

МАГІСТЕРСЬКА РОБОТА

МР. ШМ - 52.00.00.000 ПЗ

Група ШМ-24-3

Стефунько Володимир

2025

Івано-Франківський національний технічний університет нафти і газу

Факультет інформаційних технологій

Кафедра інженерії програмного забезпечення

Стефунько Володимир Анатолійович

(прізвище, ім'я, по батькові)

УДК 004.9
(індекс)

МАГІСТЕРСЬКА РОБОТА

Інформаційні моделі прогнозування енергоспоживання будівель на

основі поведінки користувачів і виконуваних ними дій

(назва роботи)

Інженерія програмного забезпечення

(назва освітньої програми)

121 - Інженерія програмного забезпечення

(шифр і назва спеціальності)

Стефунько В.А.

(підпис, ініціали та прізвище здобувача освітнього ступеня)

Науковий керівник Романишин Тарас Любомирович, к.т.н., доцент

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

Допущено до захисту

Завідувач кафедри

доц. Бандура В.В.

(посада) (підпис) (дата) (ініціали та прізвище)

Нормоконтроль

доц. Вовк Р.Б.

(посада) (підпис) (дата) (ініціали та прізвище)

Робота містить результати власних досліджень. Використання ідей, результатів і текстів інших авторів мають посилання на відповідне джерело

Івано-Франківськ – 2025

Івано-Франківський національний технічний університет нафти і газу

Факультет інформаційних технологій

Кафедра інженерії програмного забезпечення

Освітній рівень магістр

Спеціальність 121 – Інженерія програмного забезпечення

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедрою

ІПЗ

доц.

В.В. Бандура

“ 04 ” вересня 2025 р.

ЗАВДАННЯ

НА МАГІСТЕРСЬКУ РОБОТУ СТУДЕНТУ

Стефуньку Володимиру Анатолійовичу

(прізвище, ім'я, по-батькові)

1. Тема магістерської роботи “ Інформаційні моделі прогнозування енергоспоживання будівель на основі поведінки користувачів і виконуваних ними дій ”

керівник проекту (роботи) Романишин Т.Л., к.т.н., доцент

затверджені наказом закладу вищої освіти від “ 05 ” листопада 2025 р. № 695/7

2. Строк подання студентом проекту (роботи) 15 грудня 2025 р.

3. Вихідні дані до проекту (роботи) Концепції та формальні моделі побудови інформаційних технологій прогнозування електричного споживання

4. Зміст розрахунково - пояснювальної записки(перелік питань, які потрібно розробити)

1. Аналіз предметної області прогнозування енергоспоживання на основі поведінки користувачів

2. Методологія та інформаційна модель прогнозування енергоспоживання в житловому секторі

3. Імплементация інформаційної моделі та фреймворку прогнозування енергоспоживання

4. Розробка архітектури системи для моделювання енергетичного попиту

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

1. Концептуальна модель Smart Grid (рис. 1.1)

2. Часова шкала активностей користувача (рис. 1.2)

3. Деталізація набору даних на kaggle.com (рис. 2.1)

4. Генерація синтетичної соціальної мережі (рис. 2.2)

5. Алгоритм побудови фреймової моделі моделювання попиту на енергію (рис. 2.3)

6. Консультанти розділів проекту (роботи)

Розділ	Консультант	Підпис, дата
Перевірка на плагіат	доц., к.т.н. Вовк Р.Б.	

7. Дата видачі завдання 04 вересня 2025 р.

Керівник _____

(підпис)

Завдання прийняв до виконання _____

(підпис)

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ п/п	Назви етапів магістерської роботи	Строк виконання етапів роботи	Примітка
1	Підбір і вивчення літератури по темі магістерської роботи	15.09.2025	виконано
2	Аналіз предметної області прогнозування енергоспоживання на основі поведінки користувачів	01.10.2025	виконано
3	Методологія та інформаційна модель прогнозування енергоспоживання в житловому секторі	17.10.2025	виконано
4	Імплементация інформаційної моделі та фреймворку прогнозування енергоспоживання	02.11.2025	виконано
5	Розробка архітектури системи для моделювання енергетичного попиту	19.11.2025	виконано
6	Реалізація прототипу системи для демонстрації моделювання процесів прогнозування енергетичного попиту	02.12.2025	виконано
7	Затвердження пояснювальної записки роботи завідувачем кафедри	15.12.2025	виконано

Студент – магістр _____

(підпис)

Керівник роботи _____

(підпис)

АНОТАЦІЯ

Магістерська робота: 75 с., 16 рис., 4 табл., 40 джерел.

Тема: Інформаційні моделі прогнозування енергоспоживання будівель на основі поведінки користувачів і виконуваних ними дій

Метою роботи є розроблення інформаційної моделі та фреймворку прогнозування енергоспоживання будівель, що враховують поведінку користувачів для підвищення точності моделювання енергетичного навантаження.

Об'єктом дослідження є процес прогнозування енергоспоживання будівель у контексті їх інтеграції до інтелектуальних енергетичних систем.

Предметом дослідження є методи, моделі та інформаційні технології прогнозування енергетичного попиту з урахуванням поведінкових характеристик користувачів.

Результати дослідження

В роботі розроблено методичку поведінкової генерації сценаріїв, що дозволила суттєво підвищити точність короткострокового прогнозування та створений фреймворк забезпечує адаптивність і масштабованість, що робить його придатним для різних типів будівель.

Висновок

Здійснено дослідження проблеми моделювання та прогнозування енергоспоживання будівель на основі поведінкових характеристик користувачів і виконуваних ними дій.

ЕНЕРГОСПОЖИВАННЯ, ПРОГНОЗУВАННЯ, ПОВЕДІНКОВІ МОДЕЛІ, ЕНЕРГЕТИЧНИЙ ПОПИТ, ІНФОРМАЦІЙНА МОДЕЛЬ, МОДЕЛЮВАННЯ, АКТИВНИЙ І ПАСИВНИЙ ПОПИТ, ЕНЕРГЕТИЧНІ ПРОФІЛІ, ПОВЕДІНКОВІ ПАТЕРНИ

ABSTRACT

Master Thesis: 75 pp., 16 fig., 4 tab., 40 sources.

Topic: Information models for predicting energy consumption of buildings based on user behavior and actions taken by them.

The method of work is the development of an information model and framework for predicting energy consumption of buildings, which take into account user behavior to increase the accuracy of energy load modeling.

The object of the study is the process of predicting energy consumption of buildings in the context of their integration into intelligent energy systems.

The subject of the study is methods, models and information technologies for predicting energy demand from user behavioral characteristics.

Research results

The work developed a methodology for behavioral scenario generation, which allowed to significantly increase the accuracy of short-term forecasting, and the created framework provides adaptability and scalability, which makes it suitable for different types of buildings.

Conclusion

The problems of modeling and predicting energy consumption of buildings based on user behavioral characteristics and actions taken by them were studied.

ENERGY CONSUMPTION, FORECASTING, BEHAVIORAL MODELS, ENERGY DEMAND, INFORMATION MODEL, MODELING, ACTIVE AND PASSIVE DEMAND, ENERGY PROFILES, BEHAVIORAL PATTERNS

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ	9
ВСТУП.....	10
РОЗДІЛ 1. АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ ПРОГНОЗУВАННЯ ЕНЕРГОСПОЖИВАННЯ БУДІВЕЛЬ НА ОСНОВІ ПОВЕДІНКИ КОРИСТУВАЧІВ	14
1.1. Трансформація енергетичного сектора та перехід до розумних мереж	14
1.2. Концепція та архітектура розумних мереж (Smart Grids) у контексті енергозбереження	16
1.2.1. Роль розумних мереж в енергозбереженні	17
1.2.2. Архітектура концепції розумних мереж.....	17
1.3. Підхід моделювання та прогнозування енергоспоживання в житловому секторі.....	21
1.4. Моделювання динамічного попиту на енергію в комерційному секторі.....	23
1.5. Дослідження поведінки і діяльностей користувачів в контексті енергоспоживання протягом доби	25
Висновки до розділу	27
РОЗДІЛ 2. МЕТОДОЛОГІЯ ТА ІНФОРМАЦІЙНА МОДЕЛЬ ПРОГНОЗУВАННЯ ЕНЕРГОСПОЖИВАННЯ В ЖИТЛОВОМУ СЕКТОРІ.....	29
2.1. Огляд попередніх досліджень та опис пропонованої концепції	29
2.2. Опис використаних наборів даних для дослідження	30
2.3. Методологія моделювання прогнозування попиту на енергію в житловому секторі	33

2.4. Моделювання динамічного попиту на енергію в житловому секторі на основі поведінки користувачів і виконуваних ними дій	36
2.5. Моделювання пасивного енергетичного попиту	40
2.6. Експериментальна валідація та результати моделювання прогнозування попиту енергоспоживання.....	43
2.6.1. Генерація профілів попиту для населення	43
2.6.2. Аналіз патернів споживання за демографічними характеристиками	45
2.6.3. Згладжування пікового попиту з використанням моделі	47
Висновки до розділу	49
РОЗДІЛ 3. ІМПЛЕМЕНТАЦІЯ ІНФОРМАЦІЙНОЇ МОДЕЛІ ТА ФРЕЙМВОРКУ ПРОГНОЗУВАННЯ ЕНЕРГОСПОЖИВАННЯ БУДІВЕЛЬ НА ОСНОВІ ПОВЕДІНКИ КОРИСТУВАЧІВ	51
3.1. Реалізація інфраструктури фреймворку прогнозування попиту енергоспоживання.....	51
3.1.1. Дизайн та реалізація	51
3.1.2. Інтеграція та реалізація.....	52
3.2. Архітектура системи для моделювання енергетичного попиту житлових будівель	54
3.3. Архітектура системи моделювання попиту енергоспоживання для комерційних будівель	58
3.4. Реалізація прототипу системи для демонстрації моделювання процесів прогнозування енергетичного попиту	61
3.5. Напрямки майбутніх досліджень та розвитку моделі.....	65
Висновки до розділу	67
ВИСНОВКИ	69
ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ.....	72

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ

ATUS - American Time Use Survey

EIA - Energy Information Administration

RECS - Residential Energy Consumption Survey

CBECS - Commercial Buildings Energy Consumption Survey

CART - Classification and Regression Tree

EJB - Enterprise Java Beans

DSM - Demand Side Management

ВСТУП

Актуальність теми.

