних даних.

Приймаємо, що прогноз екзогенних чинників ідеальний. Це означає, що невизначеність прогнозу, таких як погода, в аналізі помилки прогнозування не

враховується. Крім того, для порівняння точності прогнозу всіх процедур була застосована стандартна схема розподілу навчальних вибірок.

Варто зазначити, що використані методи моделювання є досить загальними, і їх можливі варіанти застосування не обмежуються прогнозуванням попиту на електроенергію. Зокрема, описані методи можуть бути корисними для прогнозування інших явищ або величин, коли присутні або зовнішні (екзогенні) фактори, або складні сезонні моделі.

2.2 Статистичні моделі

2.2.1. Регресійні моделі

Регресійний аналіз - це процес оцінки залежності між змінними. Основна мета регресії - це опис (прогнозування) значення змінної (залежної змінної) на основі значень ряду інших змінних (так званих незалежних змінних).

Залежність можна описати за допомогою різних підходів, починаючи від дуже простих лінійних функцій (лінійної регресії) до великих непараметричних моделей (наприклад, гаусівських процесів, нейронних мереж). Ці методи можуть базуватись як на класичній статистиці/теорії імовірностей, що включає математичні моделі даних, так і на машинному навчанні, більш сфокусовані на прогнозованій потужності. Вибір залежить від багатьох чинників. Розмір набору даних є одним із найважливіших факторів: великі набори даних необхідні для складних методів із багатьма рівнями залежностей, де невеликі набори даних призводять до перетренованості. Складні методи також зазвичай важко інтерпретувати, тоді як простіші методи з низьким числом параметрів легше зрозуміти. Проте складні методи часто дають більш точні прогнози.

Єдиного правильного підходу неможливо визначити. Можна порівнювати прогнозовану потужність різних підходів для певного набору даних за допомогою різноманітних методів вибору та перевірки моделей, але результати

для різних класів наборів даних будуть різними. Крім того фактори моделі прогнозування можуть бути більш важливими, ніж просто точні прогнози: наприклад, інтерпретована модель може бути простішою для розуміння моделюваного процесу, а низькі обчислювальні витрати можуть бути життєво важливими для короткострокових прогнозів [40].

Вибір методу

Обрано класичний методод SVM (Support Vector Machine). В якості незалежних змінних використовувався рівень енергоспоживання та інші фактори від поточних та минулих значень плюс сезонність, що описує змінні, закодовані як фіктивні змінні. Залежна змінна була прогнозованим значенням.

Регресійна модель прогнозування

Регресійний аналіз передбачає, що функція f залежить від параметрів w лінійно. При цьому лінійна залежність від вільних (незалежних) параметрів незалежних x не є обов'язковою умовою.

$$y = f(w, x) + v = \sum_{j=1}^N w_j * g_j(x) + v, \quad (2.1)$$

У випадку коли функція $g \equiv id$ формула (2.1) прийме вигляд

$$y = \sum_{j=1}^N w_j x_j + v = \langle w, x \rangle + v, \quad (2.2)$$

де x_j – компоненти вектора незалежних змінних x .

Значення параметрів у випадку лінійної регресії визначають методом найменших квадратів. Використання даного методу обумовлено гаусівським розподілом випадкової змінної.

Різниці $y_i - f(x_i)$ між фактичними значеннями залежної змінної і відновленими називаються називають регресійними лишками.

Перехресна перевірка

Одноразова перехресна перевірка передбачає розбиття вибірки на взаємодоповнювані під-вибірки з метою проведення аналізу на одній частині (що називається навчальним набором, англ. training set) і перевірки аналізу на іншій частині (що називається контрольним, або тестовим набором, англ. validation set, testing set). Для зниження дисперсії здійснюється багаторазова перехресна перевірка із застосуванням різних розбиттів, і результати цих перевірок усереднюються.

Цей підхід з простою випадковою вибіркою не буде працювати, оскільки тестовий набір не завжди знаходиться у встановленій часовій шкалі. Це важливо враховувати для моделювання і тестування моделей часового ряду на реальних моделях. У таких ситуаціях зазвичай модель будується на наборі даних з обраного періоду часу та перевіряється на даних з наступного періоду.

2.2.2. Авторегресійні моделі

Моделі часових рядів були розроблені для безпосереднього включення певної залежної від часу структури в аналізовані дані. Моделі даних часової серії можуть мати багато форм [41, 42]. Найпопулярніші з них ARMA, ARIMA, GARCH та інші.

Моделі часових рядів розглядаються як прості та стабільні математичні моделі. Такі моделі зазвичай легко інтерпретуються. Більше того, крім точних прогнозів, можна побудувати інтервали прогнозування для визначення імовірної похибки у прогнозуванні. З іншого боку, для пошуку оптимальної моделі часто потрібні експертні знання та достатній досвід. Іншим обмеженням є відносно невелика гнучкість, наприклад, більшість популярних класів моделей часових серій спираються на припущення про лінійну залежність, яка може бути не оптимальною для деяких програм.

Вибір методу

Використана класична гармонічна (або Фур'є) регресія з додатковими факторами та обробкою помилок ARMA. У цьому випадку багаторазова повторюваність (сезонність) моделюється за допомогою ряду Фур'є з різними періодами, тобто відповідними комбінаціями гармонічних компонентів (синусоїдальних та косинусоїдальних функцій). Крім того, зовнішні фактори (наприклад, температура, швидкість вітру тощо) можуть бути легко включені в модель. Короткострокова кореляція часу моделюється за допомогою відомих моделей ARMA. Для простоти, фактори історичних значень не були включені в остаточну модель.

Регресійна модель прогнозування

Модель $ARMA(p, q, k)$ (p, q – цілі числа, що задають порядок моделі, k – кількість езогенних факторів) - рівняння, що описує наступний процес генерації часового ряду $\{X_t\}$:

$$X_t = c + \varepsilon_t + \sum_{i=1}^p \alpha_i X_{t-i} - \sum_{i=1}^q \beta_i \varepsilon_{t-i}, \quad (2.3)$$

де c – константа, $\{\varepsilon_t\}$ - білий шум, тобто послідовність незалежних і однакових розподілених випадкових величин (як правило, нормальних) з нульовим середнім, $\alpha_1 \dots \alpha_p, \beta_1 \dots \beta_q$ - авторегресійні коефіцієнти і коефіцієнти ковзаючого середнього, відповідно.

Прийmemo заміну $L: LX_t = x_{t-1}$ тоді вираз (2.3) прийме вигляд

$$X_t = c + \left(\sum_{i=1}^p \alpha_i L^i \right) X_t + \left(1 + \sum_{i=1}^q \beta_i L^i \right) \varepsilon_t, \quad (2.4)$$

Перенесемо авторегресійну частину в ліву частину рівняння, отримаємо

$$\left(1 - \sum_{i=1}^p \alpha_i L^i\right) X_t = c + \left(1 + \sum_{i=1}^q \beta_i L^i\right) \varepsilon_t, \quad (2.5)$$

При наявності одиничних коренів авторегресійного полінома процес є нестационарним. Корені менше одиниці на практиці не розглядаються, оскільки це процеси випадкового характеру. Відповідно, для перевірки стаціонарності часових рядів виконується перевірка на одиничні корені. Модель ARMA (p, d, q), де d-порядок інтегрування (порядок різниць вихідного часового ряду), p і q - порядок AR і MA - частин ARMA-процесу різниць d-го порядку, можна записати в наступній операторній формі

$$\alpha(L)\Delta^d X_t = c + \beta(L)\varepsilon_t, \quad \Delta = 1 - L \quad (2.6)$$

Моделювання складної сезонності за допомогою гармонійної регресії

На рис. 2.3. показані сезонні складові, отримані на основі гармонічної авторегресійної моделі. Вона включає щоденну, щотижневую та річну складову.

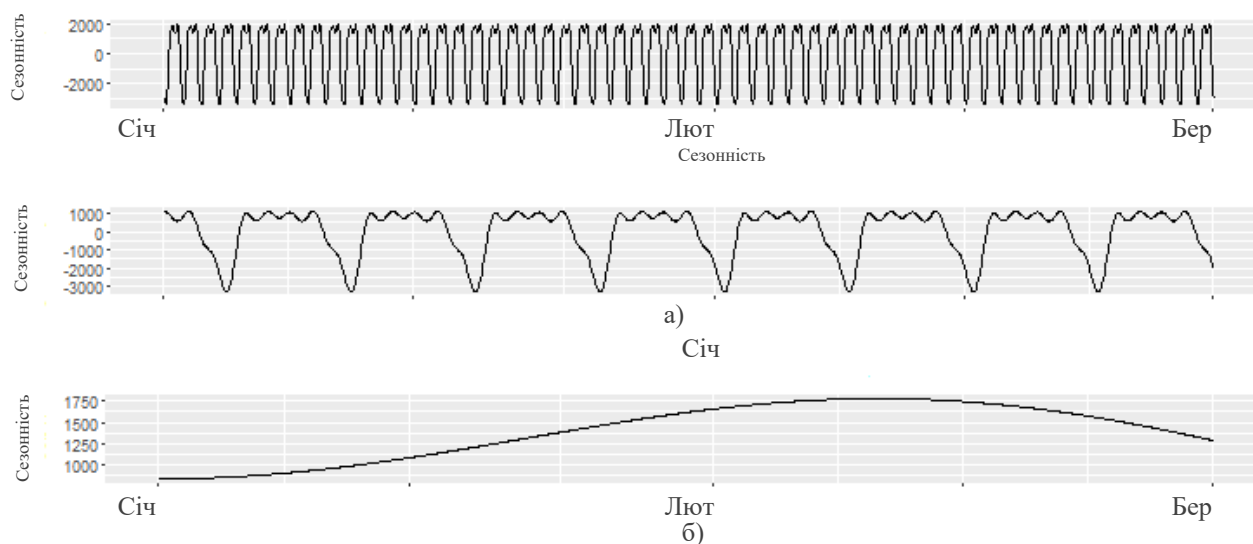


Рис. 2.3. Сезонні складові в даних енергоспоживання, отримані на основі авторегресійної моделі (а – доба, б – тиждень, в- рік)

На рис. 2.4. також наведено значення гармонік ряду Фур'є, лінійна комбінація яких використовується для фіксації щорічної складової у відповідній моделі. На рис. 2.4 показано п'ять пар гармонічних складових, і їх кількість може бути змінена для підвищення точності прогнозування.

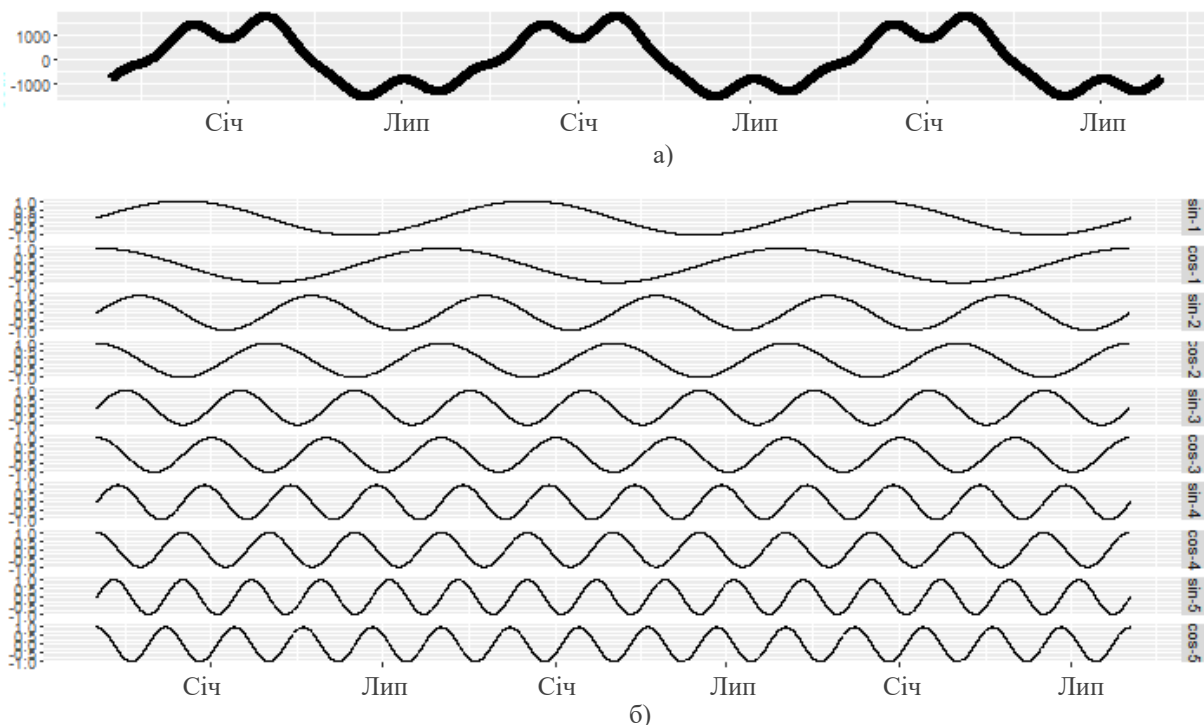


Рис. 2.4. Гармоніки для річної сезонності а – щорічні повторення, б - гармонічні компоненти

2.2.3. Модель на основі середнього згладжування

Навчання ансамбля (ensemble learning) успішно використовується в статистиці та машинному навчанні вже кілька десятиліть [40]. Основна ідея такого підходу полягає в тому, щоб поєднати результати від багатьох алгоритмів навчання, щоб отримати кращу прогностичну ефективність. Значна різноманітність серед моделей зазвичай дає кращі результати.

Подібна процедура може використовуватися і в контексті прогнозування даних, що залежать від часу. Можна сказати, що поєднання прогнозів дає вищу ефективність ніж використання окремо конкретної моделі. Звичайно, існують

різні схеми усереднення, у тому числі: просте усереднення, зважене усереднення (ваги, визначені для окремих прогнозів відповідно до їх точності), а також різні варіанти моделей регресії.

В аналізі було використано просту схему усереднення, тобто найбільш природний підхід до комбінування прогнозів, отриманих з трьох різних моделей. Було обчислено середнє арифметичне всіх прогнозів, отриманих окремими моделями. Незважаючи на свою простоту такий підхід дуже надійний і широко використовується в бізнесі та економічному прогнозуванні.

2.3. Структурні моделі

2.3.1. Нейронні мережі

Глибоке навчання - це галузь машинного навчання, яка розглядає клас методів, що спочатку вивчають моделі, і імітують біологічні нейронні мережі. Оптимізований алгоритм зворотного поширення помилок, доступність обладнання для паралельного обчислення у вигляді графічних процесорів, а також широко доступні великі набори тренувальних даних, зробило глибоке навчання досить популярним на даний час.

Глибоке навчання охоплює різні моделі, корисні для ряду завдань, пов'язаних із пізнанням, такими як розпізнавання об'єктів зображення або обробка природних мов і звуків, а також аналіз більш абстрактних понять, таких як часові ряди. Моделі легко масштабуються, що забезпечує більшу кількість навчальних можливостей, необхідних для використання великих наборів даних. Недавні прориви призвели до того, що багато великих технологічних компаній публікували бібліотеки з відкритим кодом, присвячені глибокому навчанню.

Проте, глибокі моделі навчання часто дуже важко інтерпретувати через велику кількість параметрів, властивої їм складності та браку математичного

розуміння. Крім того, моделі дуже легко перетренувати, а отже, вони не підходять для невеликих наборів даних. Додаткова проблема полягає в тому, що ці методи часто вимагають ресурсоємких обчислень.

Вибір методу

Було побудовано стандартну мережу з прямою передачею даних, яка вивчає зв'язок дати, часу, попиту на електроенергію та погодних умов за один часовий інтервал на попит на електроенергію протягом наступної години. Загальна структура показана на рис. 2.5.

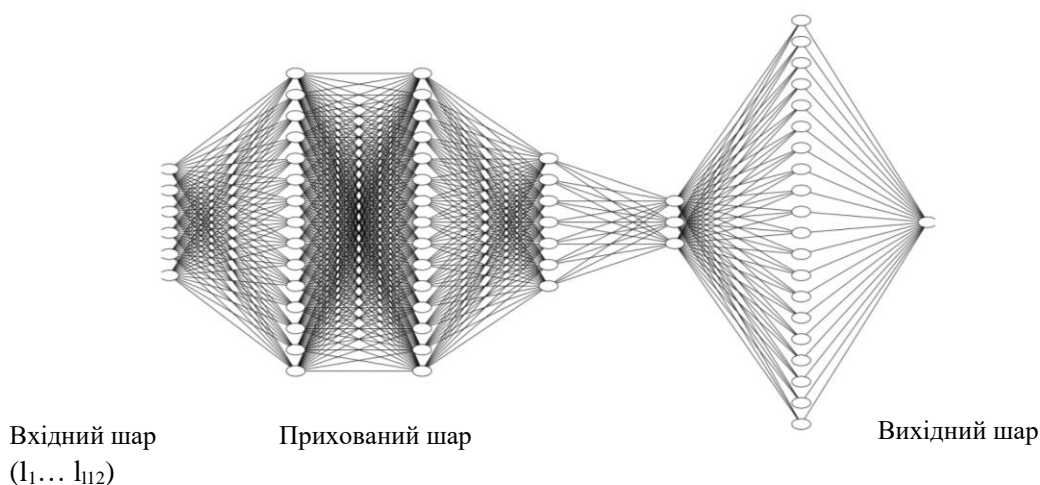


Рис. 2.5. Структура нейронної мережі

Вхідний шар приймає вектор із 112 вхідних значень, що містять дані про місяць, день місяця, день тижня, години та погодні умови. Вхідний шар передає дані до стеку з чотирьох повністю з'єднаних прихованих шарів з 256, 256, 64 і 16 нейронів кожен. Кожен із цих шарів використовує метод активації \tanh та фільтрацію. Наступний шар складається з 817 нейронів з методом активації softmax . Цей шар кодує розподіл ймовірності прогнозованого значення. Кожен нейрон у цьому шарі представляє припущення, що потреба у потужності на наступну годину потрапить у певний інтервал довжиною 20 МВт. Щоб керувати

процедурою оптимізації в такому представленні, до цього шару додається ще один вихідний нейрон з фіксованою вагою для обчислення очікуваного значення розподілу ймовірності. Повна мережа використовує 126097 параметрів моделі у всіх шарах.

Для навчання моделі використовувався алгоритм стохастичного градієнтного спуску з імпульсом Нестерова, з MAPE у якості міри похибки вихідного нейрона. Навчання було зупинено після 1,000 тренувальних циклів, без зменшення показника помилки на перевірочному наборі даних.

2.3.2 Нейронні мережі з попередньою фільтрацією вхідних даних

Прогнозування за допомогою нейронних мереж не є ефективними у тих випадках, коли часовий ряд є нестационарним і в ньому присутні флуктуації, викликані випадковими процесами або впливом високочастотних завад. Використання попередньої обробки часового ряду на базі вейвлет-перетворення дає можливість усунути небажані флуктуації, підвищити ефективність та спростити процес прогнозування.

Застосуємо вейвлет-перетворення Хаара, Добеші (1-10 порядків), та ОБ-вейвлет-перетворення до часового ряду кривої електроспоживання [43].

Формули вейвлет перетворень Хаара та ОБ зведено в табл. 2.1., де прийнято наступні позначення:

$S_{j,k}, d_{j-1,k}$ - вейвлет коефіцієнти апроксимації та деталізації на рівні розкладання j ,

k - номер інтервалу розглядання.

Вейвлети Добеші будуються за рекурсивними формулами [44].

Реконструкція функції-оригінала происходит с учетом всех полученных коэффициентов разложения [43].

Таблиця 2.1.

Формули вейвлет перетворень

Тип	Пряме перетворення	Зворотнє перетворення
ОБ	$S_{j-1,k} = \frac{1}{\sqrt{3}} [S_{j,3k} + S_{j,3k+1} + S_{j,3k+2}]$ $d^{(1)}_{j-1,k} = \frac{1}{\sqrt{3}} [S_{j,3k} - S_{j,3k+1}]$ $d^{(2)}_{j-1,k} = \frac{1}{\sqrt{3}} [S_{j,3k} - S_{j,3k+2}]$	$S_{j,3k} = \frac{1}{\sqrt{3}} [S_{j-1,k} + d^{(1)}_{j-1,k} + d^{(2)}_{j-1,k}]$ $S_{j,3k+1} = \frac{1}{\sqrt{3}} [S_{j-1,k} - 2d^{(1)}_{j-1,k} + d^{(2)}_{j-1,k}]$ $S_{j,3k+2} = \frac{1}{\sqrt{3}} [S_{j-1,k} + d^{(1)}_{j-1,k} - 2d^{(2)}_{j-1,k}]$
Хаара	$S_{j-1,k} = \frac{1}{\sqrt{2}} [S_{j,2k} + S_{j,2k+1}]$ $d_{j-1,k} = \frac{1}{\sqrt{2}} [S_{j,2k} - S_{j,2k+1}]$	$S_{j,2k} = \frac{1}{\sqrt{2}} [S_{j-1,k} + d_{j-1,k}]$ $S_{j,2k+1} = \frac{1}{\sqrt{2}} [S_{j-1,k} - d_{j-1,k}]$

Фільтрація часового ряду, що описує криву електроспоживанням може бути здійснена 3 способами

- 1) використанням лише функції апроксимації на тому чи іншому рівні розкладання;
- 2) фільтрацією з жорстким порогом;
- 3) фільтрацією з м'яким порогом.

Операція фільтрування часового ряду за допомогою вейвлет-перетворення з m фільтрами ілюструється рис. 2.6.

При першому способі виходом схеми фільтрації є апроксимація j -го рівня. При 2 та 3 способах після переходу в простір вейвлет-коефіцієнтів проводиться коригування коефіцієнтів, що відносяться до малих масштабах, де найбільшою мірою позначається вплив шуму (рис. 2.7).

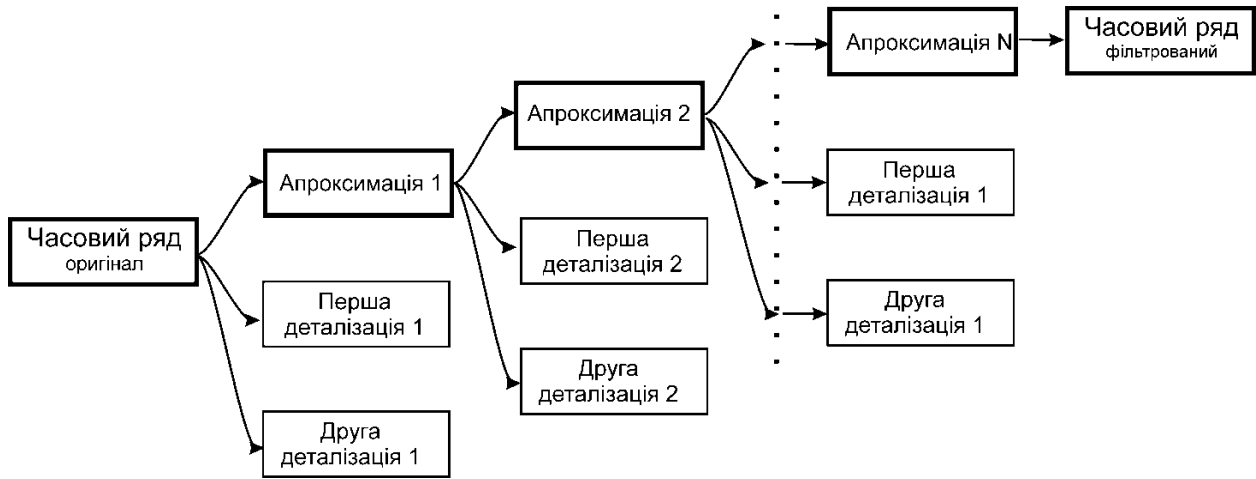


Рис. 2.6. Схема прямого вейвлет перетворення

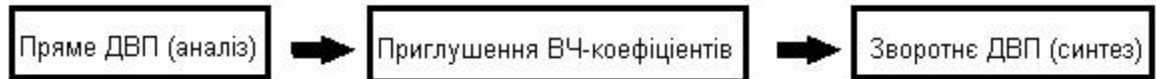


Рис. 2.7 Загальна схема зменшення шуму на основі вейвлет-перетворення

Зменшення значень вейвлет-коефіцієнтів здійснюється їх порівнянням з деякою пороговою функцією.

На кожному рівні розкладання розраховується коефіцієнт подібності R_{xy} перетворених часових рядів та оригінального часового ряду, по наступній формулі:

$$R_{xy} = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i y_i - \bar{x} \cdot \bar{y}}{\sigma_x \sigma_y}, \quad (2.7)$$

де x_i - значення часового ряду оригіналу, y_i - значення перетвореного часового

ряду, $\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$, $\bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i$

$$\sigma_x = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}, \quad \sigma_y = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}, \quad (2.8)$$

Розглянемо приклад коли часовий ряд містить 729 відліка (рис. 2.8.)

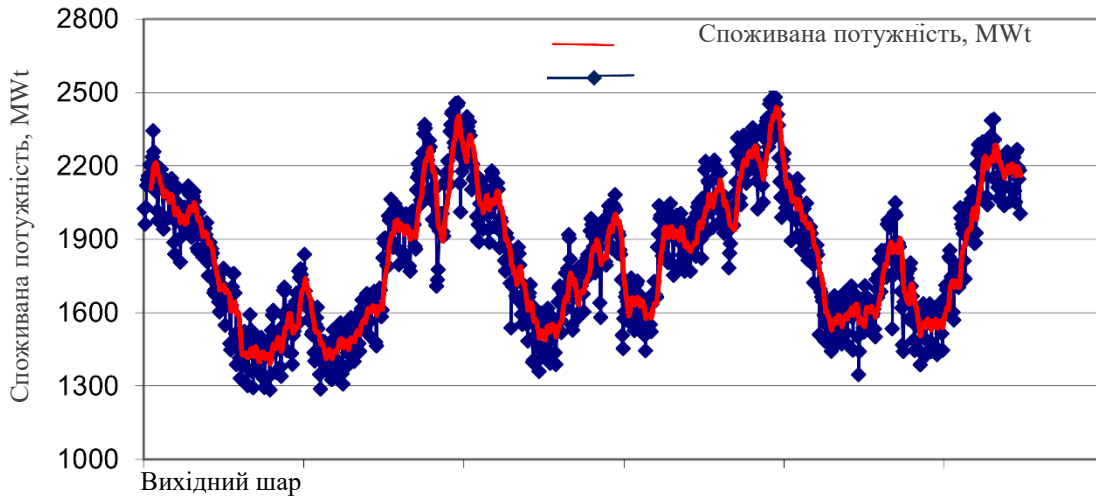


Рис. 2.8. Сезонні коливання ряду енергоспоживання та тренд ряду

Приймаємо граничне значення коефіцієнту подібності дорівнює 0.96. На рис. 2.9 наведено залежність коефіцієнту подібності вихідного та відфільтрованого сигналу на кожному рівні розкладання.

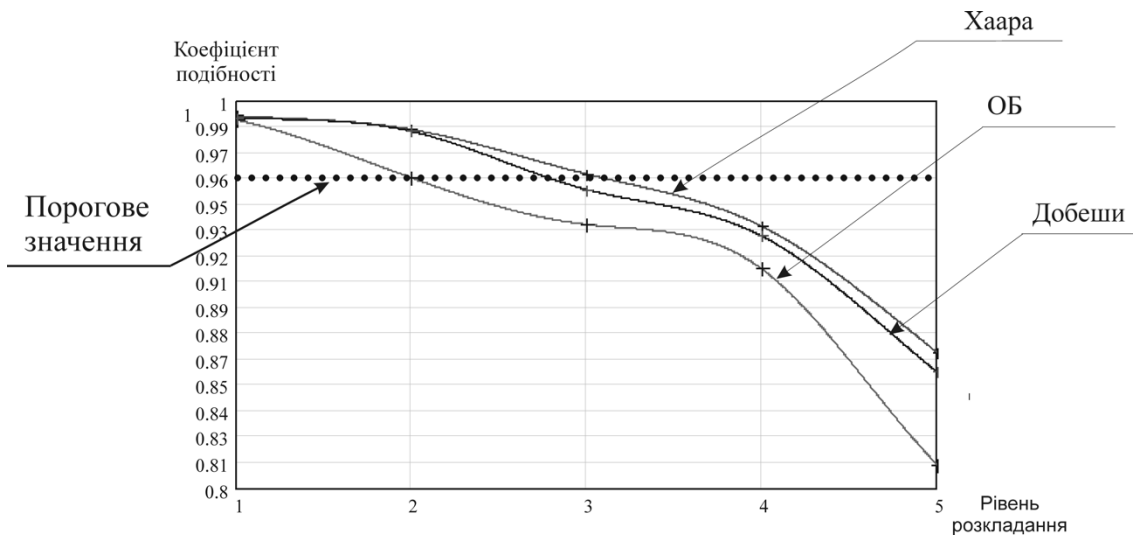


Рис. 2.9. Залежність коефіцієнту подібності часових рядів від рівня розкладання

Як видно з рис. 2.9. для того, щоб відфільтрувати сигнал від високочастотних складових для ОБ необхідно зробити 2 рівні розкладання, а для Хаара й Добеші - 3 рівні розкладання.

Після досягнення заданого рівня апроксимації отримано апроксимований часовий ряд, що містить 243 відліки та відображає основний тренд (рис. 2.8.).

Для подальшого порівняння потрібно знати скільки операцій містить той або інший алгоритм вейвлет-перетворення. Порівняємо найбільш швидкодіючі з них - вейвлет-перетворення Хаара та ОБ [43].

Для Хаара загальна кількість операцій визначається як

$$I_A = \sum_{i=0}^v \left(\frac{1}{2^i} (N + l_i) \cdot (1 + k) \right),$$

де k - кількість операцій, необхідних для нормування коефіцієнтів, N - кількість відліків у початковому часовому ряді.

$$l_i = \begin{cases} 0, & \frac{N}{i} = x - \text{парне} \\ 1, & \frac{N}{i} = x - \text{непарне} \end{cases}$$

Загальна кількість операцій алгоритму ОБ-вейвлет-перетворення визначається наступною формулою:

$$I_A = \sum_{i=0}^v \frac{1}{3^i} N \cdot (1 + k),$$

При довжині інтервала вихідного ряду $N=3^5=243$ кількість операцій становить 920 і 702 відповідно. Таким чином ОБ вейвлет перетворення має переваги як швидкістю досягання заданого коефіцієнту подібності, так і за кількістю операцій.

2.4. Порівняння точності прогнозування енергоспоживання

У контексті прогнозування енергії загальним є розгляд короткострокових, середньострокових або довгострокових прогнозів [45]. З іншого боку, в літературі відсутній консенсус щодо того, який реальний діапазон прогнозу складає кожен з цих класів.

Для визначення ефективності всіх моделей проведено порівняння погодинного прогнозу для трьох діапазонів: 1, 7 і 30 днів (кожен день відповідає 24 значенням). Як показник точності прогнозу вибірки використовувався стандартний підхід MAPE.

В табл. 2.2. наведено точність прогнозу, отриману для всіх моделей, розглянутих в аналізі, тобто регресійна, авторегресійна моделі, нейронна мережа та просте усереднення цих трьох прогнозів. В якості еталонного результату використовувався прогноз, отриманий на основі сезонного наївного методу, тобто значення навантаження з останнього відомого дня як прогноз на наступні періоди (дні). Використання наївних методів є важливим критерієм для оцінки точності прогнозування. Дані про попит на електроенергію часто демонструють відносно невелику величину сезонних змін. За таких умов наївним прогнозом можна отримати досить точний прогноз.

Таблиця 2.2.

Порівняння MAPE для всіх підходів, розглянутих в роботі

Період	Статистичні моделі				Структурні моделі	
	Регресійна	Авторегресійна	Усереднення	Наївна	Н.Н.	Н.Н. з попередньою обробкою
1	4.47%	3,40%	2,66%	8,44%	2,76%	2,01%
7	4,82%	7,79%	2,86%	10,02%	3,08%	2,68%
30	5.80%	6,20%	4,31%	10.00%	3.52%	2.61%

На рис. 2.10. показані три часові ряди. Кожен з них складається з відомих історичних значень навантаження та прогнозів, отриманими відповідними методами.

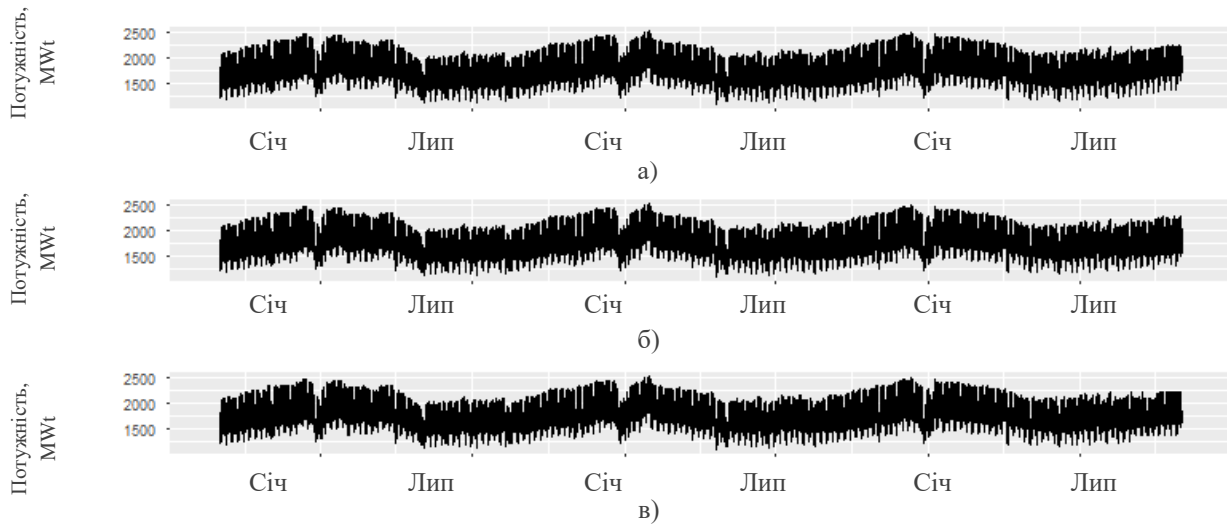


Рис 2.10. Історичні дані та прогнози - порівняння результатів, а – регресійна модель, б – авторегресійна модель, в – нейронні мережі

На даних рисунках не вказано розділення історичних та прогнозних значень. Видно, що всі методи відображають тренди навантажень. Отже всі прогнози мають сенс.

На рис. 2.11 – 2.14 детальне порівняння прогнозування на добу вперед для всіх прогнозних методів.

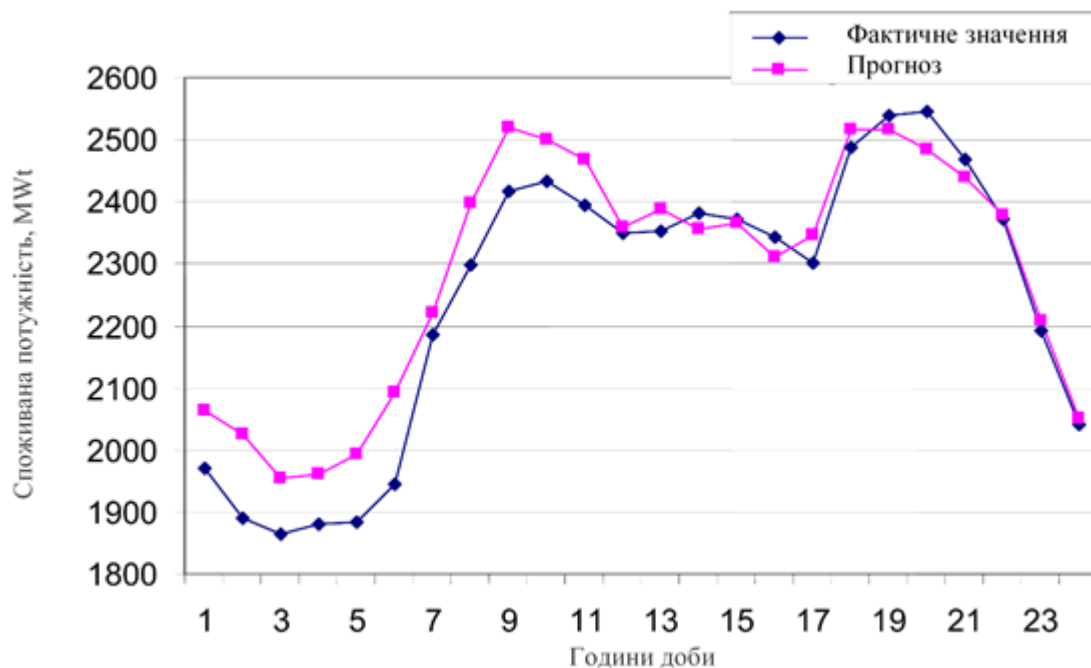


Рис. 2.11. Прогноз регресійної моделі на добу вперед

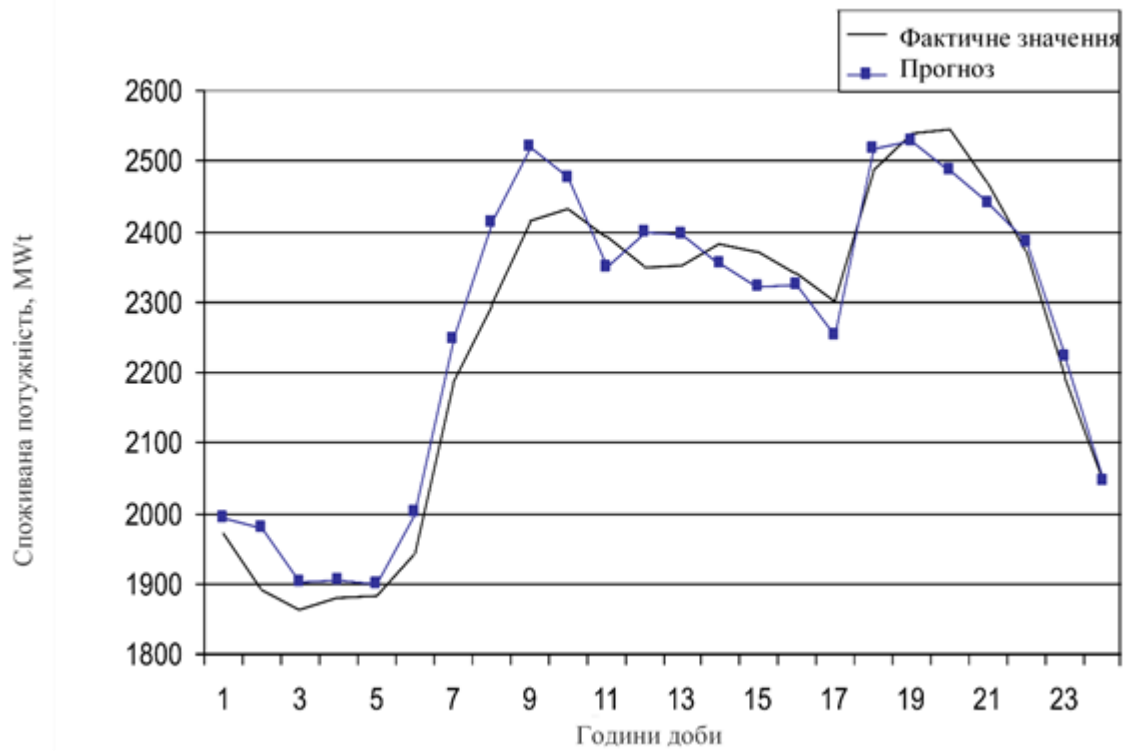


Рис. 2.12. Прогноз авторегресійної моделі на добу вперед

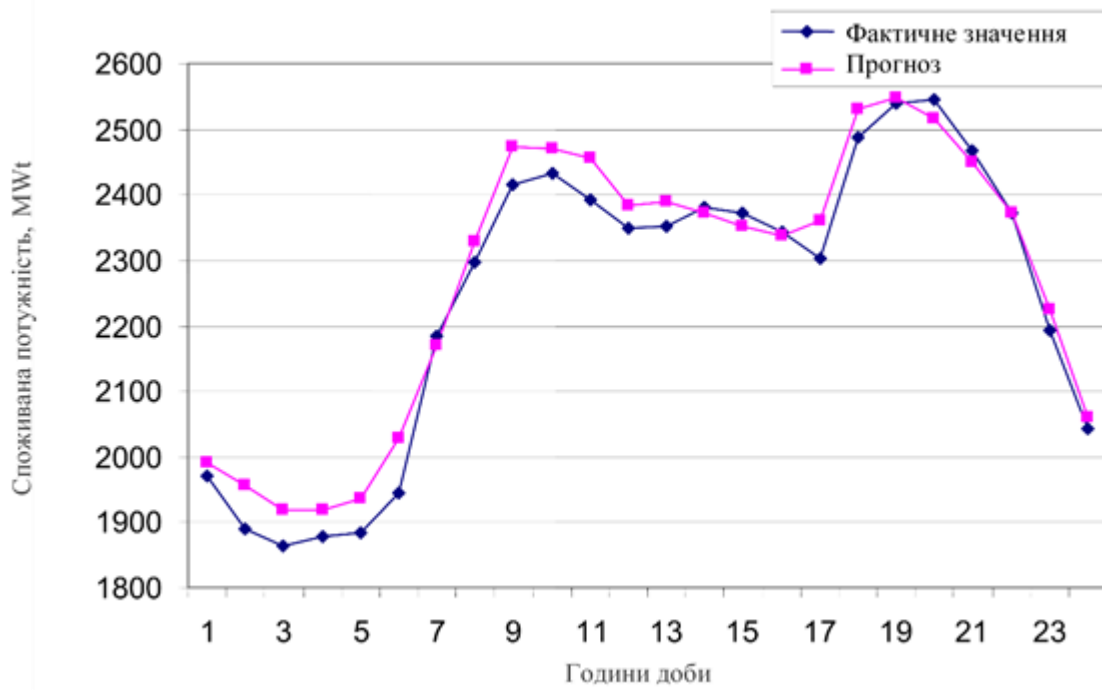


Рис. 2.13. Прогноз нейронної мережі на добу вперед

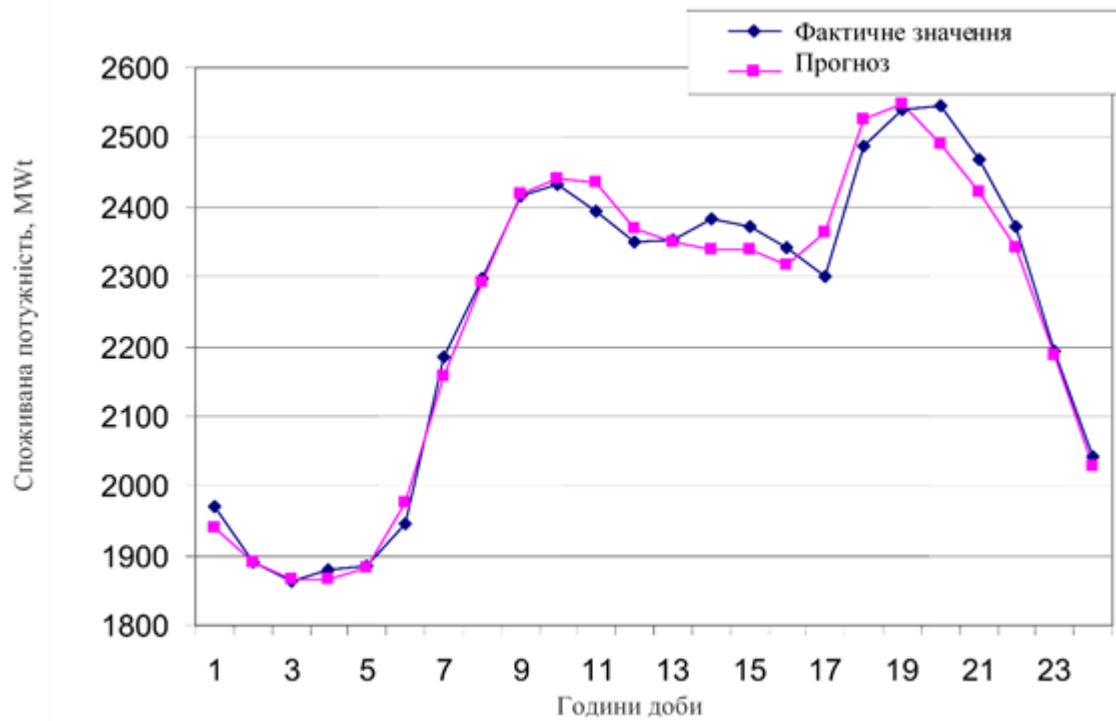


Рис. 2.14. Прогноз нейронної мережі з попередньою обробкою на добу вперед

Між прогнозами існують суттєві відмінності, наприклад, недооцінка або переоцінка навантаження моделями. Така поведінка методів може бути виправлена за допомогою нестандартних методів врахування помилок.