Сучасний енергетичний сектор переживає масштабну трансформацію, зумовлену розвитком цифрових технологій, зростанням попиту на енергоресурси та переходом до концепції розумних енергетичних систем. Стрімке поширення Smart Grid, інтелектуальних лічильників, автоматизованих систем керування та мережевих платформ створює нові можливості, але водночас ускладнює процес прогнозування енергоспоживання, особливо в умовах нестабільної поведінки користувачів. Визначальним чинником енергетичного навантаження стає не лише технічна оснащеність будівлі чи її конструктивні параметри, а й активності людей, їх демографічні характеристики, добові звички та сценарії взаємодії з побутовими й робочими пристроями. Саме поведінковий компонент формує найбільш динамічну частину енергетичного попиту, що часто призводить до непередбачених піків, локальних коливань та труднощів у плануванні навантаження.

Незважаючи на значний розвиток статистичних та машинних методів прогнозування, більшість існуючих моделей орієнтуються на аналіз історичних даних, не враховуючи персоналізованих поведінкових патернів користувачів. Це обмежує їх точність, особливо у короткостроковому прогнозуванні та моделюванні сценаріїв, що змінюються в реальному часі. Тому постає потреба у розробці інформаційних моделей нового покоління, здатних інтегрувати поведінкові дані, оцінювати структуру активного та пасивного попиту та адаптуватися до зміни користувацьких дій.

У рамках магістерської роботи запропоновано концепцію моделювання та прогнозування енергоспоживання будівель, що враховує поведінку користувачів і виконувани ними дії протягом доби. Розроблена інформаційна модель базується на інтеграції енергетичних параметрів будівлі, демографічних характеристик, активних сценаріїв та пасивних компонентів

навантаження. Запропонований фреймворк дозволяє виконувати генерацію поведінкових профілів, моделювати різні сценарії зміни попиту та підвищувати точність прогнозування.

Результати роботи спрямовані на вдосконалення методів енергоменеджменту, оптимізацію роботи енергетичних систем, зменшення пікових навантажень і підвищення ефективності планування ресурсів у житлових та комерційних будівлях.

Актуальність дослідження зумовлена зростанням ролі енергетичної ефективності у світовій економіці та потребою оптимізації енергоспоживання в умовах впровадження Smart Grid. Сучасні будівлі стають усе більш енергоємними, а структура навантаження поступово ускладнюється через велику кількість електроприладів та зростаючу залежність від електроенергії. Наявні моделі прогнозування часто не здатні відображати реальні коливання попиту, пов'язані з поведінкою користувачів, що створює труднощі при плануванні генерації, керуванні піковими навантаженнями та оптимізації роботи мереж. Особливо гостро ця проблема проявляється у житловому секторі, де людські активності мають нерегулярний характер і не піддаються простому статистичному опису.

З огляду на глобальні тенденції декарбонізації, цифровізації та переходу до використання відновлюваних джерел енергії, точне прогнозування стає критично важливим для стабільності та ефективності енергетичних систем. Інтеграція поведінкових моделей у процес прогнозування відкриває нові можливості для впровадження адаптивних систем керування енергоспоживанням. Саме тому розробка інформаційної моделі, яка поєднує технічні характеристики будівель із поведінковими особливостями користувачів, є надзвичайно актуальним завданням як для наукових досліджень, так і для практичних застосувань.

Метою роботи є розроблення інформаційної моделі та фреймворку прогнозування енергоспоживання будівель, що враховують поведінку

користувачів для підвищення точності моделювання енергетичного навантаження.

Об'єктом дослідження є процес прогнозування енергоспоживання будівель у контексті їх інтеграції до інтелектуальних енергетичних систем.

Предметом дослідження є методи, моделі та інформаційні технології прогнозування енергетичного попиту з урахуванням поведінкових характеристик користувачів.

Завдання дослідження:

1. Проаналізувати сучасні підходи та тенденції у сфері прогнозування енергоспоживання.

2. Визначити поведінкові та технічні фактори, що формують енергетичне навантаження будівель.

3. Розробити методологію моделювання активного та пасивного попиту.

4. Створити інформаційну модель, яка інтегрує дані про поведінку користувачів у процес прогнозування.

5. Реалізувати фреймворк для моделювання та прогнозування енергоспоживання.

6. Дослідити можливість згладжування пікових навантажень за допомогою поведінкового моделювання.

Методи дослідження

У роботі використовувались методи аналізу та синтезу інформації, машинного навчання, статистичного моделювання, поведінкового моделювання користувачів, симуляційного моделювання, методи роботи з часовими рядами, а також методи програмної інженерії для створення програмного фреймворку. Експериментальна частина включала генерацію поведінкових профілів, моделювання сценаріїв споживання та тестування точності прогнозу.

Наукова новизна роботи полягає у розробленні інформаційної моделі прогнозування енергоспоживання, яка вперше інтегрує поведінкові патерни

користувачів, їхні активності та демографічні характеристики в єдиний фреймворк моделювання. Запропоновано підхід до поділу енергетичного попиту на активну та пасивну складові з можливістю генерації профілів у реальному часі.

Практичне застосування результатів

Результати роботи можуть бути використані для розробки систем енергоменеджменту, оптимізації роботи Smart Grid, створення інтелектуальних систем керування енергоспоживанням у житлових та комерційних будівлях. Запропонований фреймворк може бути інтегрований у системи прогнозування енергопостачальних організацій, застосований у проєктах моделювання навантаження, а також використаний для навчальних симуляторів у сфері енергетики. Модель здатна підтримувати прийняття рішень щодо балансування навантаження, оптимізації графіків роботи обладнання та зменшення пікових значень споживання.

Структура магістерської роботи. Представлена робота складається зі вступу, трьох розділів та висновків. Загальний обсяг роботи становить 75 сторінок, і містить 16 рисунків, 4 таблиці, перелік використаних джерел із 40 позицій.

РОЗДІЛ 1. АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ ПРОГНОЗУВАННЯ ЕНЕРГОСПОЖИВАННЯ БУДІВЕЛЬ НА ОСНОВІ ПОВЕДІНКИ КОРИСТУВАЧІВ

1.1. Трансформація енергетичного сектора та перехід до розумних мереж

Більша частина енергії, що споживається в Україні у житловому, комерційному, промисловому секторах та на транспорті, традиційно генерується за рахунок газу, нафти та вугілля (викопне паливо). Інтенсивне зростання попиту на енергію, поряд із занепокоєнням щодо енергетичної безпеки та стійкості, прискорило виснаження цих кінцевих ресурсів. Цей сценарій швидкої вичерпності викопного палива та геополітичних викликів стимулює пошук нових підходів для створення сталого енергетичного середовища, що передбачає ефективне виробництво (зокрема, з використанням відновлюваних джерел енергії), розподіл та споживання енергії.

Для розуміння загальної картини, можна орієнтуватися на структуру первинної енергії України за попередні роки, де викопне паливо є домінуючим. До повномасштабного вторгнення (за 2021 рік) структура зазвичай виглядала приблизно так (для орієнтації, точні цифри змінюються).

Таблиця 1.1.

Розподіл природних ресурсів в структурі первинної енергії

Вид палива (ресурсу)	Орієнтовна частка в структурі первинної енергії
Природний газ	Найбільша частка серед викопного палива (використовується в опаленні, промисловості, ТЕЦ)
Вугілля	Велика частка (використовується для ТЕС і промисловості)
Нафта/Нафтопродукти	Значна частка (переважно для транспорту)
Атомна енергія	Найбільша частка загальної генерації (не викопне паливо)
Гідро- та відновлювані джерела	Менша, але зростаюча частка

Згідно з даними, частки джерел енергії у загальному постачанні первинної енергії України розподіляється приблизно так як вказано в таблиці 1.2.

Таблиця 1.2.

Розподіл частки джерел енергії у загальному постачанні первинної енергії

Джерело енергії	Орієнтовна частка у %	Тип
Природний газ	27%	Викопне паливо
Ядерна (АЕС)	26%	Низьковуглецеве
Вугілля та інші	25%	Викопне паливо
Нафта	18%	Викопне паливо
Відновлювані джерела	6%	Відновлюване
Разом викопне паливо	70%	(Газ + Вугілля + Нафта)

Однією з ключових технологічних інновацій, що розглядається в цьому контексті, є можлива трансформація існуючих електричних мереж у розумні мережі (Smart Grids).

Основними цілями впровадження розумних мереж є:

- Автоматизоване управління попитом, тобто здатність автоматично реагувати на зміну попиту та пропозиції в режимі реального часу.
- Ефективне зберігання та розподіл енергії, оптимізація потоків енергії та інтеграція систем накопичення.
- Стійке виробництво енергії, максимальне включення та ефективне управління розподіленою генерацією, особливо з відновлюваних джерел.

Проте, така масштабна трансформація енергетичної інфраструктури є надзвичайно складною та багатофакторною, оскільки вона вимагає:

- Значного технологічного зсуву та модернізації.
- Великих інвестицій у сучасне обладнання та цифрові системи.
- Активної участі та зміни поведінки кінцевих споживачів.