Висновки до другого розділу

1. Прогнозування навантаження на електричну енергію можна досягти багатьма способами, використовуючи їх переваги та компенсуючи недоліки. Звичайно, вибір оптимального алгоритму залежить від мети, а також від аналітики даних. З одного боку, немає універсальних та оптимальних методів для всіх програм, а прогнозування попиту на енергію є лише одним із прикладів такої ситуації. З іншого боку, на практиці використовувати складні методи для виконання завдань не доцільно.

2. Використання передових підходів (для всіх розглянутих прогнозних періодів) дозволило отримати більшу точність прогнозу ніж наївний статистичний метод, який використовувався як еталонний. Найкращі результати були отримані для моделей нейронних мереж з попередньою фільтрацією вхідного сигналу, які є найбільш гнучкими в дослідженні. Однак їх суттєвим обмеженням може бути відсутність інтерпретації, а також обчислювальна складність, необхідна для вивчення остаточної моделі мережі.

Ефективність даного підходу прогнозування зазвичай залежить від багатьох факторів, в тому числі правильності і точності моделей попиту на електроенергію, наявності нестоціонарних змін, пов'язаних зі святами або погодними умовами протягом певного періоду часу і т.д.

3. Метод усереднення прогнозів, отриманих різними методами, не підвищив точності прогнозування, але даний варто розглядати у випадках, коли застосовуються декілька різноманітних методик прогнозування. Всі прогнози можуть бути вдосконалені, за допомогою більш складних законів, що описують фактори, зміною кількості історичних даних (періодів), які використовуються для прогнозування, використання інших методів або більш ретельного вибору параметрів. Можна скористатися спеціальними критеріями оптимізації, що відображають умови договору між постачальником та споживачем.

РОЗДІЛ III. КЕРУВАННЯ ЕНЕРГОСПОЖИВАННЯМ

Системи SmartGrid та MicroGrid мають на меті збалансувати попит на енергію та криві пропозиції в реальному часі через застосування різних стратегій (Demand Side Management, DSM). Такі стратегії передбачають планування енергоспоживання, децентралізацію виробництва енергії та розподілене зберігання в мережі. Основними компонентами системи для DSM є:

- планування енергоспоживання (Energy Consumption Scheduling, ECS);
- керування розподіленим виробництвом енергії (Distributed Energy Generation, DEG).

3.1. Постановка задачі оптимізації

Математична оптимізація вирішується за допомогою математичного апарата, який необхідний для вирішення багатьох задач оптимізації в економіці, науці та техніці[46-49].

Формулювання задачі оптимізації

Математична оптимізація передбачає пошук найкращого елемента або оптимального рішення з набору доступних елементів та рішень відповідно до певних умов. Це передбачає максимізацію, мінімізацію або максимізацію і мінімізацію реальної функції, шляхом вибору різних значень вхідних значень з набору значень і отримання оптимального значення, яке найкраще задовольняє всі обмеження. В основному проблема оптимізації включає в себе параметри оптимізації, функції об'єкта та функцію обмеження та має загальний вигляд:

$$\begin{aligned} \min_x \quad & f_0(x) \\ \text{ПРИ} \quad & f_i(x) \leq b_i, i = 1, 2, \dots, \end{aligned} \tag{3.1}$$

де $x = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$ - вектор оптимізації, $f_0(x): \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ - цільова функція вартісного критерію яка обмежена функцією $f_i(x): \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$, $i = 1, 2, \dots, m$, b_1, \dots, b_m встановлені значення обмежень [46]. Залежність (3.1) описує проблему оптимізації вибору вектору x для заданого обмеження. Областю значень D оптимізації є множина значень, для яких справедливо:

$$D = \bigcup_{i=0}^m \text{dom } f_i, \quad (3.2)$$

Твердження (3.1) існує і справедливо, якщо існує підмножина $x \in D$, яка задовольняє встановленим обмеженням. Отже, вектор x^* називається оптимальним рішенням (3.1), якщо він містить найменше цільове значення серед всіх можливих векторів, які задовольняють умову: $\forall z \in D, f_0(z) \geq f_0(x^*)$, $\forall x \in D$.

Приклади вирішення проблем мінімізації включають, також, проблеми оптимізації. І навпаки, проблеми максимізації шукають оптимальну найбільше цільове значення у своїх рішеннях.

Розглянемо математичні методи оптимізації в SmartGrid. Оптимізація споживання енергії, розподілене виробництво та зберігання може сприяти взаємовигідним та задовільним алгоритмам DSM, які можуть бути реалізовані на встановлених смартметра (Smart meter, SM) або In-Home Displays (IHDs) кінцевих споживачів. Залежно від характеру цільових функцій змінних та обмежень розроблювані алгоритми оптимізації DSM використовую відповідні методи математичного програмування. Алгоритми DSM, такі як: DMES, Device Operation Specific - Electricity Usage Plan (DOS-EUP), ESDS та MEM-DOA DSM дозволяють отримати переваги як споживачам так і постачальникам, комунальним підприємствам та зменшити негативний вплив на навколишнє середовище.

3.2. Оптимізація енергоспоживання та витрат для споживачів

Методика DMES передбачає вирішення задачі математичної оптимізації, сформульованої як проблема MILP (Mixed-integer linear programming) [51]. Також даний підхід використовується в [52, 53] розробляти широкого спектру задач DSM.

3.2.1. Структура DMES для DSM у смарт-будинках

Запропонована система DMES для смарт-будинків з FRP (Functional reactive programming), включаючи опис системи та архітектуру, інформацію про споживачів, формулювання математичної задачі та алгоритм DMES. Метод DMES встановлює щоденний максимум (ліміт) споживання енергії у домогосподарстві на основі доходу, встановлених початкових значень, тарифу та кількості днів у місяці. Тому початковий ліміт щоденного споживання може відрізнитися для кожного окремого місяцю. Не допускається перевищення ліміту щоденного споживання, за винятком зазначеного іншим чином, для забезпечення витрат на споживання енергії споживачів на оптимальному рівні.

Опис архітектури DMES

Smart-техніка, встановлена в домі, підключається до DMES інтелектуального вимірювача (DMES-SM), який забезпечує зв'язок між HAN і DAP, рис.3.1. Припускається, що кожен побутовий пристрій встановлений в DMES підключений до інтелектуального вимірювача для оптимізації енергоспоживання та витрат. Ці розумні будинки зв'язані двосторонньою шиною даних через DAP та MDMS у смарт-мережу. Передбачається також підключення між будинками (HAN-NAN зв'язок) для ефективного обміну інформацією між споживачами та постачальниками послуг.

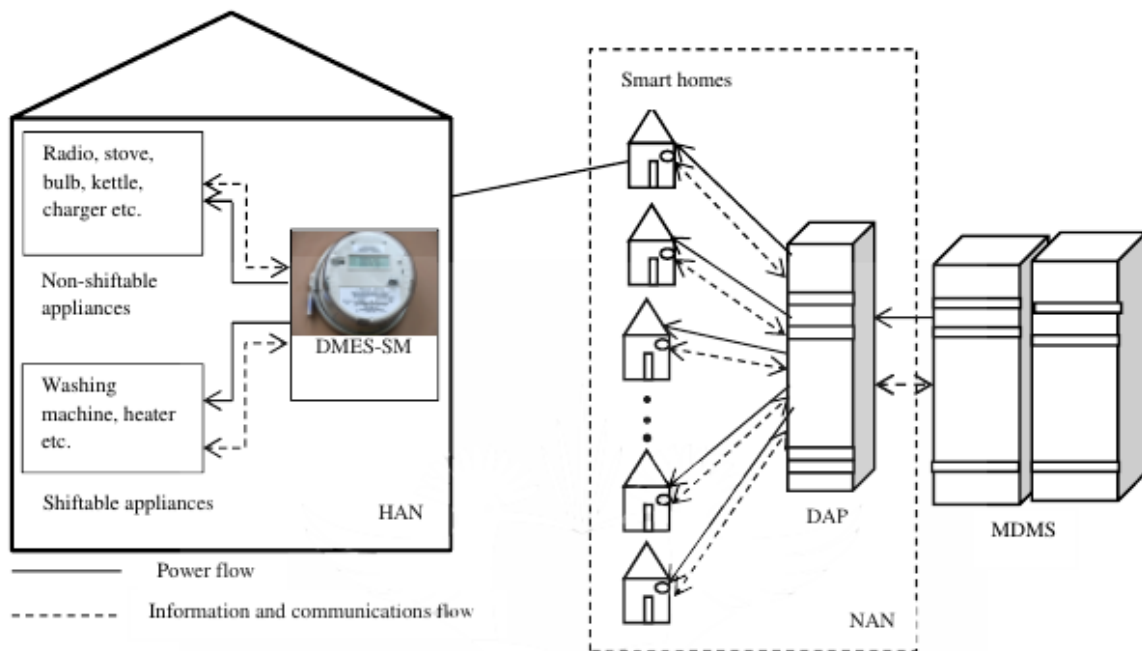


Рис. 3.1. Ілюстрація архітектури DMES у SmartGrid

Опис навантаження розумного будинку

Розумна побутова техніка підрозділяється на постійні (пріоритетні) прилади та змінні (планові та непріоритетні) прилади, як показано в табл. 3.1.

Таблиця 3.1.

Список приладів у типових будинках

Прилад	Категорія	Енергоспоживання (kW)
Радіо	постійний	0.015
Телевізор	постійний	0.040
Плита	постійний	1.500
Внутрішнє освітлення	постійний	0.040
Зовнішнє освітлення	постійний	0.040
Чайник	постійний	1.000
Вентилятор*	постійний	0.080
Зарядний пристрій	постійний	0.020
Холодильний	постійний	0.250
Праска	змінний	1.000
Обогрівач*	змінний	2.000
DVD програвач	змінний	0.025
ПК	змінний	0.050

Енергозберігаючі та інтегровані пристрої, що змінюють своє енергоспоживання, відносяться до змінних пристроїв.

Математичне формулювання DMES для інтелектуальних будинків FRP

Пропонована модель споживання енергії може бути описана як проблема оптимізації MILP, яка встановлює максимальне щоденне споживання енергії для кожного домогосподарства за допомогою своїх інтелектуальних лічильників відповідно до запропонованого щомісячного бюджету на витрати енергії, що залежить від доходів від домогосподарств.

Нехай $i \in \mathbb{I}$ та $h \in \mathbb{H}$ постійний та змінний ряд смарт-техніки відповідно в $a \in \mathbb{A}$ господарств, де $\mathbb{A} = \{1, 2, \dots, \mathcal{A}\}$, де \mathcal{A} – довжина \mathbb{A} . Класифікація техніки також може проводитись самими користувачами. Наприклад, ноутбук розглядається як змінний пристрій, оскільки він оснащений батареєю, і відключення його від мережі не змінює своїх користувацьких властивостей. Однак, це також можна вважати постійним пристроєм, якщо акумулятор ноутбука пошкоджено.

Сумарне енергоспоживання за $x_{a,t}$ час $t \in \mathbb{T}$ всіма видами техніки визначається як

$$x_{a,t} = \sum_1^i x_{a,i,t} + \sum_1^h x_{a,h,t}, \forall a \in \mathbb{A}, t \in \mathbb{T}, \quad (3.3)$$

де $x_{a,i,t}$ - споживання енергії постійними приладами, $x_{a,h,t}$ - споживання енергії змінними приладами. $t \in \mathbb{T}$, де $\mathbb{T} = \{1, 2, \dots, t\}$, t довжина \mathbb{T} . Довжина часового ряду \mathbb{T} може бути 24 чи кратне, залежно від обраної розмірності. Проте для кожного періоду період роботи може перевищувати або бути меншим за годину. Тому нехай можливі періоди експлуатації $\mathcal{T}_{a,i}$ та $\mathcal{T}_{a,h}$ відповідно за відлік

часу $\{t_{a,i}^s - t_{a,i}^e\}$ та $\{t_{a,h}^s - t_{a,h}^e\}$. Відповідні сумарні енергії спожиті всіма видами техніки:

$$e_{a,i} = \begin{cases} \sum_{t_{a,i}^s}^{t_{a,i}^e} x_{a,i,t}, & \forall i \in \mathbb{I}, t \in \mathbb{T} \\ 0, & \forall i \in \mathbb{I}, t \in \frac{\mathbb{T}}{\mathcal{T}_{a,i}}, \end{cases} \quad (3.4)$$

та

$$e_{a,i} = \begin{cases} \sum_{t_{a,h}^s}^{t_{a,h}^e} x_{a,h,t}, & \forall h \in \mathbb{H}, t \in \mathbb{T} \\ 0, & \forall h \in \mathbb{H}, t \in \frac{\mathbb{T}}{\mathcal{T}_{a,h}}, \end{cases} \quad (3.5)$$

Для кожного приладу встановлено обмеження рівня споживаної ним потужності наступним чином:

$$x_{a,i}^{\min} \leq x_{a,i,t} \leq x_{a,i}^{\max}, \quad \forall i \in \mathbb{I}, \forall a \in \mathbb{A}, t \in \mathcal{T}_{a,i}, \quad (3.6)$$

$$x_{a,h}^{\min} \leq x_{a,h,t} \leq x_{a,h}^{\max}, \quad \forall h \in \mathbb{H}, \forall a \in \mathbb{A}, t \in \mathcal{T}_{a,h}, \quad (3.7)$$

де $x_{a,i}^{\min}$, $x_{a,h}^{\min}$, $x_{a,i}^{\max}$, $x_{a,h}^{\max}$ – визначає мінімальні рівні потужності (вимкнено або режим очікування) і максимальний рівень потужності для кожного постійного та змінного пристрою відповідно. Мінімальні рівні потужності обмежені на рівні $x_{a,i}^{\min} \geq 0$ та $x_{a,h}^{\min} \geq 0$.

Енергетичний баланс

$$x_t = \sum_{a \in \mathbb{A}} \left(\sum_{i \in \mathbb{I}} e_{a,i,t} + \sum_{h \in \mathbb{H}} e_{a,h,t} \right), \quad (3.8)$$

або

$$x_t = \sum_{a \in \mathbb{A}} \sum_{g \in \mathbb{G}} e_{a,g,t}, \quad g = \{i, h\}, \mathbb{G} = \mathbb{I} \cup \mathbb{H}, \quad (3.9)$$

Вектор навантаження для всіх будинків в $x = \{x_1, x_2, \dots, x_a, \dots, x_{\mathcal{A}}\}$ а добове навантаження для кожного із споживачів $a \in \mathbb{A}$ $x_a = [x_{a,1}, x_{a,1}, \dots, x_{a,24}]$ тоді як сумарне навантаження споживача x_a визначається як

$$x_a = \sum_{t \in T} x_{a,t}, \quad (3.10)$$

Структура споживання в одному споживачеві для кожної постійної одиниці техніки виражена діагональною матрицею

$$x_{a,i} = [x_{a,i,1} \ x_{a,i,1} \ x_{a,i,t}] = \begin{bmatrix} x_{a,i,1} & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & x_{a,i,t} \end{bmatrix}, \forall i \in \mathbb{I}, \quad (3.11)$$

для змінної одиниці техніки

$$x_{a,h} = [x_{a,h,1} \ x_{a,h,1} \ x_{a,h,t}] = \begin{bmatrix} x_{a,h,1} & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & x_{a,h,t} \end{bmatrix}, \forall h \in \mathbb{H}, \quad (3.12)$$

Матриці номінальної потужності для кожного пристрою $\forall i \in \mathbb{I}$ та $\forall h \in \mathbb{H}$ визначаються як $W_{a,i} = [W_{a,i,1}, W_{a,i,2}, \dots, W_{a,i,t}]$ та $W_{a,h} = [W_{a,h,1}, W_{a,h,2}, \dots, W_{a,h,t}]$ відповідно. Тому для змінних пристроїв планова матриця споживання $W_{a,h}$ є циклічним зсувом $W_{a,h}'$ виражається:

$$W_{a,h} = \begin{bmatrix} W_{a,h,1} & \cdots & W_{a,h,2} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ W_{a,h,t} & \cdots & W_{a,h,1} \end{bmatrix}, \quad (3.13)$$

Зміна стану кожного пристрою може бути представлена одиничним вектором S оскільки їх стан в кожний момент часу визначається двійковим значенням 0 або 1

$$S = [s_1, s_2, s_1, \dots, s_t]', \quad s \in \{0, 1\}, \quad (3.14)$$

Вектор S визначає оптимальну колонку енергоспоживання з $W_{a,h}$ (3.13) для змінних пристроїв в будь-який момент часу. Вектор енергоспоживання прийме вид

$$x_{a,i} = W_{a,i} * S_{a,i}, \forall i \in \mathbb{I}, \quad (3.15)$$

$$x_{a,h} = W_{a,h} * S_{a,h}, \sum_t S_{a,h,t} = 1, \forall h \in \mathbb{H}, \forall t \in \mathbb{T}, \quad (3.16)$$

Для забезпечення стабільним енергопостачанням всіх господарств та дотримання енергобалансу необхідно встановити обмеження на рівень енергоспоживання. Тому фактичний та пороговий рівні пов'язані між собою нерівністю

$$C_{a,m} \leq C_{a,m,max}, \forall a \in \mathbb{A}, \quad (3.17)$$

Місячний рівень енергоспоживання може бути виражена як функція порогового коефіцієнта k та місячної генерації електроенергії I_a для господарства $\forall a \in \mathbb{A}$

$$C_{a,m,max} = k * I_a, \forall a \in \mathbb{A}, \quad (3.18)$$

Проблема оптимізації енергії та алгоритм прийняття рішення

Проблеми оптимізації для зменшення загального годинного енергоспоживання для домогосподарств доцільно вирішувати апаратом змішаного лінійного цілочисельного програмування (MILP) через наявність як цілих так і нецілих змінних, що описують проблему. Вона може бути вирішена за допомогою методу гілок і меж [51], реалізованого в CPLEX алгоритмі [54]. Метод гілок і меж дозволяє розбивати великі задачі на більш дрібні залежно від кількості цілочиселиних рішень. Ці менші проблеми далі розділяються на підпроблеми в деревоподібній структурі, поки не буде досягнуто оптимального рішення для цієї проблеми. Незважаючи на те, що складність методу експотенціально зростає з збільшенням кількості параметрів вхідної задачі, кількість запланових пристроїв у житлових приміщеннях не є критичною проблемою, яку CPLEX не може вирішувати за оптимальний час. Постановка проблеми оптимізації максимального енергоспоживання для споживачів (DMES DSM) з постійною

вартістю енергоносіїв у SmartGrid може бути сформульована наступним чином (3.19), відповідно з (3.1) - (3.18):

$$\begin{aligned}
 \min_{x_{a,i,t}, x_{a,h,t}} \in \mathbb{R} \quad & C_{a,t} + \bar{\delta}_a^t \\
 & 0 \leq x_{a,t} \leq x_{a,t,max}, \quad \forall a \in \mathbb{A}, \\
 & C_{a,m} \leq C_{a,m,max}, \quad C_{a,m,max} = kI_a, \quad 0.1 \leq k \leq 0.15, \\
 & x_{a,max} = \frac{kI_a}{pn}, \quad 0.1 \leq k \leq 0.15, \\
 & x_{a,t} = \sum_{i \in \mathbb{I}} x_{a,i,t} + \sum_{h \in \mathbb{H}} x_{a,h,t}, \quad \forall a \in \mathbb{A}, \\
 e_{a,i} = & \begin{cases} \sum_{t_{a,i}^s}^{t_{a,i}^e} x_{a,i,t}, & \forall i \in \mathbb{I}, t \in \mathbb{T} \\ 0, & \forall i \in \mathbb{I}, t \in \frac{\mathbb{T}}{T_i}, \end{cases} \\
 e_{a,h} = & \begin{cases} \sum_{t_{a,h}^s}^{t_{a,h}^e} x_{a,h,t}, & \forall h \in \mathbb{H}, t \in \mathbb{T} \\ 0, & \forall h \in \mathbb{H}, t \in \frac{\mathbb{T}}{T_h}, \end{cases} \\
 x_{a,i} = & W_{a,i} * S_{a,i}, \quad \forall i \in \mathbb{I}, \\
 x_{a,h} = & W_{a,h} * S_{a,h}, \quad \sum_t S_{a,h,t} = 1, \quad \forall h \in \mathbb{H}, \forall t \in \mathbb{T}, \\
 x_{a,i}^{min} \leq & x_{a,i,t} \leq x_{a,i}^{max}, \quad \forall i \in \mathbb{I}, \forall a \in \mathbb{A}, t \in \mathcal{T}_{a,h}, \\
 \sum_{\forall i \in \mathbb{I}} & x_{a,i,t} \leq x_{a,t} \leq x_a^{max}, \\
 x_{a,i,t} \geq & 0, x_{a,h,t} \geq 0, \quad \forall i \in \mathbb{I}, \forall h \in \mathbb{H}.
 \end{aligned}$$

(3.19)

3.2.2. Чисельні результати роботи алгоритму DMES для FRP

Результати енергоспоживання DMES у смарт-будинках FRP

алгоритм DMES було перевірено на даних енергоспоживання п'ятнадцяти домогосподарств для літніх, весняних, осінньо-зимових сезонів року. Результати наведено на рис. 3.2 - 3.5 відповідно. Вхідні дані загального енергоспоживання, що використовуються в даних прикладах, наведено у Додатку А.

Результати свідчать про зменшення споживання енергії для всіх розглянутих домогосподарств, у порівнянні з початковими значеннями споживання.

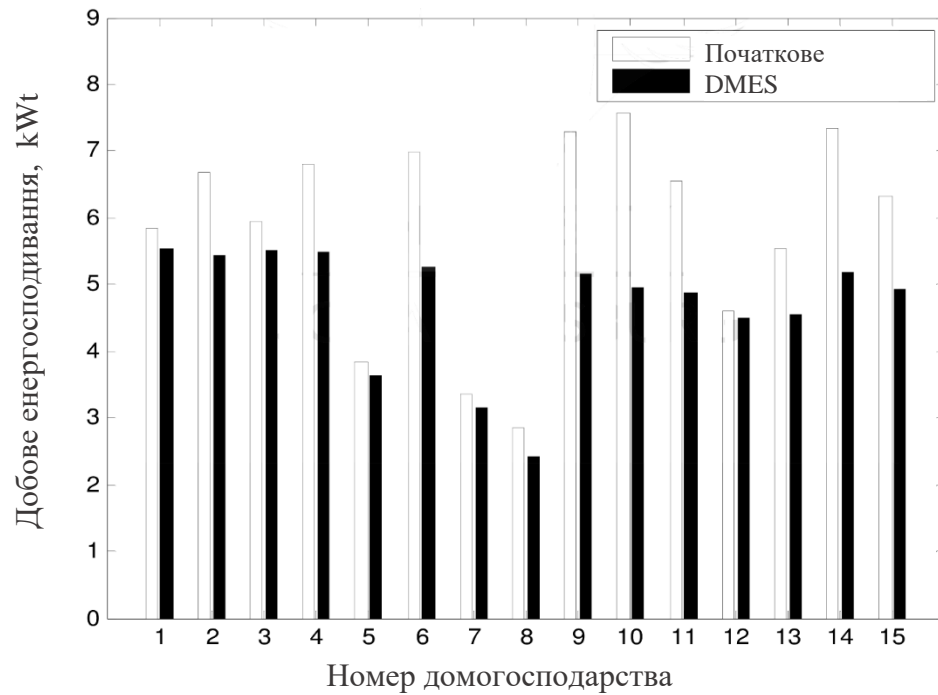


Рис. 3.2. Початкове та оптимізоване енергоспоживання (літо)

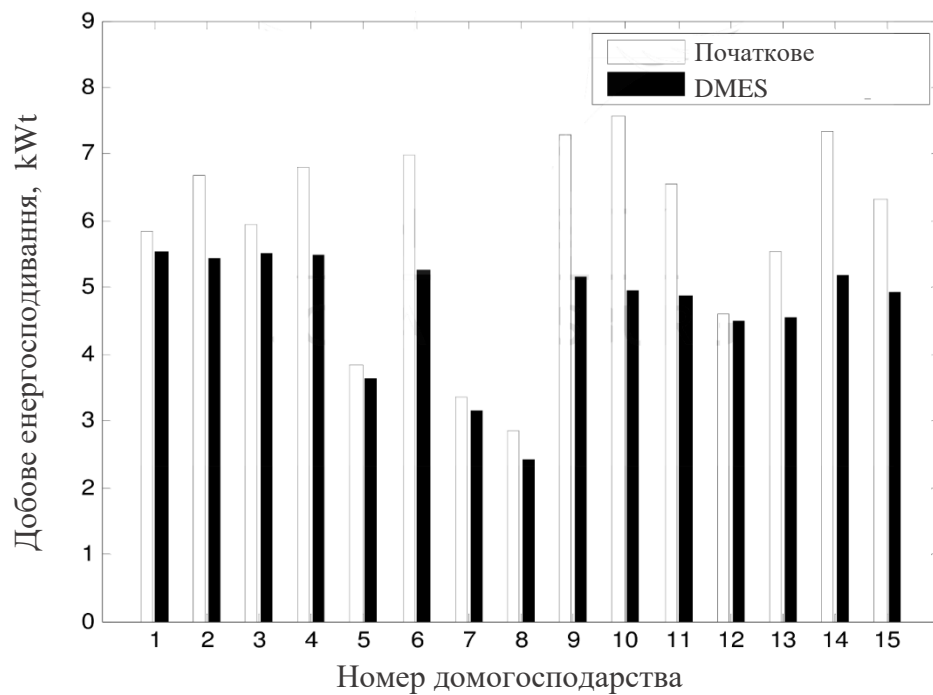


Рис. 3.3. Початкове та оптимізоване енергоспоживання (весна)

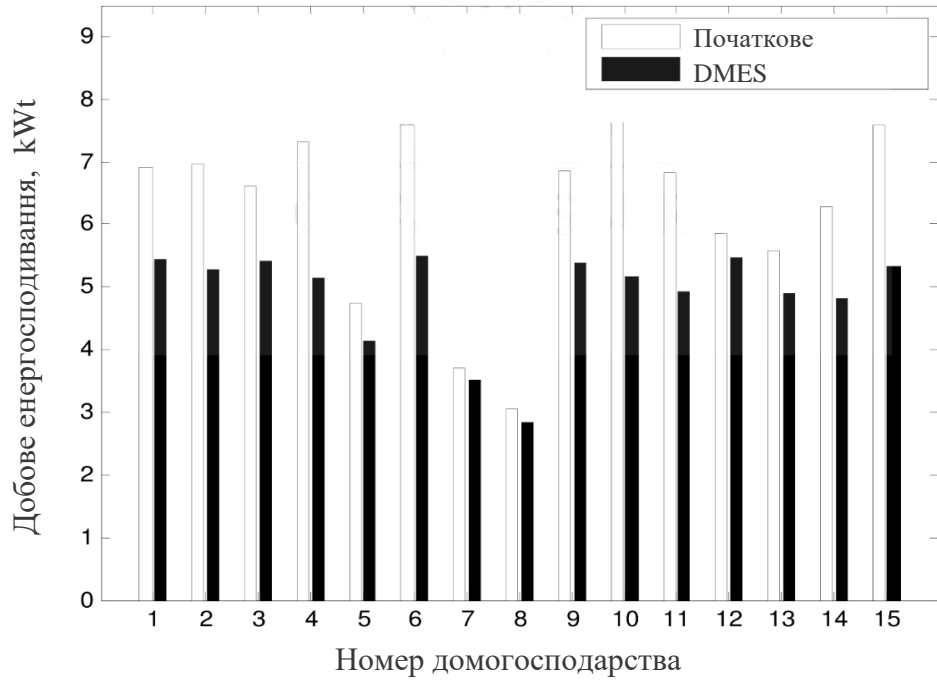


Рис. 3.4. Початкове та оптимізоване енергоспоживання (осінь)

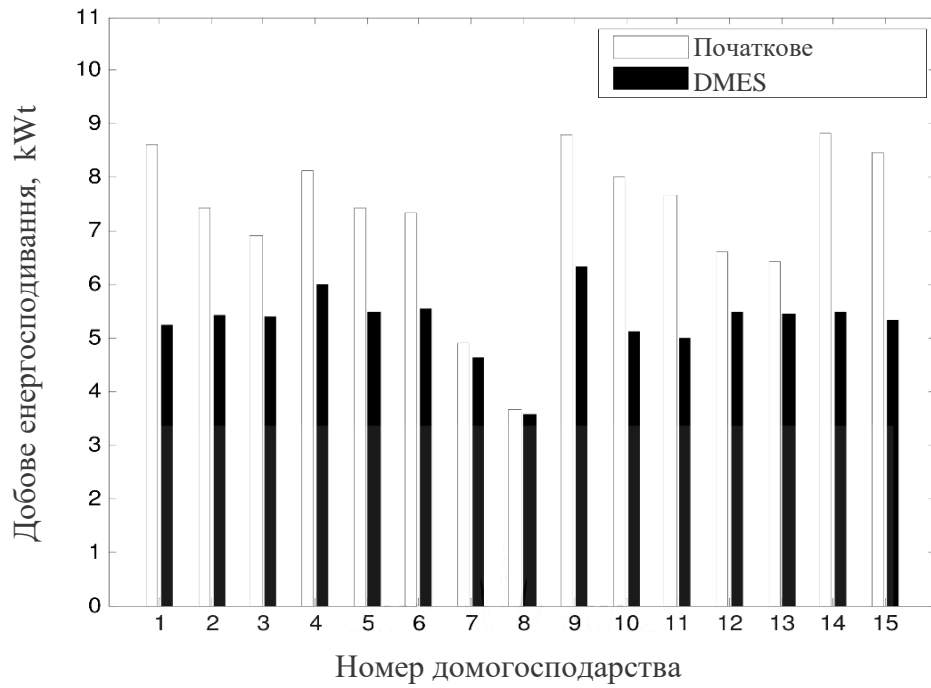


Рис. 3.5. Початкове та оптимізоване енергоспоживання (весна)

3.2.3. Результати роботи алгоритму DMES DSM

Наведено числові результати роботи алгоритму DMES для споживачів TOU (Time Of Use) для перевірки виконаних теоретичних аналізів. Для тестування алгоритму DMES DSM було використано тестові дані про енергоспоживання малих і середніх домогосподарств [55]. Результати середнього енергоспоживання в літній та зимовий період представлені на рис. 3.6 та 3.7 відповідно для малих і середніх господарств. Рис. 3.6 та 3.7 підтверджують результати, що у всіх домогосподарств відзначається зниження попиту під час ранкових та вечірніх пікових моментів

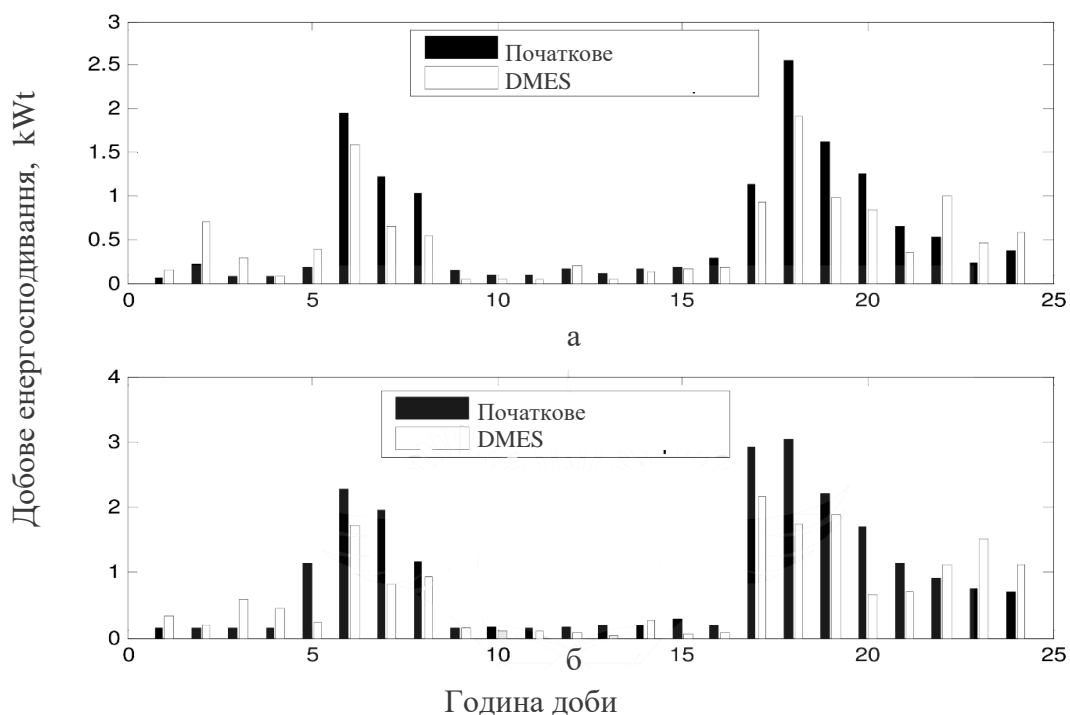


Рис.3.6. Енергоспоживання для малих домогосподарств (а – літню, б - зимку)

Середньодобові ранкові та вечірні пікові витрати було знижено приблизно на 36% (0,77 кВт.год) та 27% (0,76 кВт.год.) відповідно. Це означає, що алгоритм DMES також призвів до скорочення викидів CO₂ від мережі, оскільки скорочення пікового попиту безпосередньо пов'язане з викидами вуглекислого

газу [56, 57]. Середньодобові ранкові та вечірні підвищення попиту також знижувались приблизно на 23% (0,60 кВт.год) та 33% (1,17 кВт-год.) відповідно.

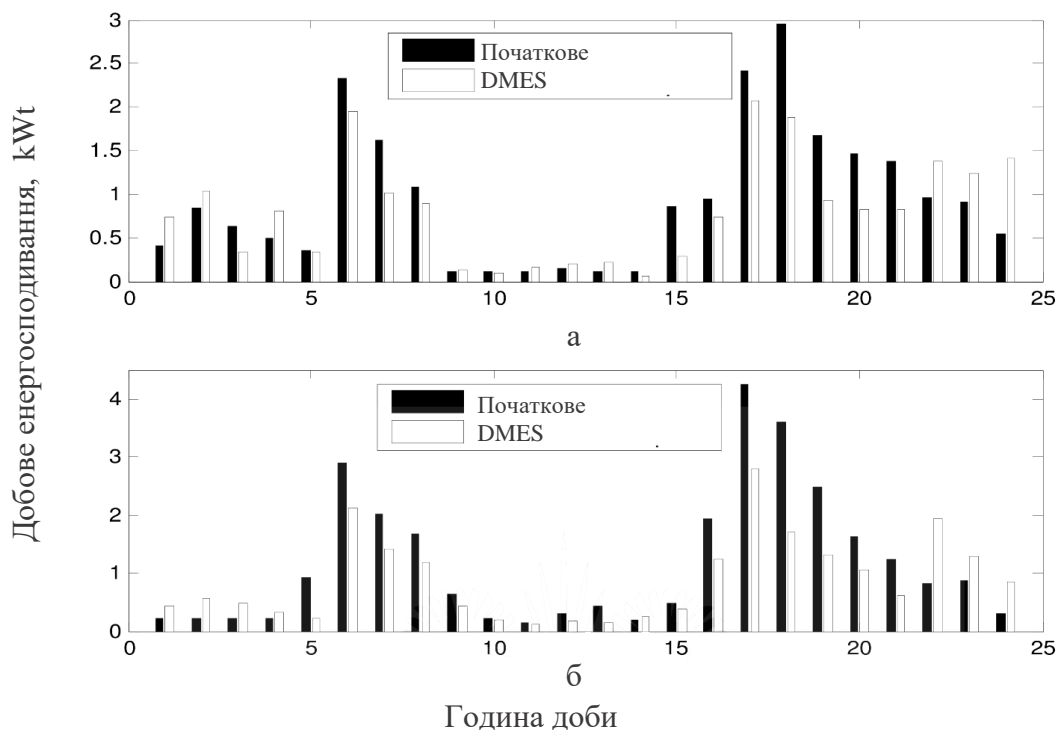


Рис.3.7. Енергоспоживання для середніх домогосподарств (а – влітку, б - взимку)

Крім того, в порівнянні з початковим навантаженням (наприклад, без DSM-сценарію), у DMES DSM було помічено менший розмах між піками.

Оскільки алгоритмом планування DMES було заплановано більші енерговитрати в період низького попиту і, відповідно, більш низького рівня тарифів, і одночасно зменшивши попит у пікові години (високий тариф) вдалось зменшити витрати на енергоресурси. Середня годинна витрата енергії для домогосподарств зображена на рис. 3.8 та 3.9, відповідно.

Як видно з результатів, алгоритм DMES DSM економив більше енергії у вечірніх пікових періодах, що часто є найбільш критичним часом попиту, розвантажуючи мережу та уникаючи споживання в період найдорожчого тарифу TOU, таким чином, приносячи взаємну користь постачальнику та споживачам.