Це обумовлює необхідність систематичної оцінки різних сценаріїв "Що, якщо", які дозволяють ідентифікувати потенційні сфери для

вдосконалення та кількісно оцінити вплив різних енергетичних політик чи стратегій.

Для проведення такого детального аналізу необхідна розробка фреймової моделі, що здатна враховувати різні чинники, які впливають на споживання енергії, на дуже низькому (деталізованому) рівні.

У цій роботі пропонується така модель, сфокусована на житлових та комерційних будівлях, які, згідно з національними даними, становлять значну частку від загального енергоспоживання (для порівняння, у США ця частка становить близько 40%).

В рамках нашої моделі попит на енергію формулюється як функція індивідуальних та будівельних активностей. Основна гіпотеза полягає в тому, що кожна особа або будівля дотримується певного графіка подій (активностей), на який впливають їхні демографічні характеристики та тип об'єкта.

На рівні домогосподарства ідентифікуються енергоємні активності. З ними пов'язується використання конкретних побутових приладів. Попит на енергію розраховується на основі енергетичного рейтингу приладів та тривалості активності.

На рівні комерційних будівель - динамічна зайнятість (присутність людей) моделюється на основі графіків активності. Це дозволяє генерувати реалістичний профіль попиту на енергію для кожної будівлі.

1.2. Концепція та архітектура розумних мереж (Smart Grids) у контексті енергозбереження

Розумна мережа (Smart Grid) — це модернізована електрична мережа, яка використовує двосторонні цифрові комунікаційні технології для моніторингу, аналізу, контролю та оптимізації роботи всієї системи генерації, передачі та розподілу електроенергії. У контексті енергозбереження та

ефективності Smart Grid відіграє вирішальну роль, перетворюючи пасивну, односпрямовану мережу на активну та адаптивну систему.

1.2.1. Роль розумних мереж в енергозбереженні

Ключова перевага Smart Grid для енергозбереження полягає у можливості керування попитом (Demand-Side Management, DSM) та інтеграції розподілених джерел енергії.

Розумні мережі дозволяють здійснювати зсув навантаження (Load Shifting) та обмеження піків (Peak Clipping), пропонуючи споживачам стимули для перенесення енергоємних активностей (наприклад, прання, заряджання електромобілів) на позапікові години. Це зменшує потребу вводити в дію неефективні та дорогі резервні електростанції, що працюють лише під час піку.

Завдяки інтелектуальним лічильникам (Smart Meters) та сенсорній мережі, оператори отримують точні дані про споживання та стан мережі в режимі реального часу. Це дозволяє швидко виявляти та усувати втрати енергії (наприклад, технічні втрати, крадіжки).

Smart Grid ефективно інтегрує нестабільні джерела, такі як сонячні панелі та вітрові турбіни. Система може динамічно балансувати попит і пропозицію, зберігаючи надлишкову енергію або коригуючи навантаження, максимізуючи використання "зеленої" енергії та зменшуючи залежність від викопного палива.

1.2.2. Архітектура концепції розумних мереж

Концептуальна архітектура Smart Grid складається з п'яти основних взаємопов'язаних шарів (доменів) та наскрізних функцій, які забезпечують двосторонній потік енергії та інформації.

1. Домени (шари) архітектури

Генерація (Generation) - включає традиційні та розподілені джерела енергії (ВДЕ, міні-ТЕЦ). Моніторинг ефективності електростанцій,

управління роботою розподілених ВДЕ (наприклад, сонячних батарей на дахах).

Передача (Transmission) - високовольтна мережа для транспортування енергії на великі відстані. Енергозбереження - використання технологій FACTS (Flexible AC Transmission Systems) та удосконалених сенсорів для динамічного моніторингу та зменшення втрат при передачі.

Розподіл (Distribution) - мережа середньої та низької напруги, що доставляє енергію кінцевим споживачам. Енергозбереження - автоматичне виявлення та ізоляція аварій (самовідновлення мережі), зниження технічних втрат за допомогою автоматизованих підстанцій.

Споживач (Customer/End-User) - житлові, комерційні та промислові споживачі, включаючи обладнання для локальної генерації (наприклад, дахові PV-системи) та накопичувачі енергії. Енергозбереження - встановлення Smart Meters, участь у програмах DSM, використання енергоефективних пристроїв, оптимізованих мережею.

Операції (Operations) - керування всією мережею через SCADA та EMS (Energy Management Systems). Енергозбереження - прогнозування попиту з високою точністю, оптимальне планування генерації та розподілу, балансування мережі.

2. Ключові функціональні елементи (наскрізні технології)

Для забезпечення функцій енергозбереження та гнучкості Smart Grid використовує такі наскрізні технології:

Інтелектуальні лічильники (Smart Meters) - забезпечують двосторонній зв'язок між споживачем та оператором. Це дозволяє виставляти рахунки за тарифами, що залежать від часу (Time-of-Use, ToU), стимулюючи споживачів до зміщення навантаження.

Удосконалена інфраструктура вимірювань (AMI) - система, що збирає, зберігає та аналізує дані з інтелектуальних лічильників. Вона необхідна для точного розрахунку втрат та ефективності.

Сенсорні мережі та PMU (Phasor Measurement Units) - встановлені на етапах передачі та розподілу для моніторингу якості електроенергії, виявлення коливань та зниження технічних втрат.

Системи накопичення енергії (Energy Storage Systems, ESS) - батарейні системи, що встановлюються на різних рівнях мережі (від підстанцій до домогосподарств) для поглинання надлишку енергії ВДЕ та забезпечення живлення під час пікових годин, що є ключовим механізмом енергозбереження.

Інформаційно-комунікаційні технології (ІКТ) - це цифрова основа мережі, яка забезпечує кібербезпеку та надійну передачу даних між усіма доменами.

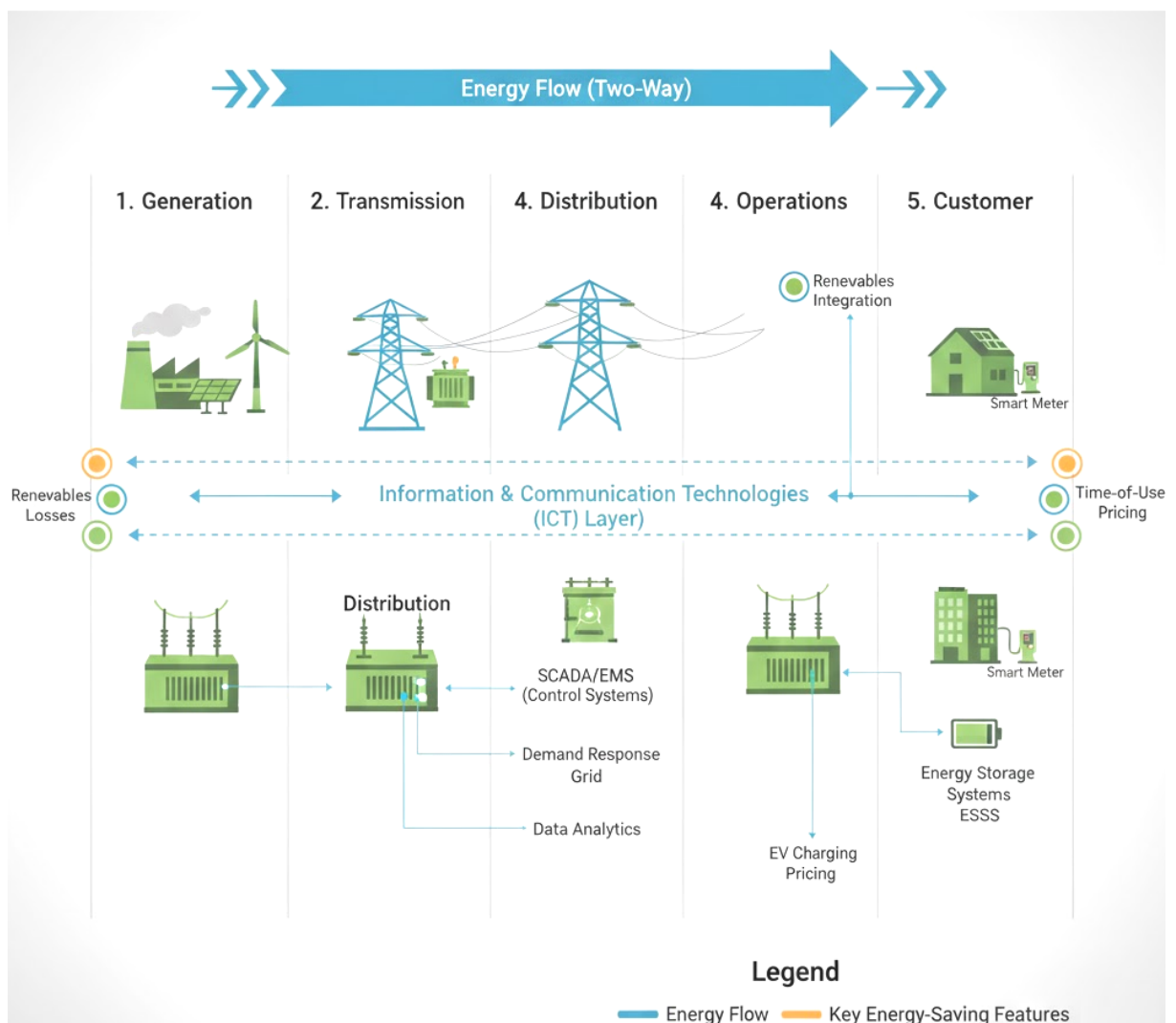


Рис. 1.1. Концептуальна модель Smart Grid

Ця діаграма (рис. 1.1) відображає концептуальну модель Smart Grid, що складається з п'яти основних доменів (шарів), які взаємодіють через двонаправлений потік інформації.