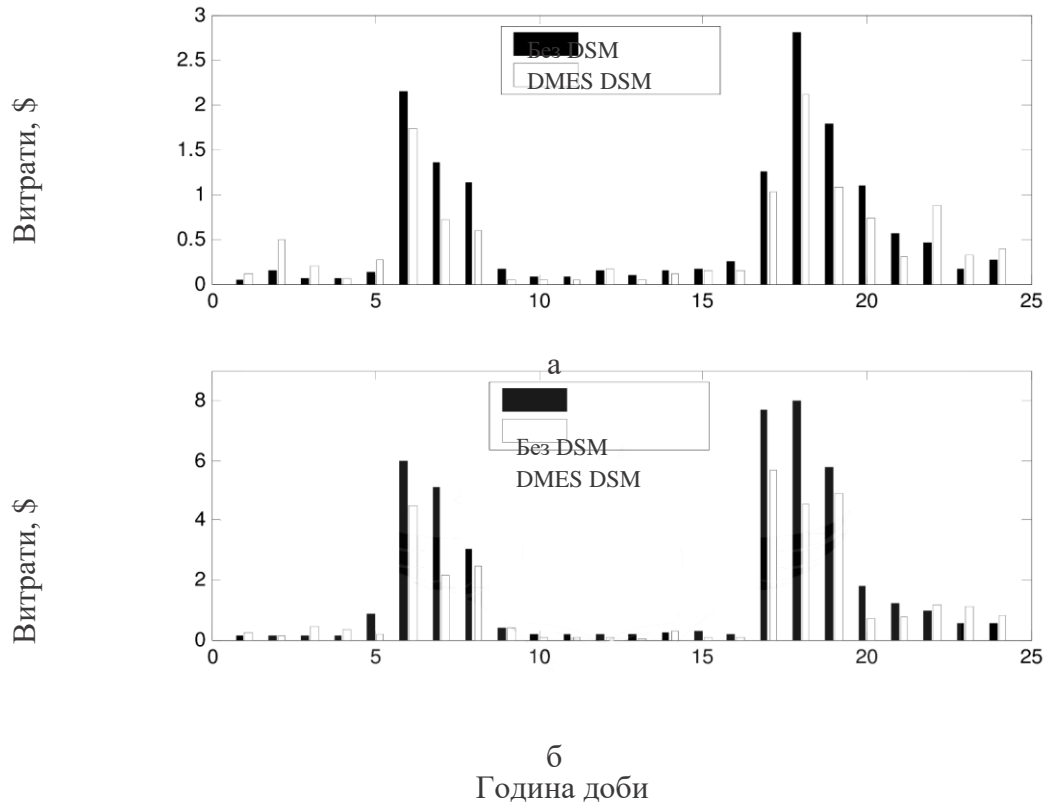


Рис. 3.8. Середні витрати на електропостачання малих домогосподарств (а – влітку, б - взимку)

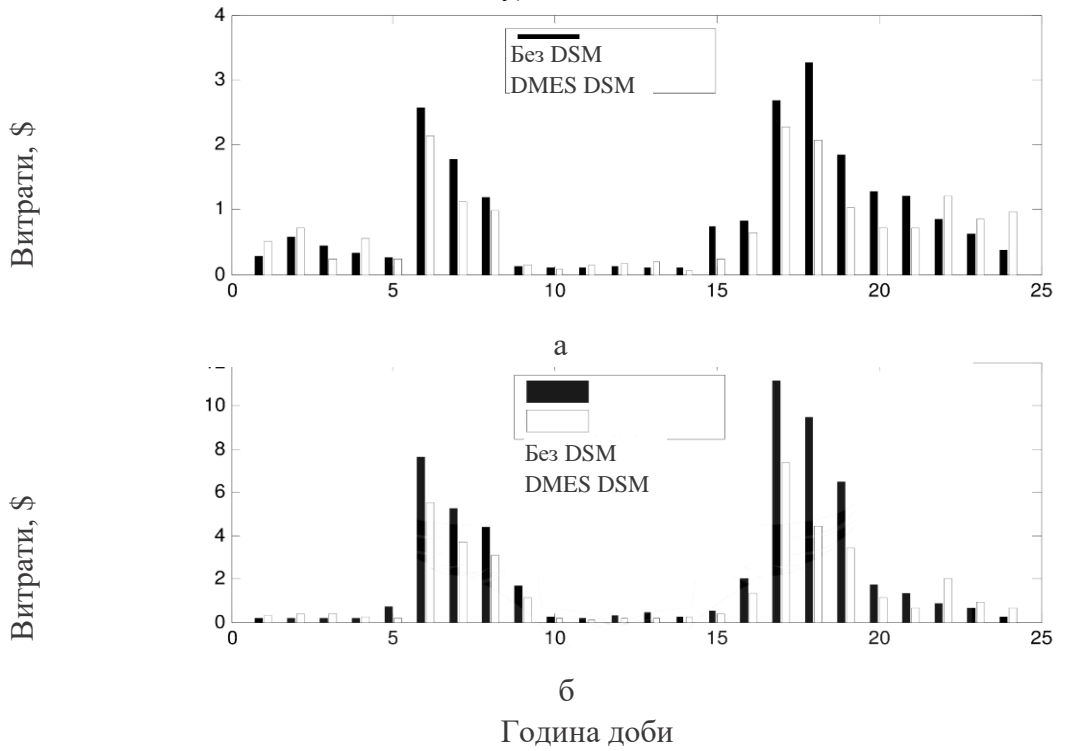


Рис. 3.9. Середні витрати на електропостачання малих домогосподарств (а – влітку, б - взимку)

Результати виконання алгоритму DMES DSM на тестових даних за місяць зведено в табл. 3.2. Запропонований DMES DSM алгоритм забезпечив вибраним малим домогосподарствам зменшити енергоспоживання в середньому на 32% влітку та 34% взимку, а середнім - 29% та 28% відповідно.

Таблиця 3.2.

Порівняння оперативних енергетичних видів доходів державного господарства

Клас господарства	Середній рівень енергоспоживання, k*Wh	Енергоспоживання влітку, k*Wh		Енергоспоживання взимку, k*Wh		Оптимізація споживання електроенергії	
		Початкове	Після оптимізації	Початкове	Після оптимізації	Літній період	Зимовий період
Мале	65,8	71,4	48,2	96,8	64,3	32%	34%
Середнє	135,4	144,7	103,4	165,7	118,5	29%	28%

Алгоритм DMES був підтверджений на реальних наборах даних, доведено здатність знизити енергоспоживання домогосподарств відповідно на 33% та 28,5%. Оптимізацію пропонується здійснювати за допомогою smartметрів або встановлених IHDs.

Проте, якщо скорочення кількості енергоносіїв не є пріоритетом, зменшення енерговитрат та підвищення енергоефективності залишатимуться серед цілей будь-якої програм керування попитом DSM. У наступному розділі представлений алгоритм DSM, який би виконував загальні цілі DSM з врахуванням споживчих переваг.

3.3. Зменшення пікових навантажень

При традиційному нерегульованому використанні електроенергії споживачами в ранкові та вечірні пікові періоди споживчий попит може

перевищувати можливості локальної енергосистеми, що в свою чергу може призвести до таких заходів, як закупівля додаткових резервних генераторів для покриття пікового попиту, підвищення тарифів для споживачів, скидання навантаження або аварійного відключення. Проте всі ці проблеми можна зміншити шляхом впровадження методів керування попитом (DSM) для ефективного енергокерування в пікові періоди. Затрати спрямовані на PDR також розносять знизити негативний вплив на навколишнє середовище шляхом зменшення кількості викидів CO₂ за рахунок широкого використання енергозберігаючих установок [56].

Головною метою багатьох споживачів TOU є перенесення основного використання електроенергії на період найменшого завантаження для зменшення енергоспоживання, здійснювати контроль за процесом вручну або лише час від часу.

У даному розділі запропоновано спеціалізований режим експлуатації пристроїв - план використання електроенергії (Device Operation Specific - Electricity Usage Plan, DOS-EUP), який використовує характеристики вибраних інтелектуальних побутових приладів які не від часу роботи для зменшення пікового попиту на основі принципів їх роботи. Ця методика змінює профіль споживчого навантаження шляхом внесення даних про роботу пристрою в алгоритм ECS. Вона також повинна бути інтелектуальною та зручною у користуванні для споживачів програмою DLC, яка використовується локально в мережі. Алгоритм DOS-EUP діє як локальний та розподілений варіант DLC-алгоритму всередині мережі для ефективного управління завантаженням. Методика DOS-EUP була застосована для вдосконалення структури попиту споживачів в часі (TOU), і за результатами моделювання було доведено ефективність методу DOS-EUP для PDR для постачальника електроенергії через зменшення числа генераторів для покриття пікового пікового періоду попиту та для кінцевого споживача - зниження споживання електроенергії.

3.3.1. Модель керування енергоспоживанням споживачів

Запропонований метод DOS-EUP DSM використовує принцип роботи та схеми енергоспоживання вибраних побутових приладів для PDR в SmartGrid. Ці обрані інтелектуальні прилади називають Smart Appliances Time Shiftable (TSSA) та складають частину приладів лише для роботи в періоди найменшого завантаження мережі.

Такими TSSA можна дистанційно керувати централізовано або розподіляти їх роботу в часі (як Time-Programmable Smart Devices (TPSDs)) [66]. Для TPSD пропонується програмований інтерфейс, за допомогою якого споживач може вводити пристрої EUP та планувати їх роботу. EUP повністю інкапсульовано від всіх приладів, не керує жодним місцевим контролером ані в межах інтелектуального будинку ані зовнішньої.

Пристрій DOS-EUP може застосовуватись як монітор навантаження (NILM) для забезпечення мінімізації енергоспоживання та зменшення складності всієї мережі [64], інстальований в смартметр або в встановлених ІНД для ефективного та автономного управління попитом у домогосподарствах протягом пікових періодів. Запропонована методика DOS-EUP має локальний контроль у інтелектуальному будинку за допомогою смартметру та може також взаємодіяти з зовнішніми контролерами через свій інтерфейс чи ІНД. Смартметри можуть мати додатковий функціонал виявляти різні типи пристроїв, підключені до нього [65, 66, 56] і, відповідно до алгоритму планування, окремо керувати кожним з них.

Алгоритм DOS-EUP дасть можливість споживачам компенсувати зміну тарифікації для економії енергії. Також, це дозволить зменшити попит на PDR та PAR до SmartGrid. Оскільки SmartGrid характеризується участю споживачів, алгоритм DOS-EUP надає споживачеві гнучкість участі в програмі DOS-EUP DSM, тобто споживач може розпочати або завершити програму за вимогою в будь-який час. Крім того, алгоритм DOS-EUP також дозволяє зменшити

енергоспоживання пристроїв в режимі очікування у домогосподарствах з TSSA, особливо в пікові періоди. Це споживання часто пояснюється наявністю світлодіодів, рідкокристалічних дисплеїв (РК) в годинниках та мікрокомп'ютерів у смартфонах [67]. Управління навантаженням у домашніх умовах, запропоноване алгоритмом DOS-EUP для TSSA, не забезпечує резервного живлення в домашніх умовах, оскільки пристрій DOS-EUP скорочує енергопостачання від смартметра до TSSA протягом запланованого часу. Реалізація запропонованого алгоритму DOS-EUP дозволить рівномірно розподіляти попит побутових потреб протягом дня, а отже, зменшити піковий попит та надає користувачу можливість вийти з програми у будь-який час.

Математичне формулювання DOS-EUP

Нехай споживач $a \in \mathbb{A}$ має TSSA $h \in \mathbb{H}$ та постійний ряд смарт-техніки $i \in \mathbb{I}$. Вся техніка споживача a належить \mathbb{G} : $\mathbb{G} = \mathbb{H} \cup \mathbb{I}$ може використовуватись за час $t \in \mathbb{T}$ де $\mathbb{T} = [1, 2, 3, \dots, t]$ в рамках гнучкого використання в періоди $\mathcal{T}_{a,h}$ та $\mathcal{T}_{a,i}$ для TSSA та постійної техніки відповідно. Щоб забезпечити зменшення споживання домогосподарства у піковий період $t_p \subset \mathbb{T}$ заплановано не використовувати TSSA-техніку в пікові періоди, як зазначалось раніше, $t_{np} \subset \mathbb{T}$, де $t_{np} = t_{op} \cup t_{sp}$, t_{op} – період з найменшим попитом, t_{sp} – звичайний період. А той же час енергоспоживання постійного ряду техніки може відбуватися в будь-який час $t \in \mathbb{T}$. Пікові періоди можуть бути періодом ранкового t_p^{mr} чи вечірнього t_p^{ev} підвищеного попиту, тому сумарний піковий період визначається як $t_p = t_p^{mr} \cup t_p^{ev}$.

Загальне погодинне енергоспоживання у всіх приміщеннях споживача визначається як

$$x_{a,t} = \begin{cases} \sum_{i \in \mathbb{I}} x_{a,i,t} + \sum_{h \in \mathbb{H}} x_{a,h,t}, & \forall t \in t_{np}, t_{np} \subset \mathbb{T}, \\ \sum_{i \in \mathbb{I}} x_{a,i,t} & \forall t \in t_p, t_p \subset \mathbb{T}, \end{cases} \quad (3.20)$$

де $x_{a,h,t}$ та $x_{a,i,t}$ – енергія, спожита TSSA-технікою h та постійною технікою i відповідно. Вектор добового енергоспоживання пристрою TSSA a може бути записаний як $x_a = [x_{a,1}, x_{a,2}, \dots, x_{a,t}, x_{a,t}]'$. Звідси загальне погодинне енергоспоживання x_t всіма споживачами в мережі визначається як

$$x_t = \sum_{a \in \mathbb{A}} x_{a,t}, \quad \forall t \in \mathbb{T}, \quad (3.21)$$

Позначимо будь-який смарт-пристрій в будинку як $g \in \mathbb{G}$, де $\mathbb{G} = \mathbb{H} \cup \mathbb{I}$ і $g = \{i, h\}$. Отже, можливий період використання для будь-якого смарт-пристрою в будинку $\mathcal{T}_{a,g}$ з початком роботи $t_{a,g}^s$ та закінчення в $t_{a,g}^e$ визначається як $\mathcal{T}_{a,g} = \{t | t_{a,g}^s \leq t \leq t_{a,g}^e\}$, $\forall g \in \mathbb{G}$, де $\mathcal{T}_{a,g} = \{\mathcal{T}_{a,i}, \mathcal{T}_{a,h}\}$. Звідси $\mathcal{T}_{a,h} \in \mathbb{T} \setminus t$ та $\mathcal{T}_{a,i} \in \mathbb{T}$, де $\mathbb{T} = t_{o,p} \cup t_{s,t} \cup t_p^{mr} = t_{np} \cup t_p$. Енергоспоживання для TSSA обмежується:

$$\sum_{h \in \mathbb{H}} x_{a,h,t} = 0, \quad \forall t \in t_p, \quad (3.22)$$

Для кожного типу пристрою встановлюється обмеження рівня потужності:

$$x_{a,i}^{min} \leq x_{a,i,t} \leq x_{a,i}^{max}, \quad \forall t \in \mathcal{T}_{a,i}, \forall i \in \mathbb{I}, \forall a \in \mathbb{A}, \quad (3.23)$$

$$x_{a,h}^{min} \leq x_{a,h,t} \leq x_{a,h}^{max}, \quad \forall t \in \mathcal{T}_{a,i}, \forall h \in \mathbb{H}, \forall a \in \mathbb{A}, \quad (3.24)$$

де $x_{a,i}^{min}$, $x_{a,h}^{min}$ та $x_{a,i}^{max}$, $x_{a,h}^{max}$ визначають мінімальний (у вимкненому або режимі очікування) та піковий рівень потужності для кожного з пристроїв з постійного та змінного типу. Мінімальний рівень $x_{a,i}^{min} \geq 0$ та $x_{a,h}^{min} \geq 0$. Піковий рівень попиту залежить від обмеженні в кожному з приміщень $x_{a,t,max}$. Тому приймаємо, що загальне енергоспоживання за годину обмежується загальним попитом, незмінних пристроїв, і максимальним граничним погодинним попитом, і визначається як:

$$x_{a,i,t} \leq x_{a,t} \leq x_{a,t,max}, \quad (3.25)$$

Крім того, попит на PAR в мережі виражається як відношення пікового споживання до середнього значення.

$$PAR = \frac{\max_{t \in T} \sum_{a \in \mathbb{A}} x_{a,t}}{\frac{1}{T} \sum_{a \in \mathbb{A}} x_{a,t}}, \quad (3.26)$$

Оскільки знаменник в (3.26) приймається умовно постійним, як широко описано в [68, 69], найменше значення PAR для мережі може бути досягнуто шляхом мінімізації чисельника (тобто мінімізації сукупного пікового споживання енергії). Чисельник у (3.26) можна замінити допоміжною змінною, $\Gamma = \max_{t \in T} \sum_{a \in \mathbb{A}} x_{a,t}$. Підставивши в (3.26) отримуємо:

$$\begin{aligned} \min_{a \in \mathbb{A}} PAR &\triangleq \min_{a \in \mathbb{A}} \Gamma \\ \Gamma &\geq \sum_{a \in \mathbb{A}} x_{a,t}, \end{aligned} \quad (3.27)$$

Тому, (3.27) можна вирішувати як лінійну програму симплекс-методом Данціґа [70, 71]. Тому, чим нижче споживання пікового попиту, тим менше попит на PAR відповідно, тим краще це для мережі.

Приймаємо погодинний тариф TOU - P_t , тоді тарифи визначаються як $P = [P_1, P_2, \dots, P_t]$, $P_t \in P, \forall t \in T$. Сумарна годинна вартість $C_{a,t}$ та добова вартість C_a спожитої електроенергії відповідно визначаються:

$$C_{a,t} = P x_{a,t}, \quad \forall a \in \mathbb{A}, \forall t \in T, \quad (3.28)$$

$$C_a = P x_a, \quad (3.29)$$

Для того, підвищення споживчих переваг в реалізацію моделі DOS-EUP, алгоритм DOS-EUP активується лише для тих споживачів, котрі підтвердили відповідний запит, а також дезактивується, при надходження від споживача відповідного сигнал. Це дані надсилаються з смартметру до загальної мережі за допомогою агрегатора даних (data aggregation point, DAP) в межах локальної мережі (neighborhood area network, NAN). Дані технології (SM,, NAN та DAP) вже широко використовуються в SmartGrid, які DOS-EUP може використовувати для передачі даних.

Тому в періоди, коли споживач вирішує не бути споживачем DOS-EUP, годинне споживання енергії $\ddot{x}_{a,t}$ та вартість енергії $\ddot{C}_{a,t}$ відповідно визначаються

$$\ddot{x}_{a,t} = \sum_{i \in \mathbb{I}} \ddot{x}_{a,i,t} \quad \left| \quad \mathbb{H} = \{\}, \mathbb{G} = \mathbb{I}, a \in \mathbb{A}, \forall t \in \mathbb{T}, \quad (3.30)$$

$$\ddot{C}_{a,t} = P_t * \ddot{x}_{a,t}, \quad \forall a \in \mathbb{A}, \forall t \in \mathbb{T}, \quad (3.31)$$

В даному сценарії всі інтелектуальні пристрої у домашньому господарстві розглядаються як незмінні прилади, а алгоритм DSM не застосовується для планування споживання енергії.

Для стимулювання використання системи пропонується переведення споживачів на більш вигідні тарифи. В даному випадку пропонується не переводити споживачів взимку на вищі, зимові, тарифи.

Оптимізація DOS-EUP та алгоритм роботи

Проблема оптимізації алгоритму DOS-EUP може бути вирішена як обмежена лінійна програма, оскільки вона включає в себе лінійні цільові функції та обмежувальні функції. Проблема сформульована з (3.20) - (3.25), (3.28) і (3.29) і може бути вирішена за допомогою симплексу [70, 71] або методом внутрішніх точок [72]. Таким чином, дану проблему можна представити наступним чином:

$$\begin{aligned} & \min_{x_{a,i,t}, x_{a,h,t} \in \mathbb{R}} C_{a,t} \\ & x_{a,t} = \begin{cases} \sum_{i \in \mathbb{I}} x_{a,i,t} + \sum_{h \in \mathbb{H}} x_{a,h,t}, & \forall t \in t_{np}, t_{np} \subset \mathbb{T} \\ \sum_{i \in \mathbb{I}} x_{a,i,t} & \forall t \in t_p, t_p \subset \mathbb{T} \end{cases}, \\ & x_{a,i}^{min} \leq x_{a,i,t} \leq x_{a,i}^{max}, \forall t \in \mathcal{T}_{a,i}, \forall i \in \mathbb{I}, \forall a \in \mathbb{A}, \\ & x_{a,h}^{min} \leq x_{a,h,t} \leq x_{a,h}^{max}, \forall t \in \mathcal{T}_{a,i}, \forall h \in \mathbb{H}, \forall a \in \mathbb{A}, \\ & \sum_{i \in \mathbb{I}} x_{a,i,t} \leq x_{a,t} \leq x_a^{max}, \forall a \in \mathbb{A}, \forall t \in \mathbb{T}, \\ & x_{a,i,t} \geq 0, x_{a,h,t} \geq 0, \forall i \in \mathbb{I}, \forall h \in \mathbb{H}. \end{aligned} \quad (3.32)$$

3.3.2. Порівняння алгоритмів DOS-EUP та традиційного EUP для згладжування пікового споживання

Результати алгоритму оптимізації DOS-EUP результати порівнюються з традиційним або нормальним EUP (ND-EUP) домогосподарств. ND-EUP є традиційним способом завантаження споживача до запровадження DOS-EUP.

Ранковий пік попиту x_{S,m_r}^{max} можна записати як:

$$x_{S,m_r}^{max} = \max_{t \in t^{m_r}} \sum_{a \in \mathbb{A}} x_{a,t,ND} - \max_{t \in t^{m_r}} \sum_{a \in \mathbb{A}} x_{a,t,DOS}, \forall t \in t^{m_r}, t^{m_r} \subset \mathbb{T}, \quad (3.33)$$

де $\max_{t \in t^{m_r}} \sum_{a \in \mathbb{A}} x_{a,t,ND}$ - ранковий пік попиту за ND-EUP алгоритмом та $\max_{t \in t^{m_r}} \sum_{a \in \mathbb{A}} x_{a,t,DOS}$ - ранковий пік попиту за DOS-EUP алгоритмом для кожного зі споживачів, $t^{m_r} = [1,2,3, \dots, 12]$.

Вечірній пік попиту x_{S,e_v}^{max} можна записати як:

$$x_{S,e_v}^{max} = \max_{t \in t^{e_v}} \sum_{a \in \mathbb{A}} x_{a,t,ND} - \max_{t \in t^{e_v}} \sum_{a \in \mathbb{A}} x_{a,t,DOS}, \forall t \in t^{e_v}, t^{e_v} \subset \mathbb{T}, \quad (3.34)$$

де $\max_{t \in t^{e_v}} \sum_{a \in \mathbb{A}} x_{a,t,ND}$ - вечірній пік попиту за ND-EUP алгоритмом та $\max_{t \in t^{e_v}} \sum_{a \in \mathbb{A}} x_{a,t,DOS}$ - вечірній пік попиту за DOS-EUP алгоритмом для кожного зі споживачів, $t^{e_v} = [13,14,15, \dots, 24]$.

Повний розмах пікових періодів за день для ND-EUP x_{ND}^{p-p} та DOS-EUP x_{DOS}^{p-p} алгоритмів запишемо як:

$$x_{ND}^{p-p} = \max_{t \in t^{e_v}} \sum_{a \in \mathbb{A}} x_{a,t,ND} - \max_{t \in t^{m_r}} \sum_{a \in \mathbb{A}} x_{a,t,ND}, \quad \forall t^{m_r} \subset \mathbb{T}, \forall t^{e_v} \subset \mathbb{T}, \quad (3.35)$$

$$x_{DOS}^{p-p} = \max_{t \in t^{m_r}} \sum_{a \in \mathbb{A}} x_{a,t,DOS} - \max_{t \in t^{e_v}} \sum_{a \in \mathbb{A}} x_{a,t,DOS}, \quad \forall t^{m_r} \subset \mathbb{T}, \forall t^{e_v} \subset \mathbb{T}, \quad (3.36)$$

Чим менший розмах пікових періодів x^{p-p} у мережі, тим стабільнішим стає графік навантаження. Стабільний профіль завантаження підвищує стабільність та надійність мережі, стабільність тарифів та економію для постачальників послуг та споживачів. Зменшення розмаху пікових періодів, у відсотковому відношенні, можна записати у вигляді виразу:

$$x_S^{p-p} = \frac{x_{ND}^{p-p} - x_{DOS}^{p-p}}{x_{ND}^{p-p}} * 100,$$

Числові результати для моделювання включають порівняння між алгоритмом завантаження ND-EUP (традиційного енергоспоживання) та алгоритмом завантаження DOS-EUP.

Дані про погодинне споживання енергії для п'ятдесяти домогосподарств були отримані з [55], нормалізовані та використані для перевірки алгоритму DOS-EUP. Дані були розбиті на моделі споживання за типами пристроїв з врахуванням [62]. Дані про попит були подані в алгоритм DOS-EUP для отримання профілів енергоспоживання DOS-EUP для літнього та зимового періодів (рис. 3.10 та 3.11 відповідно).

Запропонований алгоритм DOS-EUP, як було зазначено, змістив пікове навантаження вранці на період з найменшим попитом. Ранковий піковий період змістився приблизно на 3:00 та 2:00 години відповідно для літнього та зимового періодів. Приклад порівняння добового профілю навантаження для початкового алгоритму ND-EUP та розробленого DOS-EUP відповідно наведено на рисунках 3.12 та 3.13. Аналізуючи графіки можна відзначити ефективність DOS-EUP. Так ранковий та вечірній піки попиту було зменшено на 19% і 45% для літнього періоду і на 8% і 22% для зимового відповідно. Відзначається, що чим більшу кількість днів у місяці споживач застосовує програму DOS-EUP, тим вищий відсоток заощаджень та навпаки. Отже, можна зробити висновок, що чим більша кількість домогосподарств застосовуватимуть DOS-EUP, тим стабільнішим буде добовий профіль навантаження.

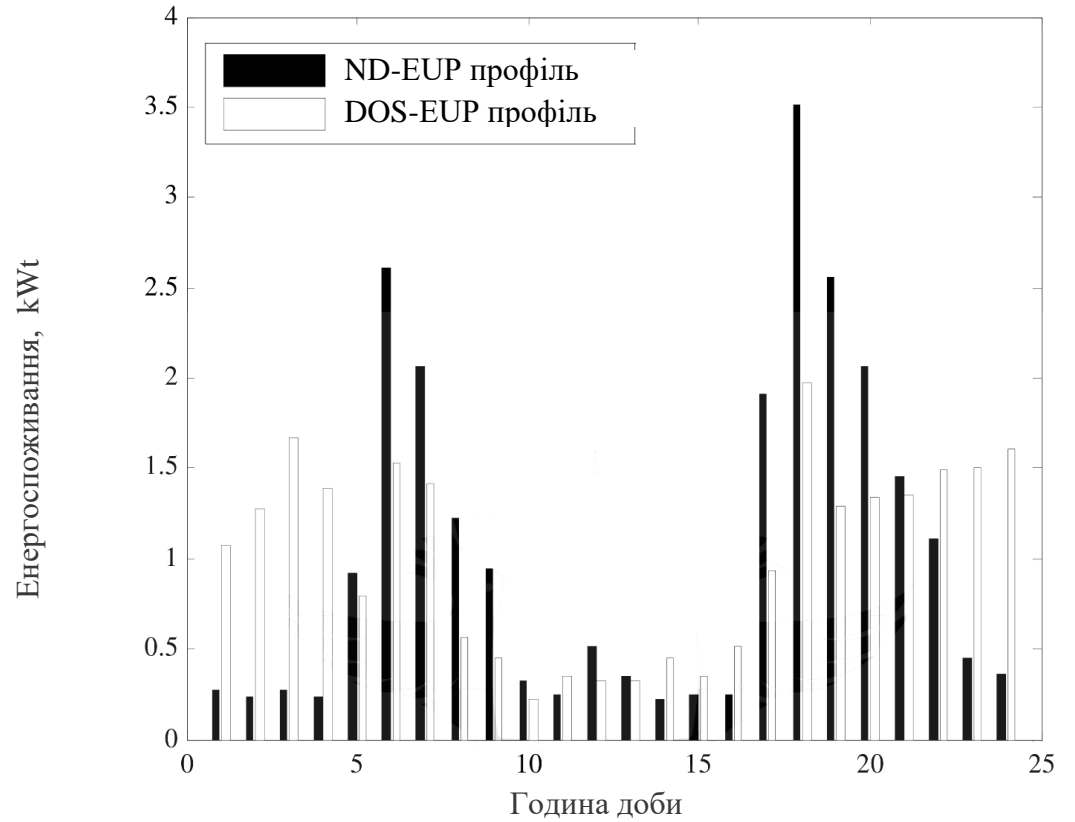


Рис. 3.10 . Профіль літнього енергоспоживання DOS-EUP та ND-EUP алгоритмів

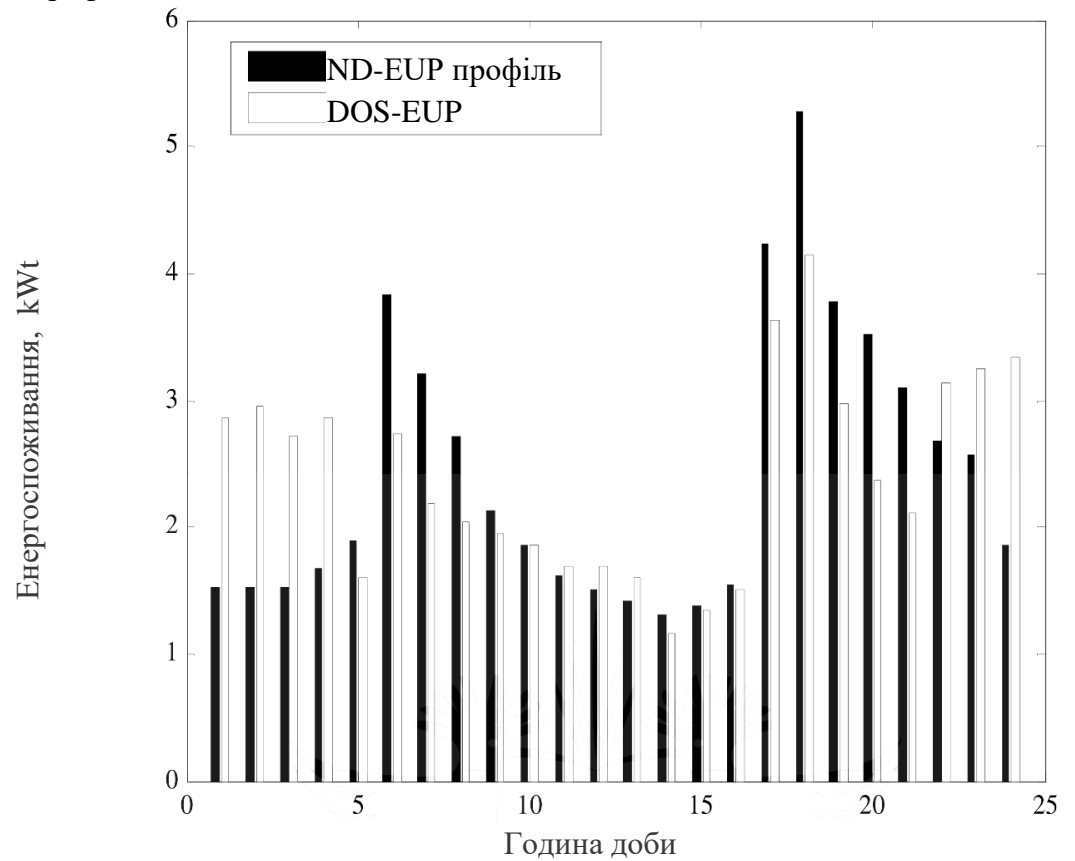


Рис. 3. 11. Профіль енергоспоживання DOS-EUP та ND-EUP алгоритмів

В табл. 3.3. показано зведені дані різниці розмаху пікових навантажень.

Таблиця 3.3.

	Літній період		Зимовий період	
	ND-EUP	DOS-EUP	ND-EUP	DOS-EUP
Пікове енергоспоживання, (kWh)	3,51	2,97	4,66	3,85
Амплітудна різниця, (kWh)	1,44	1,31	1,10	1,04

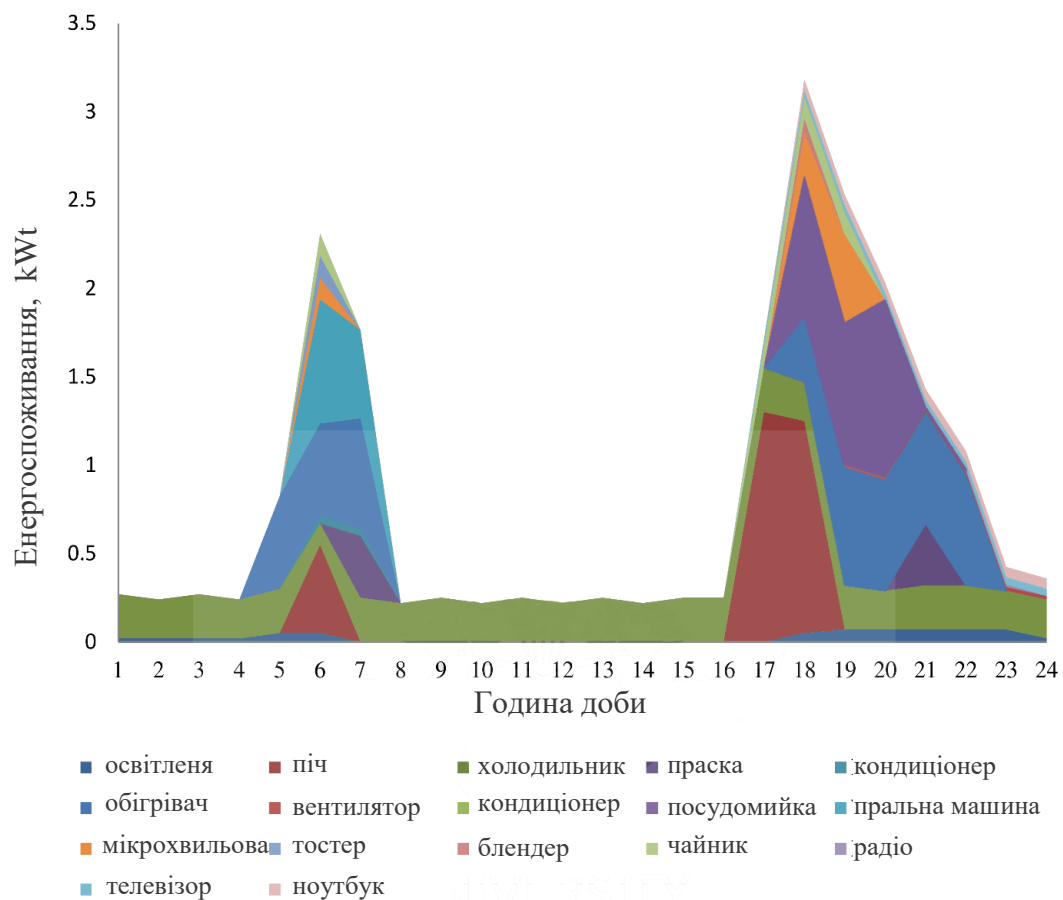


Рис. 3. 12. Енергоспоживання влітку за ND-EUP алгоритмом

Запропонована в роботі модель DOS-EUP для TSSA показала, що вона забезпечує максимальне зниження попиту, зменшення пікового попиту (за рахунок зміщення в часі), заповнення періодів найменшого попиту, фінансові та

енергетичні заощадження, зниження викидів CO₂. Також показано важливість знання принципу роботи приладу перед плануванням для його оптимізації. Запропонована методика DOS-EUP DSM також підвищує стійкість, надійність і стабільність мережі та зменшує імовірність скидання або скидання навантаження в періоди пік. Запропоноване рішення є автономним алгоритмом DLC, який можна використовувати в сматрметрах. Споживчі переваги збільшуються положеннями про застосування та відмову від DOS-EUP алгоритму.

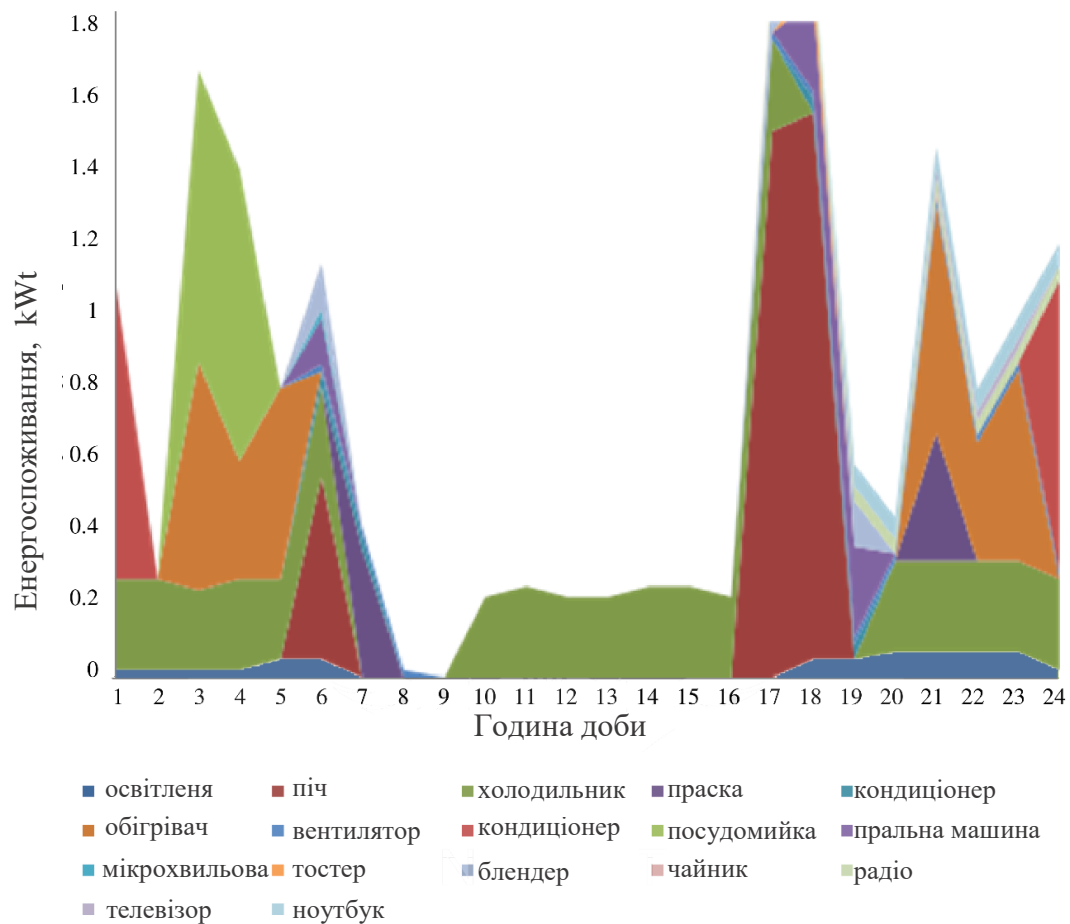


Рис. 3. 13. Енергоспоживання взимку за ND-EUP алгоритмом

Висновки до третього розділу

1. Проблеми оптимізації для зменшення енергоспоживання для домогосподарств доцільно вирішувати апаратом змішаного лінійного цілочисельного програмування через наявність як цілих так і нецілих змінних, що описують проблему.

2. Алгоритм оптимізації максимального енергоспоживання DMES було перевірено на даних енергоспоживання п'ятнадцяти домогосподарств для літніх, весняних, осінньо-зимових сезонів року. Результати свідчать про зменшення споживання енергії для всіх розглянутих домогосподарств, у порівнянні з початковими значеннями споживання.

Алгоритм DMES був підтверджений на реальних наборах даних, доведено здатність знизити енергоспоживання малих та середніх домогосподарств відповідно на 33% та 28,5%.

3.Методика DOS-EUP була застосована для вдосконалення структури попиту споживачів з TOU, і за результатами моделювання було доведено ефективність методу DOS-EUP для PDR для постачальника електроенергії через зменшення числа генераторів для покриття пікового пікового періоду попиту та для кінцевого споживача - зниження споживання електроенергії.

4. Розроблений алгоритм планування роботи, керування навантаженнями споживача з поєднанням методі заохочення використання методів оптимізації, що дає можливість додатково підвищити ефективність роботи керування.

РОЗДІЛ IV. ТЕХНІЧНА РЕАЛІЗАЦІЯ СИСТЕМИ ПРОГНОЗУ ТА КЕРУВАННЯ ТА ПРОГРАМНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ

4.1. Опис програмного забезпечення

Системи керування в MicroGrid являють собою інформаційно-управляючі системи, що забезпечують координоване управління розподіленими енергоресурсами, засобами управління режимом і конфігурацією мережі, а також локальними комплексами управління навантаженням.

Перевагами застосування таких систем є:

- оптимізація витрат енергоресурсів за рахунок автоматичного управління розподіленими енергоресурсами;
- скорочення витрат і підвищення якості електроенергії за рахунок координованого регулювання напруги та реактивної потужності;
- можливість надання послуг агрегатора (торгівельного майданчика) на ринку електроенергії за рахунок забезпечення алгоритмів віртуальної електростанції і управління навантаженням;
- оптимізація витрат палива і зносу обладнання за рахунок поліпшених алгоритмів прогнозування навантаження і використання ВДЕ;
- зниження експлуатаційних витрат і капітальних витрат за рахунок контролю експлуатаційних меж роботи і технічного стану обладнання;
- масштабованість і сумісність з вже існуючими системами управління.

Такі системи можуть встановлюватись як централізовано (на сервері (з можливістю резервування) і в диспетчерському пункті та забезпечує централізований варіант управління) так і локально (локальний контролер встановлюється на одному або декількох контролерах, блтзько до місць установки силового обладнання, із забезпеченням можливості дистанційного моніторингу). Залежно від їх рівня встановлення вирішують наступні задачі:

1. рівень енергосистеми споживачів

1.1. для будівель і будинків - компактний контролер для оптимізації управління енергоджерела і навантаженнями будівлі / будинки.

1.2. для промисловості - резервована серверна платформа для моніторингу системи електропостачання, локальних засобів генерації й оптимізації витрат на енергоресурси промислових підприємств.

1.3. для зарядних станцій - шафи управління для оптимізації паралельної роботи багатьох станцій.

1.4. для центрів обробки даних - резервована серверна платформа для моніторингу системи електропостачання і зниження витрат на енергоресурси.

2. рівень локальних енергосистем

2.1. для енергокомпанії - централізована система координації роботи декількох AMIGO-S на підстанціях.

2.2. для підстанції - шафа для установки на підстанціях і забезпечення функцій локального регулювання.

2.3. для селищ - резервована серверна платформа для моніторингу системи електропостачання і зниження витрат на енергоресурси.

2.4. для агрегаторів - резервована серверна платформа для координованого управління розподіленими енергоресурсами і навантаженням безлічі споживачів.

3. рівень ізольованих систем

3.1. для моноостров - контролерну або серверну шафу для моніторингу системи електропостачання і зниження витрат на енергоресурси ізольованих енергосистем одного споживача.

3.2. для мультіостров - централізована система управління для ізольованою енергосистеми громадського використання.

В табл. 4.1. наведено сценарії використання систем керування.

Таблиця 4.1.