Двонаправлений потік енергії (Energy Flow) - стрілки показують, що енергія не лише тече від генерації до споживача (як у традиційній мережі), але й може повертатися назад (наприклад, від сонячних панелей споживача чи накопичувачів енергії) до розподілу. Це основа для енергозбереження та інтеграції ВДЕ.

Інформаційний шар (Information Layer) - це центральна цифрова магістраль. Вона забезпечує двосторонній зв'язок (ІКТ) між усіма доменами. Завдяки цьому оператори можуть отримувати дані від розумних лічильників та сенсорів, а споживачі — отримувати цінові сигнали та команди для управління попитом.

Ключові домени:

1. Генерація та передача (Transmission) — верхні рівні, де контролюються великі енергетичні потоки.
2. Розподіл (Distribution) — середній рівень, який керується автоматизованими підстанціями для мінімізації втрат.
3. Споживач (Customer) — нижній рівень, де інтегруються розумні лічильники (Smart Meters) та локальна генерація, що є ключовим для керування попитом (DSM).
4. Операції (Operations) — вертикальний домен, що контролює всю систему, від прогнозування попиту до балансування мережі.

Таким чином, архітектура Smart Grid – це інтегрована система, де кожен елемент (від генератора до побутового приладу) обмінюється інформацією.

Це дозволяє досягти енергозбереження не лише за рахунок технічного зменшення втрат у мережі, але й за рахунок поведінкової оптимізації споживання та максимального використання чистої енергії.

1.3. Підхід моделювання та прогнозування енергоспоживання в житловому секторі

Житловий сектор є вагомим чинником у загальному енергетичному балансі, складаючи значну частку сукупного енергоспоживання (наприклад, у розвинених економіках ця частка може сягати 25% і має тенденцію до зростання через збільшення насиченості домогосподарств побутовими приладами та електронними пристроями [3]). Це позиціонує житловий сектор як пріоритетну цільову групу для впровадження заходів з енергозбереження та підвищення енергоефективності.

Ефективний аналіз та впровадження будь-якої сучасної стратегії оптимізації енергії (наприклад, у контексті розумних мереж) вимагає точних профілів попиту на енергію житлових будівель. Розробка прецизійних моделей прогнозування попиту на енергію є критичною передумовою для оцінки економічної та технічної життєздатності схем енергозбереження як на індивідуальному, так і на домогосподарському рівнях споживання.

Споживання електроенергії в житловому секторі є багатофакторним і залежить від складної взаємодії наступних аспектів:

1. Фізичні фактори – характеристики будівель, теплоізоляція та інфраструктура.
2. Соціальні практики - повсякденні рутини, графіки зайнятості, соціальні взаємодії та поведінкові реакції на регуляторні втручання.
3. Економічні аспекти - цінова політика, структура ринку та рівень доходу домогосподарства.

Розуміння цих факторів у конкретних регіональних та соціально-економічних контекстах є життєво необхідним. Ідентифікація цих чинників та кількісна оцінка їхнього внеску у формування попиту на енергію є критичною для розробки механізмів впливу на індивідуальну поведінку та підвищення енергоефективності.

Таким чином, ідеальна модель повинна генерувати точні профілі попиту на енергію, дезагреговані до рівня окремих членів домогосподарства, з обов'язковим урахуванням їхніх соціальних, економічних та поведінкових аспектів.

Хоча низка досліджень [4, 5] вивчала моделювання попиту на енергію в житловому секторі, використовуючи дані про розподіл часу та побудову моделей зайнятості, існує дефіцит опублікованих робіт [6, 7], присвячених генерації профілів попиту на енергію з детальною роздільністю на рівні домогосподарств, що базуються на активностях, які виконуються всередині.

Існуючі підходи часто не враховують внутрішню залежність використання часу в домогосподарстві, яка виникає внаслідок спільного виконання активностей його членами. Наприклад, спільний перегляд телевізора всіма членами сім'ї повинен призводити до обліку енергоспоживання від приладу лише один раз, а не багаторазово (за кількістю осіб, що спостерігають), як це могло б статися при безпосередньому використанні індивідуальних щоденників активностей. Крім того, більшість національних обстежень використання часу фіксують графіки активності лише респондентів-осіб, тоді як усі члени домогосподарства роблять внесок у загальне енергетичне навантаження.

Для усунення зазначених недоліків пропонується детальний аналіз попиту, дезагрегований до рівня окремих членів домогосподарства та побутових приладів, що використовуються в межах домогосподарства.

Ми заповнюємо цей пробіл, пропонуючи модель, засновану на даних, яка інтегрує соціальні, поведінкові та економічні аспекти індивідів і домогосподарств. Це досягається шляхом:

- Створення графіків індивідуальних активностей для кожного члена домогосподарства на основі його демографічних характеристик.
- Обліку внутрішньої залежності через моделювання спільних та скоординованих активностей у межах домогосподарства.

Далі, індивідуальні активності агрегуються для формування графіка активності домогосподарства. Активні побутові прилади пов'язуються з кожною активністю в побудованій послідовності, що дозволяє генерувати точний профіль попиту на енергію для всього домогосподарства.

Ця робота пропонує методологічний підхід для вирішення проблем кореляції та узгодженості при генерації індивідуальних і спільних активностей на рівні домогосподарства, які виникають внаслідок взаємодії його членів. Практична застосовність цієї детальної моделі попиту демонструється для прийняття ефективних політичних рішень, зокрема для зміщення енергоємних активностей між годинами пікового та позапікового навантаження (управління попитом), на основі оцінки адаптивності домогосподарств.

1.4. Моделювання динамічного попиту на енергію в комерційному секторі

Комерційний сектор є значним споживачем енергії, відповідаючи за суттєву частку загального енергоспоживання (наприклад, у США ця частка становить близько 20% [9]). Прогнози, які ґрунтуються на аналізі енергетичних тенденцій, вказують на те, що комерційний сектор буде ключовим чинником зростання сукупного попиту на енергію в найближчі десятиліття. Оцінки передбачають стійке зростання попиту, навіть за умов впровадження жорстких політик енергоефективності, що корелює зі щорічним зростанням площі приміщень.

Для ефективного управління цим зростаючим енергетичним навантаженням критично важливим є розроблення нових енергетичних політик та стратегій, спрямованих на оптимізацію споживання енергії комерційними будівлями. Така оптимізація вимагає застосування рамкової моделі, яка комплексно враховує всі значущі фактори, що впливають на

енергоспоживання комерційного сектору. Представлена робота пропонує саме таку модель.

Низка попередніх досліджень [10, 11, 12, 13, 14] займалася моделюванням споживання енергії комерційними будівлями. Однак основна увага цих робіт була зосереджена на:

- Встановленні еталонних показників (бенчмарків), таких як енергія, спожита на одиницю площі (наприклад, на квадратний метр/фут).
- Розумінні ключових статичних факторів, що впливають на ці еталонні показники.

Ці моделі є важливими для порівняння енергоефективності однотипних будівель. Існуючі інструменти прогнозування енергоспоживання (наприклад, DOE-2, eQuest) моделюють споживання на основі попередньо налаштованих фізичних параметрів та характеристик обладнання (опалення, охолодження, освітлення).

Проте, ці традиційні підходи ігнорують реалістичну динаміку споживання протягом доби, яка є прямим наслідком зміни рівня зайнятості (кількості мешканців/відвідувачів).

У даній роботі цей пробіл заповнюється шляхом:

- Створення профілів відвідувань синтетичних осіб, що ґрунтуються на їхніх щоденних графіках активностей.
- Генерації реалістичного рівня зайнятості будівель з високою часовою роздільністю.

Таким чином, модель враховує, як кількість мешканців у будь-який період часу безпосередньо впливає на формування (зростання та зниження) профілю попиту на енергію будівлі. Додатково до динамічної моделі зайнятості, використовується статистична модель, побудована на основі репрезентативних даних, для врахування всіх значущих факторів, не пов'язаних із зайнятістю, які впливають на енергоспоживання будівель.

Основні методологічні та функціональні особливості цієї роботи включають:

- Високо дезагрегована модель попиту на енергію з врахуванням профілю попиту на рівні індивіда та домогосподарства.
- Високо масштабована інтегрована фреймова модель - здатність моделювання, що враховує соціальні, поведінкові та економічні аспекти індивідів та будівель.
- Пропозиція оригінальних статистичних підходів для врахування залежності активності в межах домогосподарства (спільні активності).
- Розроблено метод асоціювання активностей із декількома побутовими приладами для точної генерації сумарного попиту на енергію.
- Високо деталізована модель попиту для комерційних будівель яка враховує відвідування та взаємодію людей як ключовий динамічний фактор.

1.5. Дослідження поведінки і діяльностей користувачів в контексті енергоспоживання протягом доби

Діаграма (рис. 1.2) являє собою горизонтальну часову шкалу, що охоплює 24 години (з 00:00 до 23:59). Основні часові інтервали поділені на великі блоки активності, а також супроводжуються повсякденними подіями.

Стрілка в нижній частині діаграми, що охоплює період приблизно з 09:00 до 17:00 (Social Interactions) вказує на те, що більшість спілкування та взаємодії з іншими відбувається переважно протягом робочого дня, включаючи офісний час та обідню перерву.

Дана схема ілюструє типовий робочий день, який характеризується чітким розмежуванням часу на особистий простір (дім/сон) та роботу (офіс), а також включає побутові активності (їжа, гігієна, покупки, прибирання).

Аналізуючи графік активності, ми можемо виділити два основні пікові періоди споживання енергії та комунальних ресурсів у домогосподарстві: ранковий та вечірній.

1. Ранок. Підготовка та перший пік (приблизно 06:48 – 08:10)

Ранок починається з активності високого енергоспоживання – Personnel Grooming (06:48 - 07:34). Цей час вимагає значної кількості води та, що важливо, гарячої води, що призводить до першого піку використання газу або електрики для нагріву води (якщо використовується бойлер). Також споживається електрика для освітлення та використання приладів (наприклад, фен).

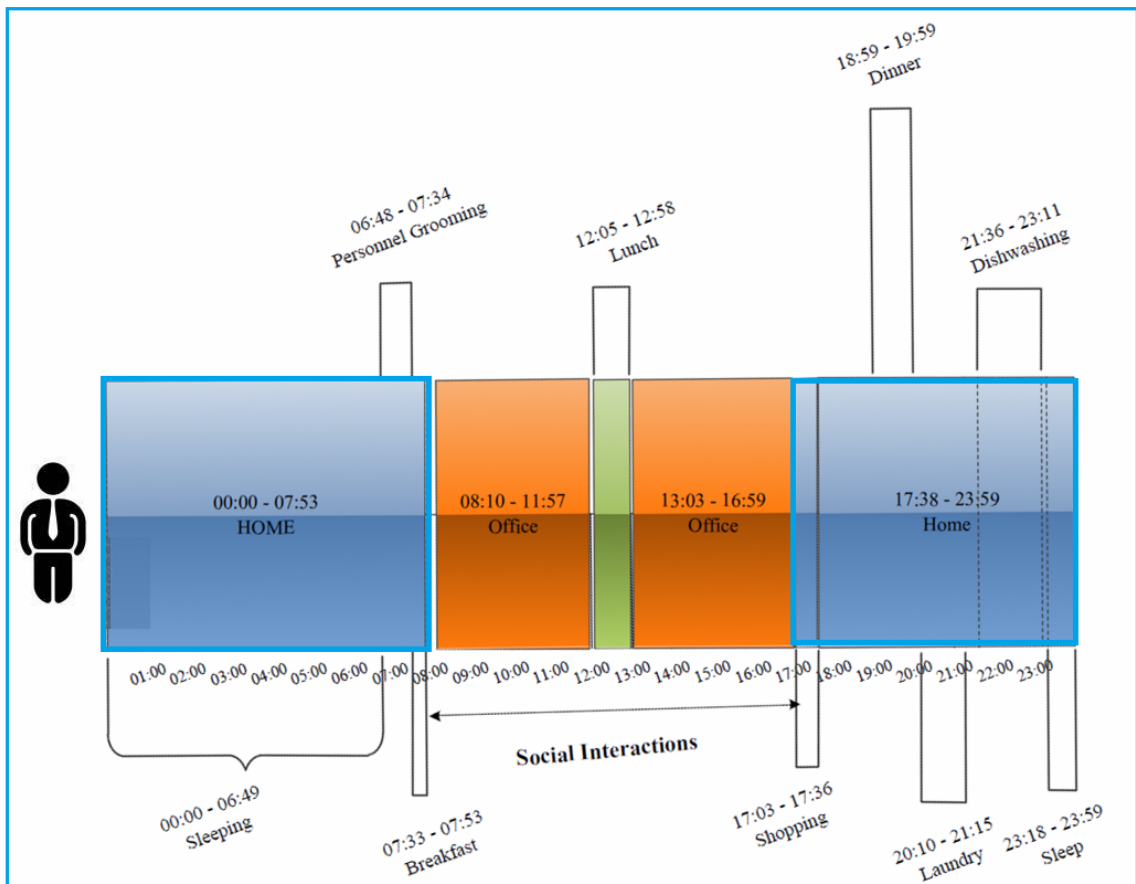


Рис. 1.2. Часова шкала активностей користувача

Далі йде Breakfast (07:33 - 07:53). Тут помірно задіюється електрика (чайник, тостер, кавоварка) або газ (плита) для приготування їжі. Загалом, це перший пік навантаження на мережу та водопостачання.

2. День - мінімальне навантаження (приблизно 08:10 – 16:59)

Протягом майже всього робочого дня особа знаходиться поза домом (Office). У цей час споживання енергії домогосподарством є мінімальним. Залишаються лише базові витрати – режим очікування пристроїв та робота

холодильника. Основне споживання енергії (електрика, клімат-контроль) у цей період переноситься на комерційну нерухомість (офіс).

3. Вечір - другий та найвищий пік (приблизно 17:38 – 23:18)

Після повернення додому та невеликої поїздки на Shopping (17:03 - 17:36) (що може включати витрати на транспортні енергоносії), настає найбільш енергоємна частина доби.

Приготування їжі (18:59 - 19:59) - це призводить до другого значного піку споживання газу або електрики (плита, духовка).

Побутові Справи (Laundry: 20:10 - 21:15 та Dishwashing: 21:36 - 23:11) - виконання цих справ створює максимальне вечірнє навантаження на комунальні системи:

- Прання вимагає великого обсягу води та є потужним споживачем електрики (особливо, якщо використовується гаряча вода або сушарка).

- Миття посуду (посудомийна машина або ручне миття) також використовує електрику або гарячу воду/газ.

Цей період є найбільш комплексним з точки зору використання комунальних ресурсів.

4. Ніч - базове споживання (приблизно 23:18 – 06:48)

Вночі, під час сну, енергоспоживання повертається до мінімального рівня. Воно включає лише базові потреби: підтримка роботи холодильника, режим очікування, а також робота систем опалення/охолодження для підтримання комфортної температури.

Висновки до розділу

У першому розділі було розглянуто динамічний розвиток енергетичного сектора, який сьогодні стрімко трансформується у напрямку цифровізації та широкого впровадження розумних технологій. Аналіз літератури показав, що традиційні методи прогнозування енергоспоживання вже не відповідають сучасним вимогам, оскільки вони не враховують складні

поведінкові чинники, які впливають на формування навантаження. Було встановлено, що Smart Grid – це не просто новий технологічний тренд, а фундаментальна зміна принципів функціонування мереж, що потребує нових моделей попиту. У ході дослідження було проаналізовано особливості споживання енергії в житловому та комерційному секторах, які суттєво різняться за структурою формування попиту. Виявлено, що поведінка користувачів відіграє ключову роль у формуванні добових циклів навантаження, особливо в будівлях житлового типу. Окрему увагу приділено активностям протягом доби, які формують характерні пікові та провальні значення споживання. Дослідження показало, що без урахування людської поведінки неможливо побудувати достатньо точну модель прогнозування енергетичного попиту. Встановлено також, що демографічні чинники, часові звички та ритм життя значно впливають на структуру енергоспоживання. Отже, на основі аналізу зроблено висновок, що існуючі підходи потребують розширення за рахунок поведінкових компонентів. Саме тому подальші дослідження у цьому напрямку мають враховувати як технічні параметри будівлі, так і дії її користувачів.

РОЗДІЛ 2. МЕТОДОЛОГІЯ ТА ІНФОРМАЦІЙНА МОДЕЛЬ ПРОГНОЗУВАННЯ ЕНЕРГОСПОЖИВАННЯ В ЖИТЛОВОМУ СЕКТОРІ

У цьому розділі представлено огляд методології моделювання, розробленої для генерації деталізованого профілю прогнозування попиту на енергію в житловому секторі. Зокрема, ми описуємо архітектуру моделі, застосовану для синтетичного населення, демонструємо результати експериментів, що підтверджують валідність моделі, та представляємо ілюстративне застосування згенерованого профілю попиту для аналізу та управління піковим навантаженням.

2.1. Огляд попередніх досліджень та опис пропонованої концепції

Попередні роботи, присвячені моделюванню попиту на енергію в житловому секторі, традиційно поділяються на дві основні категорії:

- Підходи «Зверху вниз» (top-down approaches) [7 - 9] - моделюють споживання енергії на агрегованому рівні.

- Підходи «Знизу вгору» (Bottom-Up Approaches) [10 - 13] - моделюють профілі попиту на основі активностей та зайнятості на рівні домогосподарств.

Підходи «Зверху вниз» - ця методологія моделює енергоспоживання як функцію макроекономічних факторів (наприклад, ціни, кліматичні показники), часто використовуючи методи регресійного аналізу історичних середніх. Підходи «зверху вниз» ефективні для моделювання впливу довгострокових та системних змін (макроекономічні, соціально-економічні, екологічні) на загальне споживання енергії. Оскільки вони оперують лише агрегованими даними макrorівня, їх розробка є відносно простою.

Підходи «Знизу вгору» зосереджуються на вивченні впливу демографічних характеристик на енергоспоживання. Ці дослідження

підтверджують, що споживання електроенергії істотно залежить від володіння енергоємними побутовими приладами, що, у свою чергу, корелює з доходом, розміром та складом домогосподарства. Методологія «знизу вгору» дозволяє оцінити енергоспоживання на регіональному та національному рівнях шляхом екстраполяції даних, отриманих від репрезентативного набору окремих домогосподарств. Робота [14] надає вичерпний огляд переваг, недоліків та сфер застосування різних методів моделювання споживання енергії в житловому секторі.

У даній дипломній роботі для моделювання споживання енергії в житловому секторі застосовується підхід «знизу вгору». Мета полягає в розрахунку споживання енергії на рівні домогосподарства на основі графіків активності його членів.

Моделювання активності. Використовуючи дані Обстеження використання часу (наприклад, American Time Use Survey (ATUS)), моделюються патерни активності. Для цього застосовуються індивідуальні та домогосподарські демографічні коваріати як незалежні змінні.

Генерація синтетичних щоденників. Параметри, отримані шляхом калібрування моделей на даних ATUS, використовуються для створення нових щоденників активності для синтетичної популяції. Ця генерація ґрунтується на демографічних коваріатах кожного члена синтетичного домогосподарства.