	Сценарій використання	Енергосистеми споживачів	Енергосистеми використанням мереж РСК	Ізольовані енергосистеми
1.	Надійність			
1.1	Локалізація і відключення пошкодженої ділянки, відновлення енергоживлення	резервована серверна платформа для промислових користувачів	для енергокомпаній та селищ	ізолювані енергосистем одного споживача та енергосистеми громадського використання
1.2	Моніторинг технічного стану обладнання	енергоресурси промислових підприємств та резервовані серверні платформи для моніторингу систем	для енергокомпаній, селищ та агрегаторів	«Те ж»
1.3	Виділення генераторів як балансує навантаження	енергоресурси промислових підприємств та резервовані серверні платформи для моніторингу систем	-	«»
1.4	Виділення генераторів на автономну роботу та повторна синхронізація з зовнішньою мережею після аварії	енергоресурси промислових підприємств та резервовані серверні платформи для моніторингу систем	для енергокомпаній та селищ	-
2.	Оптимізація витрат			
2.1	Оптимізація розподілення навантаження між енергоресурсами	для всіх рівнів енергосистем споживачів	для енергокомпанії та селищ	«»
2.2	Оптимізація по критерію скорочення енерговтрат	для будівель, будинків та промислових підприємств	Для підстанцій локального регулювання	«»

Продовження табл. 4.1

2.3	Керування за вартісним критерієм	промислові підприємства та проміжні станції	для енергокомпанії та селищ	-
3.	Продаж електроенергії			
3.1	Оптимізація використання енергоресурсів для можливості продажу електроенергії	промислові підприємства та проміжні станції	для селищ та агрегаторів	-
4.	Якість електроенергії			
4.1	Координоване керування напругою та реактивною потужністю	для будівель і будинків	Енергокомпанії, підстанції і локального регулювання та селищ	«»
4.2	Керування частотою та активною потужністю (в ізольованому режимі)	для будівель, будинків промисловості та центрів обробки даних	Енергокомпанії, підстанції і локального регулювання та селищ	«»
5.	Додаткові можливості			
5.1	Можливість керування в ручному режимі	для всіх рівнів енергосистем споживачів	для всіх рівнів енергосистем споживачів	«»
5.2	Керування за графіком	для промисловості	для енергокомпаній та селищ	«»
5.3	Індивідуальна участь на ринку електроенергії	для промисловості	для енергокомпаній та селищ	«»
5.4	Участь на ринку електроенергії в якості агрегатора	для всіх рівнів енергосистем споживачів	для енергокомпаній та селищ	-
5.5	Дистанційне налаштування	для всіх рівнів енергосистем споживачів	для всіх рівнів енергосистем споживачів	«»

4.2. Технічна реалізація прогнозування енергоспоживання

4.2.1. Звіти SYNOP

Дані про погоду були зібрані з служби інформації про вільну погоду OGIMET. Дані представлені у вигляді звітів SYNOP. Аналіз даних SYNOP - це нетривіальне завдання: формат не є загальноприйнятим. Це текстовий формат, де інформація кодується числами з семантикою, визначеною як числовим значенням, так і позицією. Більш того, деякі звіти не відповідають будь-якій документації, яку ми можемо знайти, ймовірно, тому що у звітах містяться помилки транскрипції. Три приклади звітів представлені нижче.

```
AAXX 28121 12105 11250 82006 10111 20100 39966
40006 57029 60011 78165 889// 333 91012 91112=
AAXX 28151 12105 41497 82306 10090 20078 39968
40009 53002 78086 889// 333 91118=
AAXX 28181 12105 11458 82411 10070 20049 39980
40021 53012 60062 78186 889// 333 10115 20035
91023 91123=
```

OGIMET містить дані починаючи з 2000 року. Охоплює 82 станції. У даних з кожної станції можуть бути відсутні деякі значення. Ці пропуски можуть бути як в кілька годин і як багато років. Вимірювання, як правило, відбувається один раз на годину, однак існують записи, що відхиляються від цього інтервалу.

Звіти SYNOP завантажувались за допомогою спеціального скрипту Python, який враховує різні обмеження сервісу OGIMET API, включаючи обмеження на частоту та розмір запитів. Звіти були проаналізовані та перетворені в структури даних за допомогою використання утиліти GNU. Подальша попередня обробка була виконана на мові програмування R за допомогою dplyr пакета. Дані за кожну

годину було агреговано по всіх станціях, які звітували за цей період. Часові ряди погодних умов були приведені до історичних часових рядів даних про попит на електроенергію.

4.2.2. Регресійні моделі

Було використано статистичне середовище на мові програмування *R*, яка працює на *caret* пакеті. Для вибору оптимальних параметрів, було застосовано налаштування параметрів сітки з крос-валідацією.

Завдання розрахунку та оцінки моделей може бути ресурсоємкою задачею. Паралельна обробка є важливою складовою для її завершення в розумний час. Окрім того, для проведення аналізу потрібна векторизація вхідних даних для прискорення розрахунків.

4.2.3. Авторегресійні моделі

Для відповідності моделям часових рядів, було використано статистичне середовище *R* та інструменти, доступні в основному пакеті *forecast*. Враховуючи розмір даних, для зменшення обчислювального навантаження, для виявлення найкращої моделі *ARMA* використовувалася вбудована паралельна обробка. Оригінальні дані були попередньо оброблені за допомогою класичного перетворення поліноми для обробки нелінійної залежності.

4.2.4. Моделі нейронних мереж

Алгоритми глибокого навчання виконувались на відеокарті *NVIDIA GeForce GTX 960*. Модель була реалізована на мові програмування *Python*, використовуючи бібліотеку глибокого навчання програм *Keras* з бекендом *Theano*. Додаткова попередня обробка виконувалася за допомогою програмного забезпечення *Jupyter* і *Pandas*.

4.3. Технічна реалізація керування споживанням та генерацією

Алгоритм для керування добовим енергоспоживанням для енергоносіїв з постійною вартістю DMES, наведено в алгоритмі 4.1.

Алгоритм 4.1.

Input: household income, appliance class, appliance consumption load profile, tariff, energy expenditure threshold coefficient, month and number of days

Output: $x_{a,t}$, C_t , $C_{a,m}$

repeat

if time $t \in \mathbb{T}$ **then**

 Solve (3.25)

 Update $x_{a,t}$, C_t according to the solution.

until $t = 24:00$ hrs

At $t = 24:00$ hrs,

if $x_{a,max} > x_a$ **then**

 savings optimisation decision sets in to determine how $x_s = x_{a,max} - x_a$ is used by household

if *opt1* is chosen **then**

 next day $x_{a,max} = \text{initial } x_{a,max} + x_s$

else *opt2* is chosen **then**

$x_{s,m,h}$ is updated and accumulated accordingly till the hot month ends

x_{pb} in cold month = $x_{s,m,h} / n_{cold}$

 new cold month $x_{a,max} = \text{initial } x_{a,max} + x_{pb}$

end if

end if

Timer resets and repeats same process next day until month ends and $C_{a,m}$ is generated.

Алгоритм енергетичного балансу споживачів з встановленим пороговим значенням енергоспоживання. Передбачається, що споживач може відправити запит на збільшення або зменшення розміру $x_{a,max}$ порівняно з встановленим початковим значенням. Запропонований алгоритм запиту енергії також може використовуватись в пристроях DMES.

Передбачається, що споживач може відправити запит на збільшення або зменшення розміру $x_{a,max}$ порівняно з встановленим початковим значенням.

Для встановлення нового значення $x_{a,max}$ відправляється запит з відповідними параметрами $x_{a,r} +$ або $x_{a,r} -$.

Алгоритм для енергоносіїв з постійною вартістю для DMES, наведено в алгоритмі 4.2.

Алгоритм 4.2.

```

Customer sends energy request to utility.
Utility inquires if it is energy increase or energy reduction.
if reduction then
    Customer inputs desired energy decrease,  $x_{a,r}^-$ 
    Utility computes  $x_{a,max} - x_{a,r}^- = x_{a,new}$ 
    New  $x_{a,max} = x_{a,new}$  and initial  $x_{a,max}$  is updated accordingly
    Does New  $x_{a,max}$  takes customer to lower tariff block?
    if lower tariff block then
        Utility confirms lower tariff migration from customer
        if migration confirmed then
            New  $x_{a,max} = x_{a,new}$  and  $x_{a,max}$  is updated accordingly
        else lower tariff block migration cancelled then
            Initial  $x_{a,max}$  returns
        end if
    else New  $x_{a,max} = x_{a,new}$  and initial  $x_{a,max}$  is updated accordingly
    end if
else customer inputs desired energy increase,  $x_{a,r}^+$  then
    Utility computes  $x_{a,max} + x_{a,r}^+ = x_{a,new}$ 
    New  $x_{a,max} = x_{a,new}$  and initial  $x_{a,max}$  is updated accordingly
    Does New  $x_{a,max}$  takes customer to higher tariff block?
    if higher tariff block then
        Utility confirms higher tariff migration from customer
        if migration confirmed then
            New  $x_{a,max} = x_{a,new}$  and initial  $x_{a,max}$  is updated accordingly
        else higher tariff block migration cancelled then
            Initial  $x_{a,max}$  returns
        end if
    else New  $x_{a,max} = x_{a,new}$  and initial  $x_{a,max}$  is updated accordingly
    end if
end if

```

Проблема оптимізації алгоритму DOS-EUP може бути вирішена як обмежена лінійна програма, оскільки вона включає в себе лінійні цільові функції та обмежувальні функції.

DOS-EUP алгоритм для споживачів з TOU наведено в Алгоритм 4.3.

Initialization
Does consumer want DOS-EUP programme?
if yes **then**
 repeat
 if time $t \in \mathbb{T}$ **then**
 Solve (4.13)
 print $x_{a,t}$
 if winter **then**
 calculate $C_{a,t}$ using summer tariff = winter tariff
 print $C_{a,t}$
 else calculate summer $C_{a,t}$
 print $C_{a,t}$
 end if
 end if
 until $t = 24:00hrs$
 else solve (4.11) and (4.12)
 during winter, winter tariff holds
 print $\ddot{x}_{a,t}$ and $\ddot{C}_{a,t}$
 end if

Висновки по четвертому розділу

1. Системи керування в MicroGrid являють собою інформаційно-управляючі системи, що забезпечують координоване управління розподіленими енергоресурсами, засобами управління режимом і конфігурацією мережі, а також локальними комплексами управління навантаженням. Розроблено сценарії використання таких систем.

2. Розроблена технічна реалізація прогнозування енергоспоживання в системі MicroGrid. Дані про погоду були зібрані з служби інформації про вільну погоду OGIMET у вигляді звітів SYNOP, які завантажувались за допомогою спеціального скрипту Python, що враховує різні обмеження сервісу OGIMET API, включаючи обмеження на частоту та розмір запитів. Звіти були проаналізовані та перетворені в структури даних за допомогою використання утиліти GNU. Часові ряди погодних умов були приведені до історичних часових рядів даних про попит на електроенергію

3. При моделюванні регресійних та моделей було використано статистичне середовище на мові програмування R, яка працює на caret пакеті. Для вибору оптимальних параметрів регресійних моделей, було застосовано налаштування параметрів сітки з крос-валідацією. При моделюванні авторегресійних моделей використано було інструменти, доступні в основному пакеті forecast.

4. Алгоритми навчання нейронних мереж виконувались на відеокарті NVIDIA GeForce GTX 960. Модель була реалізована на мові програмування Python, використовуючи бібліотеку глибокого навчання програм Keras з бекендом Theano. Додаткова попередня обробка виконувалася за допомогою програмного забезпечення Jupyter і Pandas.

5. Розроблена технічна реалізація керування споживанням та генерацією.

РОЗДІЛ V. РОЗРОБКА СТАРТАП – ПРОЕКТУ

Стартап як форма малого ризикового (венчурного) підприємництва впродовж останнього десятиліття набула широкого розповсюдження у світі через зниження бар'єрів входу в ринок (із появою Інтернету як інструменту комунікацій та збуту стало простіше знаходити споживачів та інвесторів, займатись пошуком ресурсів, перетинати кордони між ринками різних країн), і вважається однією із наріжних складових інноваційної економіки, оскільки за рахунок мобільності, гнучкості та великої кількості стартап-проектів загальна маса інноваційних ідей зростає.

Проте створення та ринкове впровадження стартап-проектів відзначається підвищеною мірою ризику, ринково успішними стає лише невелика частка, що за різними оцінками складає від 10% до 20%. Ідея стартап-проекту, взята окремо, не вартує майже нічого: головним завданням керівника проекту на початковому етапі його існування є перетворення ідеї проекту у працюючу бізнес-модель, що починається із формування концепції товару (послуги) для визначеної клієнтської групи за наявних ринкових умов.

Етапи розроблення стартап-проекту:

1. Маркетинговий аналіз стартап-проекту

В межах цього етапу:

- розробляється опис самої ідеї проекту та визначаються загальні напрями використання потенційного товару чи послуги, а також їх відмінність від конкурентів;
- аналізуються ринкові можливості щодо його реалізації;
- на базі аналізу ринкового середовища розробляється стратегія ринкового впровадження потенційного товару в межах проекту.

2. Організація стартап-проекту

В межах цього етапу:

- складається календарний план-графік реалізації стартап-проекту;
- розраховується потреба в основних засобах та нематеріальних активах;
- визначається плановий обсяг виробництва потенційного товару, на основі чого формулюється потреба у матеріальних ресурсах та персоналі;
- розраховуються загальні початкові витрати на запуск проекту та планові загальногосподарські витрати, необхідні для реалізації проекту.

3. Фінансово-економічний аналіз та оцінка ризиків проекту

В межах цього етапу:

- визначається обсяг інвестиційних витрат;
- розраховуються основні фінансово-економічні показники проекту (обсяг виробництва продукції, собівартість виробництва, ціна реалізації, податкове навантаження та чистий прибуток) та визначаються показники інвестиційної привабливості проекту (запас фінансової міцності, рентабельність продажів та інвестицій, період окупності проекту);
- визначається рівень ризикованості проекту, визначаються основні ризики проекту та шляхи їх запобігання (реагування на ризики).

4. Заходи з комерціалізації проекту.

Цей етап спрямовано на пошук інвесторів та просування інвестиційної пропозиції (оферти). Він передбачає:

- визначення цільової групи інвесторів та опису їх ділових інтересів;
- складання інвест-пропозиції (оферти): стислої характеристики проекту для попереднього ознайомлення інвестора із проектом;
- планування заходів з просування оферти: визначення комунікаційних каналів та площадок та планування системи заходів з просування в межах обраних каналів;
- планування ресурсів для реалізації заходів з просування оферти.

Означені етапи, реалізовані послідовно та вчасно – створюють передумови для успішного ринкового старту [62].

5.1. Опис ідеї проекту

Опис ідеї стартап – проекту наведено в табл. 5.1 , а визначення сильних, слабких та нейтральних характеристик ідеї проекту в табл. 5.2.

Таблиця 5.1.

Опис ідеї стартап-проекту

Зміст ідеї	Напрямки застосування	Вигоди для користувача
Зміст ідеї: створення системи керування роботою споживачів на основі прогнозу попиту на електроенергію.	1. Інформаційні технології	Онлайн система моніторингу
	2. Автономні та локальні об'єкти	Можливість працювати автономному режимі
	3. Аварійний режим	Забезпечення енергоспоживання найбільш відповідальним навантаженням
	4. Планування роботи навантажень	Можливість надання витрати на електроенергію за рахунок планування роботи навантажень

Таблиця 5.2.

Визначення сильних, слабких та нейтральних характеристик ідеї проекту

№ п/п	Техніко-економічні характеристики ідеї	(потенційні) товари/концепції конкурентів				W слабка сторона)	N (нейтраль на сторона)	S (сильна сторона)
		Мій проект	Конкурент 1	Конкурент 2	Конкурент3			
1.	Система збору даних	Збір та збереження статистичних даних	Збір та збереження статистичних даних	Збір та збереження статистичних даних	Збір та збереження статистичних даних		+	
2.	Прогнозування енергоспоживання	Прогноз на базі нейронної мережі з попередньою фільтрацією часового ряду	Прогноз на базі нейронної мережі	Прогноз на базі авторегресійної моделі	Прогноз на базі нейронної мережі			+
3.	Керування навантаженнями на основі прогнозу	Можливість персонально налаштувати процес керування або автоматично	Автоматичне керування	Напівавтоматичне керування	Автоматичне керування		+	

Продовження табл. 5.2

4.	Система заохочень	Система заохочень використання системи	Не має	Не має	Доповнюють відповідно до налаштування користувача				+
----	-------------------	--	--------	--------	---	--	--	--	---

5.2. Технологічний аудит ідеї проекту

Технологічна здійсненність ідеї проекту наведено в табл. 5.3.

Таблиця 5.3.

№ п/п	Ідея проекту	Технології її реалізації	Наявність технологій	Доступність технологій
1	Спектральна обробка та фільтрація вхідних даних	Розробка, дослідження, програмування;	Наявна	Доступна
2	Модель прогнозування нейромережу	Створення правил, програмування у середовищі;	Не наявна	Доступна
Обрана технологія реалізації ідеї проекту: самостійна розробка на основі дослідження				

5.3. Аналіз ринкових можливостей запуску стартап-проекту

Попередня характеристика потенційного ринку стартап проекту наведено в табл. 5.4., а характеристика потенційних клієнтів в табл. 5.5.

Таблиця 5.4.

№ п/п	Показники стану ринку (найменування)	Характеристика
1	Кількість головних гравців, од	100
2	Загальний обсяг продаж, грн/ум.од	700
3	Динаміка ринку (якісна оцінка)	Зростає
4	Наявність обмежень для входу (вказати характер обмежень)	Відсутність масового виробника
5	Специфічні вимоги до стандартизації та сертифікації	Немає
6	Середня норма рентабельності в галузі (або по ринку), %	31

Таблиця 5.5.

Потреба, що формує ринок	Цільова аудиторія (цільові сегменти ринку)	Відмінності у поведінці різних потенційних цільових груп клієнтів	Вимоги споживачів до товару
Потреба в точному прогнозі енергоспоживання. Планування роботи генераторів. Оптимізація енергоспоживання.	Регіони з критичними потребами резервного постачання та регіони з несприятливим кліматом віддалені регіони	Робота в аварійних та безаварійних режимах. Робота в автономному режимі.	- до продукції: точність; надійність; дешевизна; якість; - до компанії-постачальника: точність; брендінг та відомість; гарантійність;

Таблиця 5.6. Фактори загроз

№ п/п	Фактор	Зміст загрози	Можлива реакція компанії
1	Перехват передачі інформації	Складність персоналізації інформації; Демпінг;	Зробити упор на надійність та розробити допоміжні системи захисту
2	Конкуренція		
3	Зберігання інформації		

Таблиця 5.7. Фактори можливостей

№ п/п	Фактор	Зміст можливості	Можлива реакція компанії
1	Достовірність і надійність інформації	Переваги при прогнозуванні та роботі алгоритму керування навантаженнями	Зроблений упор на маркетинг та рекламу у цих напрямках для рекомендування себе, як компанії, на ринку;
2	Безпомилковість		

Таблиця 5.8. Ступеневий аналіз конкуренції на ринку

Особливості конкурентного середовища	В чому проявляється дана характеристика	Вплив на діяльність підприємства (можливі дії компанії, щоб бути конкурентоспроможною)
1. Тип конкуренції: чиста	В кого краще - в того купують	Покращення товару та сфери обслуговування
2. За рівнем конкурентної боротьби: локальна	Належить до енергетичного ринку збуту;	Розширення функціоналу та орієнтації користувачів
3. За галузевою ознакою: міжгалузева	Притаманна різним галузям застосування;	Розширення функціоналу та галузей застосування
4. Конкуренція за видами товарів: товарно-родова та товарно-видова	Належить до систем прогнозування та керування	Розширення функціоналу пристрою
5. За характером конкурентних переваг: цінова та нецінова	Чим дешевше – тим привабливіше; Чим краще – тим рентабельніше;	Покращення цінової політики та якості товару
6. За інтенсивністю: не марочна	Не жорстка конкуренція	Агресивні та не агресивні форми піару

Таблиця 5.9. SWOT- аналіз стартап-проекту

Сильні сторони: Система збору даних; Прогноз енергоспоживання; Керування споживачами; Передобробка даних;	Слабкі сторони: Передобробка даних; Не захищені дані;
Можливості: Покращення безпомилковості інформації; Надійність захищеності інформації при її передачі;	Загрози: Передача інформації; Зберігання інформації; Захист інформації;

5.4. Розроблення маркетингової програми стартап-проекту

Визначення базової стратегії конкурентної поведінки наведено в табл. 5.10, а визначення ключових переваг концепції потенційного товару в 5.11.

Таблиця 5.10.

№ п/п	Чи є проект «першопрохідцем» на ринку?	Чи буде компанія шукати нових споживачів, або забирати існуючих у конкурентів?	Чи буде компанія копіювати основні характеристики товару конкурента, і які?	Стратегія конкурентної поведінки*
1	З погляду аналізатора – ні, з погляду прогнозного керування – так	Буде шукати нових розширяючі функціонал і потенціал продукту, а також існуючі клієнти у конкурентів самовільно будуть використовувати більш кращий продукт	Ні, не буде, так як це зменшить клієнтську базу	Помірна, місцями агресивна

Таблиця 5.11.