Сформовані активності потім асоціюються з необхідними побутовими приладами та їхнім питомим споживанням енергії. Це дозволяє синтезувати деталізований профіль попиту на енергію для кожного домогосподарства.

2.2. Опис використаних наборів даних для дослідження

У даній роботі для розробки та валідації моделі динамічного енергетичного попиту використано декілька ключових наборів даних, що охоплюють поведінкові, демографічні та інфраструктурні аспекти.

1. Обстеження використання часу (ATUS)

Для отримання реалістичних графіків активності та часових патернів індивідів застосовується обстеження використання часу (ATUS).

Зміст: обстеження містить деталізовані щоденники активності протягом 24-годинного періоду для значної вибірки респондентів (13 260) з різноманітними демографічними характеристиками.

Деталізація: кожна записана активність включає інформацію про час початку та закінчення, місце проведення та учасників.

Демографічні дані: набір даних також містить розширену демографічну інформацію про респондентів (вік, стать, сімейний стан, статус зайнятості тощо).

Обмеження: слід зазначити, що ATUS фіксує інформацію лише від одного члена в межах досліджуваного домогосподарства, що створює часткову неповноту даних щодо повного графіка активності на рівні домогосподарства.

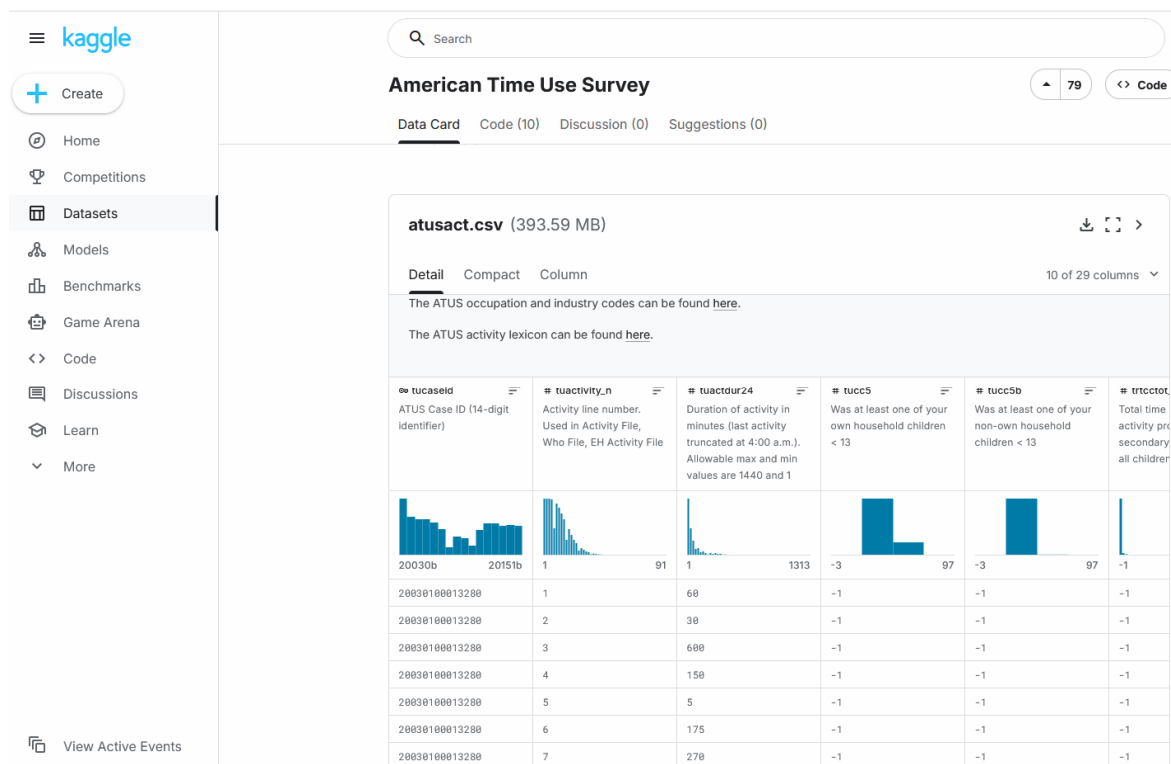


Рис. 2.1. Деталізація набору даних на kaggle.com

2. Синтетичне уаселення

Для побудови профілю енергетичного попиту для репрезентативного міського регіону використовуються синтетичні дані, що моделюють населення регіону Вашингтона, округ Колумбія.

Джерела генерації: синтетичне населення отримано шляхом інтеграції даних, зібраних із численних джерел, включаючи Бюро перепису населення США, Національне обстеження подорожей домогосподарств (NHTS), дані Dun and Bradstreet, інформацію про використання землі та Navtaq. Детальний опис методології синтезу представлений у [16].

епрезентативність: синтетична популяція статистично точно відтворює реальне населення регіону Вашингтона, округ Колумбія, на рівні переписних блоків.

Структура даних: набір містить індивідуальну та домогосподарську демографічну інформацію, включаючи вік, стать, расу індивідів, а також тип, розмір та дохід домогосподарства.

Рисунок 2.2 показує схематичну діаграму генерації синтетичної соціальної мережі.

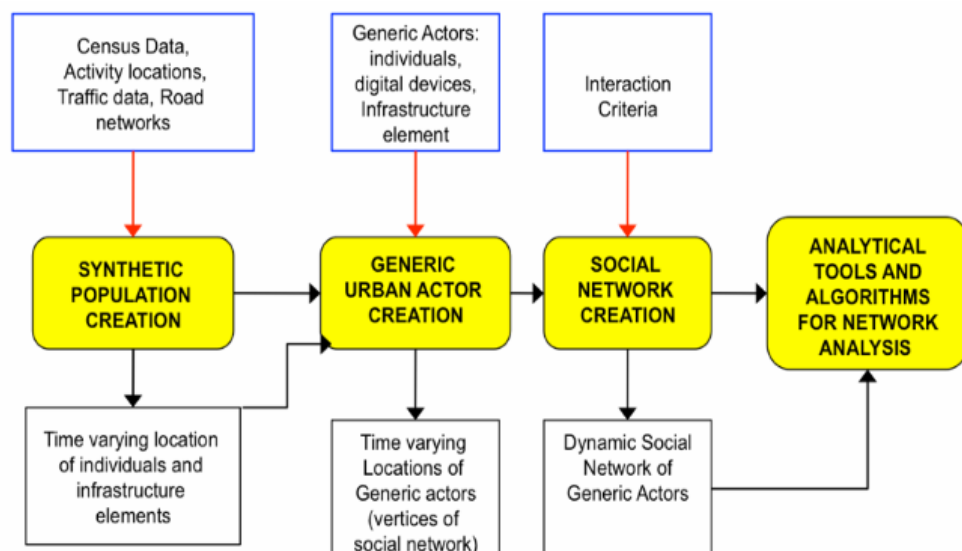


Рис. 2.2. Генерація синтетичної соціальної мережі. Узагальнені учасники — це індивіди або активні пристрої, які взаємодіють один з одним.

Спільні демографічні розподіли можуть бути реконструйовані з граничних розподілів, доступних у типових даних перепису населення, за допомогою методу ітеративного пропорційного підгону (Iterative Proportional Fitting, IPF). Синтетичне населення статистично не відрізняється від даних перепису. Оскільки вони є синтетичними, конфіденційність індивідів у популяції захищена. Синтетичні індивіди несуть із собою повний набір демографічних атрибутів, зібраних із даних перепису, включаючи такі змінні, як рівень доходу та вік.

3. Обстеження споживання енергії в житловому секторі

Дані обстеження споживання енергії в житловому секторі EIA використовуються для оцінки та параметризації енергії, спожитої в домогосподарстві.

Характеристика: EIA-RECS є національним обстеженням, яке збирає комплексну енергетичну інформацію з різних типів житлових одиниць по всій території США і слугує джерелом оцінок загального енергоспоживання.

Функціональне використання: цей набір даних використовується для отримання специфічних параметрів житлових одиниць, таких як площа приміщень, площа підлоги, тип конструкції стін, та інших фізичних характеристик.

Нанесення на синтетичне населення: ці фізичні параметри накладаються на синтетичні домогосподарства у Вашингтоні, округ Колумбія, шляхом узгодження відповідних коваріат. Для матчингу використовуються такі параметри, як розмір домогосподарства, тип домогосподарства, дохід та регіональна інформація.

2.3. Методологія моделювання прогнозування попиту на енергію в житловому секторі

У цьому розділі описано методологічний підхід, застосований для генерації профілю попиту на енергію для синтетичної міської популяції.

Моделювання базується на інтеграції даних із трьох ключових джерел:

- ATUS (Обстеження використання часу) - використовується для отримання реалістичних графіків активності та патернів часу, включаючи енергоємні активності.

- Синтетичне населення надає деталізовані демографічні характеристики синтетичних індивідів та домогосподарств.

- Обстеження споживання енергії в житловому секторі використовується для присвоєння характеристик будівель та інформації про побутові прилади місцям проживання синтетичних індивідів.

Після узгодження демографічних даних індивідів у ATUS із синтетичним населенням, інформація щодо енергетичних активностей з даних ATUS накладається на синтетичних індивідів. Аналогічно, дані EIA-RECS застосовуються для присвоєння характеристик будівель (наприклад, типу житлової одиниці та ізоляції) та даних про побутові прилади домогосподарствам у синтетичній популяції.