№ п/п	Потреба	Вигода, яку пропонує товар	Ключові переваги перед конкурентами (існуючі або такі, що потрібно створити)
1	«Тримати руку на пульсі»; «Бути у тренді»; Прогнозування попиту, керування навантаженнями	Економія енергоносіїв	Створення надійного бренду; Постійний розвиток та апгрейд системи та компанії у всіх напрямках; Заняття усіх можливих ніш у енергетичній галузі для створення монополії; Дотримуватися схеми ціна – якість.

В табл 5.12 можна побачити визначення меж встановлення ціни, а в 5.13 формування системи збуту.

Таблиця 5.12.

№ п/п	Рівень цін на товари-замінники	Рівень цін на товари-аналоги	Рівень доходів цільової групи споживачів	Верхня та нижня межі встановлення ціни на товар/послугу
1	130-150% від ціни нашого продукту	150-170% від ціни нашого продукту	20000 - 100000 грн зі 100 проданих од.	700/1500 грн

Таблиця 5.13.

№ п/п	Специфіка закупівельної поведінки цільових клієнтів	Функції збуту, які має виконувати постачальник товару	Глибина каналу збуту	Оптимальна система збуту
1	Задоволення потреб, планування та керування роботою споживачів, отримання рекомендацій на основі прогнозу	Збут товару та задоволення запитуваних потреб клієнтів	Усі можливі канали збуту (глибока)	Власна
2		Збут та реклама товару та задоволення запитуваних потреб клієнтів	Усі можливі канали збуту (глибока)	Залучена

Висновки до п'ятого розділу

Згідно проведеного аналізу розроблюваний проект має можливість ринкової комерціалізації. Зростання попиту на аналогічні товари додає масовості придбання подібних гаджетів, але створює жорсткі конкурентні умови виходу на ринок, де динаміка ринку доволі сприятлива до розроблюваного проекту.

Проект має високі перспективи впровадження з огляду на потенційні групи клієнтів, якими виступають регіони з критичними потребами резервного постачання та несприятливим кліматом, віддалені регіони. Бар'єрами входження на ринок можуть бути відсутності масового виробника, сильний конкурентний тиск з боку великих фірм аналогічних продуктів. Але якщо вести агресивну боротьбу в конкурентному середовищі, проект має великі шанси та можливість зарекомендувати бренд, де в подальшому здобудеться місце на ринковій економіці.

Подальша імплементація проекту є доцільною та рентабельною.

ВИСНОВКИ

В роботі вирішена актуальна задача прогнозування та керування енергоспоживанням в системі MicroGrid на базі сучасних методів.

Основні наукові теоретичні та практичні результати полягають в наступному:

1. Показано, що прогнозування енергоспоживання має особливу вагу при автономній роботі, оскільки відновлювальні джерела живлення характеризуються високою нестабільністю рівня генерованої потужності, що залежить від кліматичних умов.

2. Серед розглянутих методів для прогнозування енергоспоживання в системах MicroGrid найбільш придатним є формалізований метод, оскільки при цьому можливо створити автоматизовано систему прогнозу. Крім того поведінка кривої енергоспоживання описується функцією часу, тому обираємо групу моделей часових рядів.

3. При розробці програми керування енергоспоживання «розумного» будинку в якості критерію оптимізації доцільно обрати сумарну вартість споживаної електроенергії всіма приладами. При цьому необхідно врахувати, що тариф коливається протягом доби, що призводить до зміни витрат домовласника в залежності від графіка роботи приладів.

4. Порівняння методів прогнозування довело, що найбільшою точністю володіє метод на основі нейромережі, а найбільшою швидкістю – «наївний» метод. Метод усереднення прогнозів, отриманих різними методами, не підвищив точності прогнозування, але даний варто розглядати у випадках, коли застосовуються декілька різноманітних методик прогнозування. Всі прогнози можуть бути вдосконалені, за допомогою більш складних законів, що описують фактори, зміною кількості історичних даних (періодів), які

використовуються для прогнозування, використання інших методів або більш ретельного вибіру параметрів.

5. Розроблена модифікація метода прогнозування на базі нейронних мереж, яка полягає в попередньої фільтрації високочастотної нестационарної складової кривої енергоспоживання. Показано переваги вейвлет перетворення в орієнтованому базисі у швидкості виконання алгоритмів фільтрації, що обумовлено меншою кількістю рівней розкладання для досягнення заданого коефіцієнта подібності і меншою кількістю обчислювальних операцій у порівнянні вейвлетами Хаара та Добеші.

6. Проблеми оптимізації для зменшення енергоспоживання для домогосподарств доцільно вирішувати апаратом змішаного лінійного цілочисельного програмування (Mixed Integer Linear Programming, MILP) через наявність як цілих так і нецілих змінних, що описують проблему.

7. Алгоритм оптимізації максимального енергоспоживання DMES було перевірено на даних енергоспоживання п'ятнадцяти домогосподарств для літніх, весняних, осінньо-зимових сезонів року. Результати свідчать про зменшення споживання енергії для всіх розглянутих домогосподарств, у порівнянні з початковими значеннями споживання.

8. Алгоритм DMES був підтверджений на реальних наборах даних, доведено здатність знизити енергоспоживання домогосподарств відповідно на 33% та 28,5%.

9. Методика DOS-EUP була застосована для вдосконалення структури попиту споживачів в часі (TOU), і за результатами моделювання було доведено ефективність методу DOS-EUP для PDR для постачальника електроенергії через зменшення числа генераторів для покриття пікового періоду попиту та для кінцевого споживача - зниження споживання електроенергії.

10. Розроблений алгоритм планування роботи, керування навантаженнями споживача з поєднанням методі заохочення використання

методів оптимізації, що дає можливість додатково підвищити ефективність роботи керування

11. Розроблена технічна реалізація прогнозування енергоспоживання в системі MicroGrid. Дані про погоду були зібрані з служби інформації про вільну погоду OGIMET у вигляді звітів SYNOP, які завантажувались за допомогою спеціального скрипту Python, що враховує різні обмеження сервісу OGIMET API, включаючи обмеження на частоту та розмір запитів. Звіти були проаналізовані та перетворені в структури даних за допомогою використання утиліти GNU. Часові ряди погодних умов були приведені до історичних часових рядів даних про попит на електроенергію

12. При моделюванні регресійних та моделей було використано статистичне середовище на мові програмування R, яка працює на caret пакеті. Для вибору оптимальних параметрів регресійних моделей, було застосовано налаштування параметрів сітки з крос-валідацією. При моделюванні авторегресійних моделей використано було інструменти, доступні в основному пакеті forecast.

13. Розроблена технічна реалізація керування споживанням та генерацією

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. Sustainable Energy Management Solution - GridLogic | SolarCity [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: <http://www.solarcity.com/commercial/sustainable-energy-solution>.
2. Fractal [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: <https://en.wikipedia.org/wiki/Fractal>
3. Mohn T. Microgrid Research Opportunities A look at the state of the art and what's needed [Електронний ресурс] / Terry Mohn – Режим доступу до ресурсу: <http://www.utexas.edu/research/cem/RODEO%20Pres/MOHN%20Presentation.pdf>
4. Malloy G. Nation's First Statewide Microgrid Pilot [Електронний ресурс] / Governor Malloy – Режим доступу до ресурсу: <http://news.hamlethub.com/ridgefield/archive/39113-gov-malloy-announces-nation-s-first-statewide-microgrid-pilot>
5. Internet of Everything (IoE) Top 10 Insights from Cisco's IoE Value at Stake Analysis for the Public Sector [Електронний ресурс] / [J. Bradley, C. Reberger, A. Dixit та ін.] – Режим доступу до ресурсу: http://www.cisco.com/c/dam/en_us/about/ac79/docs/IoE/IoE-VAS_Public-Sector_Top-10-Insights.pdf
6. Диспетчерська інформація УкрЕнерго [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: <https://ua.energy/diyalnist/dyspetcherska-informatsiya/dobovyj-grafik-vyrobnytstva-spozhyvannya-e-e/>
7. Gheyas I.A., Smith L.S. A Neural Network Approach to Time Series Forecasting // Proceedings of the World Congress on Engineering, London, 2009, Vol 2. P. 1292 – 1296. [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: www.iaeng.org/publication/WCE2009/WCE2009_pp1292-1296.pdf
8. Morariu N., Iancu E., Vlad S. A neural network model for time series

forecasting // Romanian Journal of Economic Forecasting. 2009, No. 4. P. 213 – 223.

9. 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.

10. Jingfei Yang M. Sc. Power System Short-term Load Forecasting: Thesis for Ph.d degree. Germany, Darmstadt, Elektrotechnik und Informationstechnik der Technischen Universitat, 2006. 139 p.

11. Методи прогнозування. [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу:http://wiki.tntu.edu.ua/%D0%9C%D0%B5%D1%82%D0%BE%D0%B4%D0%B8_%D0%BF%D1%80%D0%BE%D0%B3%D0%BD%D0%BE%D0%B7%D1%83%D0%B2%D0%B0%D0%BD%D0%BD%D1%8F#.D0.9C.D0.B5.D1.82.D0.BE.D0.B4_.22.D0.93.D1.83.D1.81.D0.B5.D0.BD.D0.B8.D1.86.D1.96.22_SSA

12. Prajakta S.K. Time series Forecasting using Holt-Winters Exponential Smoothing // Kanwal Rekhi School of Information Technology Journal 2004. 13 p.

13. Тихонов Э.Е. Прогнозирование в условиях рынка. Невинномысск, 2006. 221 с.

14. Gheyas I.A., Smith L.S. A Neural Network Approach to Time Series Forecasting // Proceedings of the World Congress on Engineering, London, 2009, Vol 2 P. 1292 – 1296.

15. Pradhan R.P., Kumar R. Forecasting Exchange Rate in India: An Application of Artificial Neural Network Model // Journal of Mathematics Research. 2010, Vol. 2, No. 4. P. 111 – 117.

16. Zhang Y. Prediction of Financial Time Series with Hidden Markov Models: Master of applied science: Simon fraser university / School of Computer Science. — 2005. — P. 102

17. Hannes Y.Y., Webb P. Classification and regression trees: A User Manual for Identifying Indicators of Vulnerability to Famine and Chronic Food Insecurity //

International Food Policy Research Institute 1999. 59 p

18. Моделі і методи прогнозування [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: http://info-library.com/content/2122_Metodi_i_modeli_prognozyvannya.htm

19. Терещенко Т.А., Петергеря Ю.С., Колотов Н.В. Математические основы прогнозного управления полупроводниковыми преобразователями // Технічна електродинаміка. Тематичний випуск “Силова електроніка та енергоефективність”. – 2006. – Ч.3. – С.67-70.

20. Пальчиков, А.С. Существующие способы прогнозирования электропотребления объектов в металлургической отрасли // Современные научные исследования и инновации. 2012. № 9. С. 12-17.

21. Yamnenko J., Tereshchenko T., Klepach L., Palii D. Forecasting of electricity consumption in SmartGrid - International Conference Modern Electrical and Energy Systems MEES`17 Kremenchuk Mykhailo Ostrohradskyi National University November 15-17 – 2017 http://mees.kdu.edu.ua/wp-content/uploads/2017/11/Program_MEES2017-4.pdf

22. Участие потребителей в управлении энергосистемой [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: http://wiki.energyinsight.ru/wiki/%D0%A3%D1%87%D0%B0%D1%81%D1%82%D0%B8%D0%B5_%D0%BF%D0%BE%D1%82%D1%80%D0%B5%D0%B1%D0%B8%D1%82%D0%B5%D0%BB%D0%B5%D0%B9_%D0%B2_%D1%83%D0%BF%D1%80%D0%B0%D0%B2%D0%BB%D0%B5%D0%BD%D0%B8%D0%B8_%D1%8D%D0%BD%D0%B5%D1%80%D0%B3%D0%BE%D1%81%D0%B8%D1%81%D1%82%D0%B5%D0%BC%D0%BE%D0%B9

23. Buildings Energy Data Book, Energy Efficiency and Renewable Energy: Building Technologies Program, U.S. Department of Energy, Washington, D.C., March 2012

24. Ann-Piette M., Ghatikar G., Kiliccote S., Watson D., Koch E., Hennage D., “Design and operation of an open, interoperable automated demand response infrastructure for commercial buildings”, *J. Comput. Inf. Sci. Eng.*, 9, June (2009), 1–9 p
25. Li Na, Chen Lijun, Steven H., “Low Optimal Demand Response Based on Utility Maximization in Power Networks Power and Energy Society General Meeting”, *IEEE Power and Energy Society General Meeting*, 2011, 1–8.
26. Mohsenian-Rad A. H., Leon-Garcia A., “Optimal Residential Load Control With Price Prediction in Real-Time Electricity Pricing Environments”, *IEEE Trans. on Smart Grid*, 1:2 (2010), 120–133 p
27. Pedrasa M. A. A., Spooner T. D., Maxgill I. F., “Scheduling of demand side resources using binary particle swarm optimization”, *IEEE Trans. on Power Systems*, 24:3 (2009), 1173–1181 p
28. Ramanathan B., Vittal V., “A framework for evaluation of advanced direct load control with minimum disruption”, *IEEE Trans. on Power Systems*, 23:4 (2008), 1681–1688 p
29. Зоркальцев В. И., Филатов А. Ю., “Новые варианты двойственных алгоритмов внутренних точек для систем линейных неравенств”, *Журнал вычислительной математики и математической физики*, 44:7 (2004), 1234–1243
30. Усков Е. И., “Численное сравнение оптимизационных алгоритмов”, *Теоретические и прикладные задачи нелинейного анализа*, ВЦ РАН, М., 2012, 118–131.
31. Ziegenfus S., “Demand Response And Light Control”, *ASHRAE Journal*, 2012, November, B20–B24.
32. Sou K. C. et al., “Scheduling smart home appliances using mixed integer linear programming”, *50th IEEE Conference on Decision and Control and European Control Conference (CDC-ECC-2011)*, 5144–5149

33. Volkova I. O., Gubko M. V., Salnikova E. A., “Active consumer: optimization problems of power consumption and self-generation”, *Automation and Remote Control*, 75:3 (2014), 551–562
34. Conejo A. J., Morales J. M., Baringo L., “Real-time demand response model”, *IEEE Trans. on Smart Grid.*, 1:3 (2010), 236–242
35. Ferreira R. S., Barroso L. A. N., Carvalho M. M., “Demand response models with correlated price data: a robust optimization approach”, *App. Energy*, 96 (2012), 133–149
36. Lujano-Rojas J. M. et al., “Optimum residential load management strategy for real time pricing demand response programs”, *Energy policy*, 45 (2012), 671–679
37. Khalili A. H., Wu C., Aghajan H., “Hierarchical preference learning for light control from user feedback”, *IEEE Computer Society Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW 2010)*, 2010, 56–62
38. Gottwalt S. et al., “Demand side management — a simulation of household behavior under variable prices”, *Energy policy*, 39:12 (2011), 8163–8174
39. Li B. et al., “Predicting user comfort level using machine learning for smart grid environments”, *Innovative Smart Grid Technologies (ISGT 2011)*, 1–6
40. Trevor Hastie, Robert Tibshirani, and Jerome Friedman (2009), *The Elements of Statistical Learning*, Springer New York Inc., USA.
41. Rob Hyndman and George Athanasopoulos (2013), *Forecasting: principles and practice*. OTexts: Melbourne, Australia. <http://otexts.org/fpp/>.
42. Adam Zagdański and Artur Suchwałko (2015), *Analiza i prognozowanie szeregów czasowych. Praktyczne wprowadzenie na podstawie środowiska R* (in Polish). PWN.
43. Zhuikov V. Y., Tereschenko T. O., Petergerya, J.S *Preobrazovanie diskretnyih signalov na konechnyih intervalah v orientirovannom bazise* – K.:Avers, 2004. – 274 p.

44. Ingrid Daubechies: Ten Lectures on Wavelets, SIAM 1992 – 357 p
<https://doi.org/10.1137/1.9781611970104>
45. Rafał Weron (2006), Modeling and Forecasting Electricity Loads and Prices: A Statistical Approach. Wiley.
46. S. Boyd and L. Vandenberghe, “Convex Optimisation,” Cambridge University Press, New York, United States of America, 7 th Edition, pp. 1-2, 2009.
47. W. H. Fleming and R. W. Rishel, “Deterministic and Stochastic Optimal Control,” Springer, 1975.
48. A. K. Dixit, “Optimisation in economic theory,” Oxford, UK: Oxford University Press, 1990.
49. K. Schmedders, “Numerical optimisation methods in economics," The New Palgrave Dictionary of Economics, 2008.
50. S. S. Rao, “Engineering Optimisation Theory and Practice,” John Wiley and Sons Inc, Hoboken, New Jersey, 4 th Edition, 2009.
51. L. N. Vaserstein, “Introduction to linear programming,” Pearson Educational Inc., Upper Saddle River, New Jersey; 2003.
52. S. Salinas, M. Li and P. Li, “Multi-objective optimal energy consumption scheduling in smart grids,” IEEE Transactions on Smart Grid, vol. 4, no. 1, pp. 341-348, 2013.
53. Z. Zhu, J. Tang, S. Lambotharan, W. H. Chin and Z. Fan, “An integer linear programming and game theory based optimisation for demand-side management in smart grid,” In Proc. IEEE International Workshop on Smart Grid Communications and Networks, pp. 1205-1210, 2011.
54. IBM, “IBM ILOG CPLEX optimisation studio – getting started with CPLEX,” IBM Corporation, United States of America, version 12, release 4, 2011.
55. Eskom, Jan. 2014 – Dec. 2015 Consumption Data, Data Acquisition Department, Pietermaritzburg, South Africa.

56. Department of Environmental Affairs and Development Planning, South Africa: “Peak demand management fact sheet”, 2014.

57. O. Siddiqui, “The green grid – Energy savings and carbon emissions reductions by a smart grid,” Technical Update, Electric Power Research Institute, California, USA, June 2008.

58. O. M. Longe, K. Ouahada, A. Harutyunyan and H. C. Ferreira, “Distributed demand side management with battery storage for smart home energy scheduling in the smart grid,” IEEE Transactions on Power Systems, submitted.

59. A. Harutyunyan, A. Poghosyan and A. J. Han-Vinck, “Linear and convex programming problems in smart grid management,” In Proc. IEEE Workshop on Power Line Communications (WPLC), Boppard, Germany, pp. 45-46, 2010.

60. T. X. Nghiem, M. Behl, R. Mangharam and J. G. Pappas: “Green scheduling of control systems for peak demand reduction”, In Proc. Conference on Decision and Control and European Control Conference, U.S.A., pp. 5131-5136, December 2011.

61. P. Srikantha, C. Rosenberg and S. Keshav, “An analysis of peak demand reductions due to elasticity of domestic appliances,” In Proc. e-Energy, Spain, pp. 1-10, May 2012.

62. M. Pipattanasomporn, M. Kuzlu, S. Rahman and Y. Teklu, “Load profiles of selected major household appliances and their demand response opportunities,” IEEE Transactions on Smart Grid, vol. 5, no. 2, pp. 742-750, March 2014.

63. O. M. Longe, S. Rimer, K. Ouahada, H. C. Ferreira, “Time programmable smart devices for peak demand reduction of smart homes in a microgrid,” In Proc. IEEE International Conference on Adaptive Science and Technology (ICAST), pp. 1-6, 2014.

64. S. Kong, Y. Kim, R. Ko and S-K. Joo: “Home appliance load disaggregation using cepstrum-smoothing-based method,” IEEE Transactions on Consumer Electronics, vol. 61, no. 1, pp. 24-30, Feb. 2015.

65.X. Fang, S. Misra, G. Xue, and D. Yang, "Smart Grid – The New and Improved Power Grid: A Survey," *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, vol. 14, no. 4, pp. 944-980, Fourth Quarter 2012.

66.National Energy Technology Laboratory (NETL): Advanced Metering Infrastructure, U.S. Department of Energy Office of Electricity Delivery and Energy Reliability, NETL Modern Grid Strategy Powering our 21st-Century Economy, 2008.

67.Building Technology and Urban System Division: "Standby power summary table", Lawrence Berkeley National Laboratory, U.S.A, 2015.

68.A. Mohsenian-Rad, V. Wong, J. Jatskevich, R. Schober and A. LeonGarcia, "Autonomous demand-side management based on game-theoretic energy consumption scheduling for the future smart grid," *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 1, no. 3, pp. 320-331, Dec. 2010.

69.H. K. Nguyen, J. B. Song and Z. Han, "Demand side management to reduce peak-to-average ratio using game theory in smart grid," In *Proc. IEEE INFOCOM Workshop on Communications and Control for Sustainable Energy Systems: Green Networking and Smart Grids*," pp. 91-96, 2012.

70.G. B. Dantzig and M. N. Thapa, "Linear programming 1: Introduction," Springer, 1997.

71.G. B. Dantzig and M. N. Thapa, "Linear programming 2: Theory and Extensions," Springer, 2003.

72.Y. Nesterov and A. Nemirovski, "Interior-point polynomial algorithms in convex programming," *Studies in Applied Mathematics*, SIAM Publications, Philadelphia, 1994.