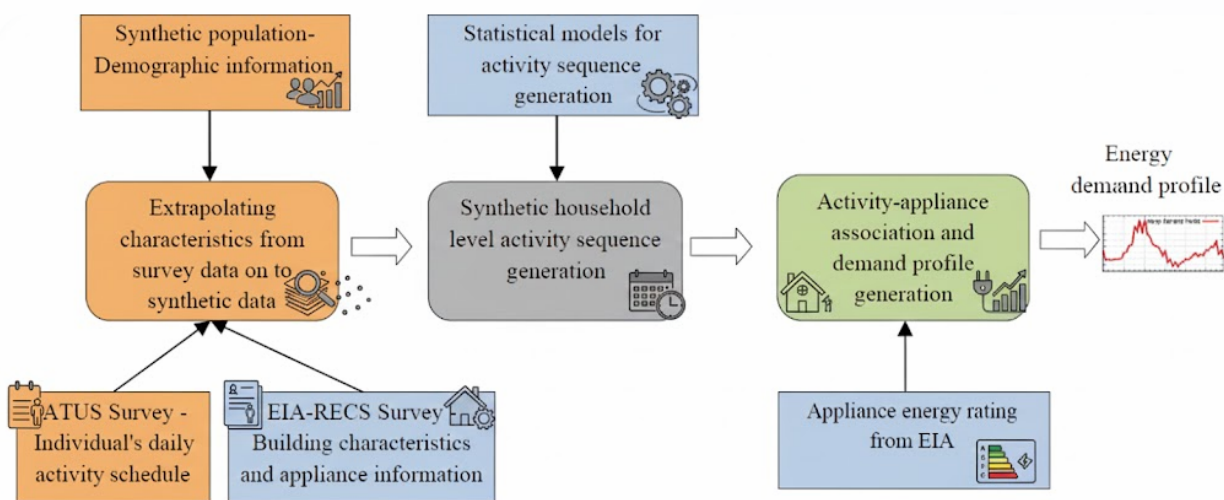


Рис. 2.3. Алгоритм побудови фреймової моделі моделювання попиту на енергію в житловому секторі

Загальна методологія моделювання підсумована у блок-схемі на рисунку 2.3, де прямокутники представляють вхідні набори даних, а

прямокутники із закругленими кутами — модулі в рамках моделі.

Використані позначення систематизовано і представлено нижче:

H_i - синтетичне домогосподарство i , вибране з синтетичного населення;

P_{ij} - член синтетичного домогосподарства j з H_i ;

m - кількість осіб у H_i ;

X_{ij} - набір демографічних характеристик особи P_{ij} довжиною n ;

A_k - домашня активність k .

Загальне споживання енергії домогосподарством (E_{Total}) поділяється на дві основні категорії: активне та пасивне споживання.

$$E_{Total} = E_{Active} + E_{Passive}$$

E_{Active} — це енергія, спожита через використання побутових приладів, що є функцією індивідуальних або спільних активностей. Прикладами є енергія, що витрачається прийманні душу або використанні посудомийної машини.

Цей компонент є перш за все функцією щоденного графіка членів домогосподарства. Наприклад, графік активностей особи, що працює повний робочий день кожного тижня, суттєво відрізнятиметься від графіка непрацюючої особи.

Аналогічно, домогосподарство з дітьми матиме інший набір активностей та інший час їх виконання порівняно з домогосподарством без дітей.

$E_{Passive}$ — це енергія, спожита для загального обслуговування будинку, включаючи системи опалення, охолодження приміщень та нагрівання води.

Цей компонент переважно залежить від кліматичних умов та фізичних характеристик будинку: типу та розміру житлової одиниці, виду палива, ізоляції, типу стін тощо. Пасивне споживання є відносно незалежним від активності та присутності мешканців.

2.4. Моделювання динамічного попиту на енергію в житловому секторі на основі поведінки користувачів і виконуваних ними дій

Активне споживання енергії (E_{Active}) відображає використання побутових приладів, що безпосередньо корелює з щоденним графіком активностей членів домогосподарства. Для розрахунку E_{Active} необхідне попереднє моделювання послідовності активностей кожного члена синтетичного домогосподарства.

Дані ATUS, що містять щоденники активності 13 260 респондентів, використовуються для моделювання патернів. Основне обмеження ATUS полягає в тому, що воно фіксує використання часу лише респондентом опитування, а не всіма членами домогосподарства.

Кроки моделювання послідовності активностей:

1. Визначення енергоємних активностей.

На основі аналізу ідентифікуються найбільш енергоємні активності в типових домогосподарствах, які включаються до розрахунку E_{Active} . Інші поширені, але менш енергоємні дії (наприклад, купання, робота) класифікуються, але не враховуються у E_{Active} . Енергоємні активності класифікуються як:

- Спільні активності - використання побутових приладів є спільним для всіх членів домогосподарства (наприклад, прання, миття посуду).

- Незалежні активності - використання приладів не є спільним і може відбуватися кілька разів на день (наприклад, використання комп'ютера). Спільність активності (наприклад, перегляд телевізора) може залежати від кількості наявних приладів.

Таблиця 2.1.

Класифікація типів активностей користувача

Назва активності	Тип активності
Прання	Спільна
Миття посуду	Спільна
Використання комп'ютера	Незалежна

Назва активності	Тип активності
Перегляд телевізора	Спільна/Незалежна
Приготування їжі	Спільна
Прибирання приміщення	Спільна
Перевірка електронної пошти	Незалежна

2. Призначення незалежних активностей.

Для узгодження графіка активностей ATUS із синтетичним населенням використовується алгоритм CART (дерево класифікації та регресії) [30] для побудови бінарного дерева прийняття рішень.

Демографічні змінні $X=(X_1...X_n)$ використовуються як змінні розподілу, тоді як інформація про сімейний стан використовується як залежна змінна.

Кожен синтетичний індивід зіставляється з кінцевим вузлом дерева на основі його/її демографічних змінних.

Випадковим чином обирається респондент ATUS з цього кінцевого вузла, і його/її шаблон активності призначається синтетичному індивіду.

3. Призначення спільних активностей (прибирання, миття посуду, прання).

Оскільки ATUS фіксує дані лише для одного респондента, застосовується статистичне моделювання для визначення ймовірності виконання спільної активності (A_k) домогосподарством N_i у складі осіб $P\{1,...,m\}$ та часу її виконання.

Оцінка ймовірності виконання:

- Для кожного члена P_{ij} розраховується ймовірність $\mu^{ijk} = \Pr(A_{ijk} = 1 \mid X_{ij})$, що він/вона виконає активність k , використовуючи логістичну регресію.

- Припускаючи незалежність рішень, використовується принцип включення та виключення для розрахунку ймовірності μ^{ik} , що активність k буде виконана хоча б кимось у домогосподарстві N_i .

Домогосподарству присвоюється виконання активності ($A_{ik} = 1$) з ймовірністю μ_{ik} .

Якщо активність відбулася, день поділяється на 48 часових проміжків.

Для кожного члена P_{ij} та часового проміжку t розраховується ймовірність виконання активності k в цей час за допомогою логістичної регресії. Використовуючи принцип включення та виключення, розраховується ймовірність μ_{ikt} , що домогосподарство виконувало спільну активність k у проміжку t .

Оскільки активність вважається одноразовою, ймовірності перенормовуються так, щоб їхня сума по всіх t дорівнювала одиниці:

$$\hat{\mu}_{ikt} = \frac{\hat{\mu}_{ikt}}{\sum_{t=1}^{48} \hat{\mu}_{ikt}}$$

Часовий проміжок t обирається згідно з цією ймовірністю.

Оскільки приготування їжі може відбуватися кілька разів на день, використовується регресія Пуассона для оцінки кількості подій приготування їжі (C_{ij}) на кожного індивіда, залежно від його/її коваріатів:

$$C_{ij} \sim \text{Pois}(\mu_{ij}) \text{ та } \log(\mu_{ij}) = X_{ij}\beta.$$

Кількість подій для домогосподарства визначається як максимальна кількість індивідуальних подій, а час подій визначається за допомогою логістичного підходу. Послідовності незалежних та спільних активностей об'єднуються для отримання повної послідовності активностей домогосподарства.

Логістична регресія застосовується для моделювання ймовірності виконання активності A_{ijk} особою P_{ij} з демографічними змінними X_{ij} :

$$Pr(A_{ijk} = 1 | X_{ij}) = \frac{1}{1 + e^{-X_{ij}\beta}}$$

Оцінка коефіцієнтів β^k проводиться шляхом максимізації функції правдоподібності, підганяючи модель до даних опитування. Отримана ймовірність для члена синтетичного населення розраховується як:

$$\hat{\mu}_{ijk} = Pr(A_{ijk} = 1 | X_{ij}) = \text{logit}^{-1}(X_{ij}^T \hat{\beta}_k)$$

Цей підхід забезпечує елегантний спосіб відображення демографічних змінних на ймовірність виникнення бінарної події.

Регресія Пуассона використовується для моделювання цілочисельної залежної змінної (кількості подій приготування їжі C_{ij}) на основі демографічних коваріат. Оцінки коефіцієнтів $\hat{\beta}$ дозволяють визначити очікувану кількість подій: $\text{Pois}(\exp\{X_{ij}\hat{\beta}\})$.

Після генерації послідовності активностей домогосподарства наступний крок полягає в асоціації побутових приладів з кожною активністю A_k . Споживання енергії оцінюється за формулою:

$$\text{Спожита енергія} = \text{Номінальна потужність приладу} \times \\ \times \text{Тривалість активності приладу}$$

Використовуються стандартні номінальні рейтинги потужності приладів подані в таблиці 2.2.

Таблиця 2.2.

Інформація про використання активності-побутового приладу та енергетичний рейтинг

Назва активності	Використаний прилад	Номінальна потужність (Вт)	Частка використання
Прання	Пральна машина	234	0.45
Прання	Сушильна машина	670	0.55
Миття посуду	Посудомийна машина	1200	1.00
Приготування їжі	Мікрохвильова піч	500	0.50
Перегляд телевізора	Телевізор	220	1.00

Назва активності	Використаний прилад	Номінальна потужність (Вт)	Частка використання
Використання комп'ютера	Комп'ютер	160	1.00
Приготування їжі (ранок)	(Плита, кавоварка, мікрохвильова піч, тостер)	–	(0.35, 0.05, 0.5, 0.05)
Приготування їжі (вечір)	(Плита, кавоварка, мікрохвильова піч, тостер, духовка, блендер)	–	(0.35, 0.05, 0.45, 0.05, 0.05, 0.05)

У випадках, коли одна активність використовує кілька побутових приладів, загальна спожита енергія є сумою енергії, спожитої кожним приладом. Для дезагрегації тривалості активності до рівня окремих приладів використовується параметр «частка використання», що представляє приблизну оцінку тривалості, протягом якої активний кожен прилад. Наприклад, для 80-хвилинного прання пральна машина та сушильна машина асоціюються з частками використання 0.45 та 0.55 відповідно.

Для активності приготування їжі, де набір приладів залежить від часу доби (сніданок, вечеря) та типу їжі, використовується асоціація загального набору побутових приладів на основі часу активності, як показано в таблиці 2.2.

2.5. Моделювання пасивного енергетичного попиту

Пасивне споживання енергії ($E_{Passive}$) охоплює енерговитрати на загальне обслуговування будівлі, головним чином на системи опалення та охолодження приміщень, а також нагрівання води. Оцінка $E_{Passive}$ здійснюється шляхом інтеграції структурних та інфраструктурних даних.

Для оцінки $E_{Passive}$ використовується обстеження споживання енергії в житловому секторі EIA (EIA-RECS). Інформація, специфічна для житлової одиниці (площа, тип стін, площа підлоги), витягується з EIA-RECS та накладається на синтетичні домогосподарства (наприклад, у Вашингтоні, округ Колумбія). Узгодження характеристик синтетичних домогосподарств із

домогосподарствами EIA-RECS здійснюється на основі спільних параметрів: розмір домогосподарства, його тип, дохід та регіональна інформація. Це забезпечує реалістичну оцінку пасивного енергоспоживання.

Енергія, необхідна для підтримання комфортного мікроклімату, залежить від кліматичних умов, виду палива та ефективності опалювального/охолоджувального обладнання.

Для імітаційного розрахунку енергоспоживання у цій сфері обирається репрезентативний день із зимового сезону, і збираються погодинні погодні дані.

Для кожної синтетичної житлової одиниці використовуються наступні параметри (отримані з EIA-RECS та задані):

- S - середня площа (у квадратних одиницях), що підлягає опаленню.
- T_p - бажана температура в приміщенні вдень (за наявності мешканців).
- T_a - температура в приміщенні, коли нікого немає вдома.
- T_n - бажана температура в приміщенні вночі (під час сну).
- Вид палива та обладнання, що використовуються для опалення.
- Тип стін (наприклад, "цегла 4 дюйми", "целюлозне волокно").

Швидкість втрат тепла (Q) розраховується на основі закону теплопровідності Фур'є:

$$Q = \frac{(\text{Площа}) \times (T_{\text{всередині}} - T_{\text{зовні}})}{\text{Тепловий опір стіни}} = \frac{S \times \delta T}{R}$$

де:

S — площа стін.

$\delta T = T_{\text{всередині}} - T_{\text{зовні}}$ - різниця температур.

R — тепловий опір конструкції (R-значення).

T_{всередині} динамічно визначається на основі фактора зайнятості домогосподарства. Послідовність активностей домогосподарства (сформована раніше) аналізується для кожного з 48 часових проміжків:

- Якщо виявляється внутрішня активність (окрім сну), припускається присутність особи, і $T_{\text{всередині}} = T_p$.

- Якщо активність класифікована як "сон", то $T_{\text{всередині}} = T_n$.

- Для решти проміжків, коли внутрішні активності відсутні (наприклад, усі члени на роботі), $T_{\text{всередині}} = T_a$.

Припускаючи постійність R по всій конструкції, використовуються стандартні довідкові значення R , що відповідають типу стін, отриманому з EIA-RECS (наприклад, для "цегляної стіни завтовшки 4 дюйми" використовується $R=4 \text{ фут}^2 \cdot \text{град} \cdot \text{F} \cdot \text{h/Vtu}$).

Для підтримки бажаної температури опалювальне обладнання має генерувати теплову енергію, що компенсує втрати Q . Необхідна кількість енергії залежить від ефективності обладнання (η).

$$\text{Необхідна енергія} = \frac{Q}{\eta}$$

Ефективність (η) вимірює частку енергії, що перетворюється на фактичну теплову роботу. Значення η асоціюються на основі типу палива та обладнання, використовуваного домогосподарством, як показано у таблиці 2.3.

Таблиця 2.3.

Ефективність різного опалювального обладнання

Використане паливо	Обладнання	Ефективність (η)
Природний газ	Піч/Котел	0.78
Природний газ	Обігрівач	0.65
Деревина	Обігрівач	0.72
Електрика	Піч/Котел	0.98
Електрика	Тепловий насос	3.3
Мазут	Піч/Котел	0.78

На основі цих даних розраховується погодинна енергія, необхідна для підтримки бажаної температури в домогосподарстві.

Оцінка енергії, спожитої для нагрівання води, базується на визначенні активностей, які вимагають гарячої води: прання, миття посуду, прийняття душу та приготування їжі.

Таблиця 2.4.

Використання води для активностей

Назва активності	Середнє використання гарячої води (л)
Прання	28
Миття посуду	24
Душ	40 (за 8 хвилин)
Приготування їжі	4

Фактор енергії (міра ефективності виробництва гарячої води на одиницю палива) використовується для оцінки кількості енергії, необхідної для кожної активності, що споживає гарячу воду, відповідно до обсягу використаної води.

2.6. Експериментальна валідація та результати моделювання прогнозування попиту енергоспоживання

2.6.1. Генерація профілів попиту для населення

Розроблена фреймова модель була застосована для генерації профілів попиту на енергію для синтетичної популяції регіону. Із загального синтетичного населення було випадковим чином відібрано репрезентативну вибірку у розмірі 5%, що еквівалентно 62 763 домогосподарствам та 125 268 особам.

Алгоритми статистичного моделювання для активного (E_{Active}) та пасивного ($E_{Passive}$) споживання енергії були реалізовані з використанням статистичного середовища R. Для кожного індивіда в обраній вибірці було згенеровано повну послідовність активностей на добу, розділену на 48 півгодинних інтервалів. Цей процес включав:

- Оцінку індивідуальних та спільних активностей.

- Визначення часу виконання активностей та ідентифікацію причетних членів домогосподарства.
- Асоціацію побутових приладів з активностями та розрахунок енергоспоживання на рівні житлової одиниці, а також сукупного споживання для кожного домогосподарства.

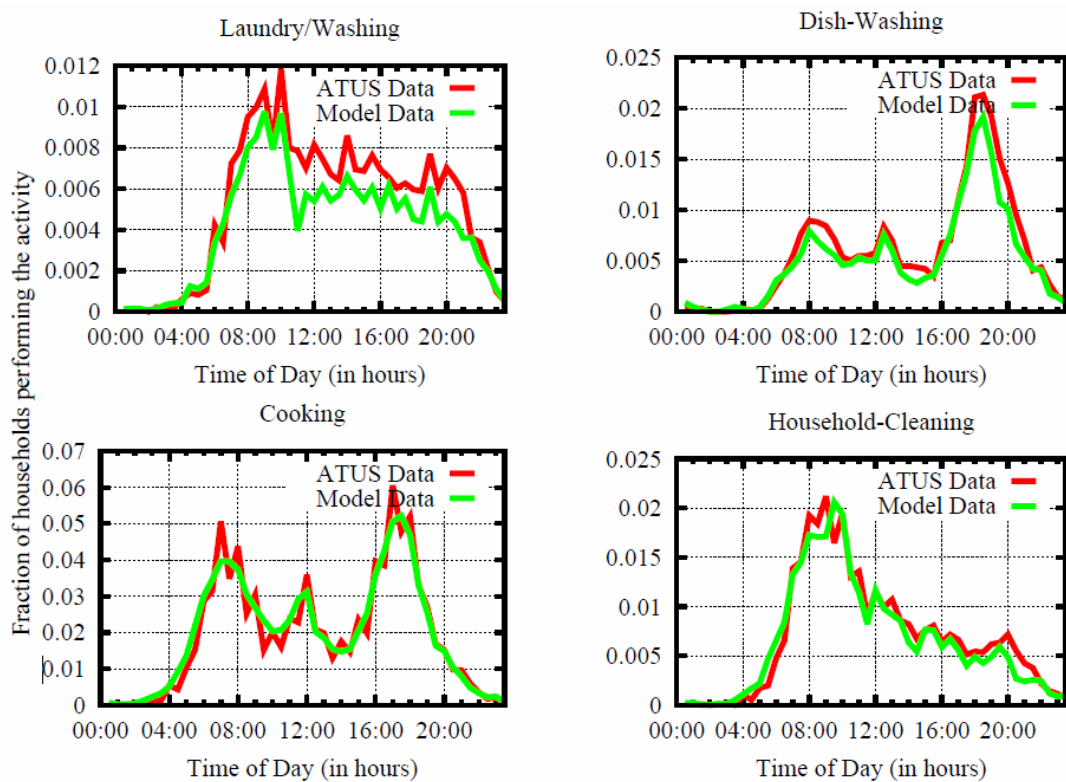


Рис. 2.4. Порівняння частоти виникнення активностей синтетичних даних із частотою виникнення активностей даних ATUS

На рисунку 2.4 представлено порівняння частоти виникнення енергоємних активностей (прання, миття посуду, приготування їжі та прибирання), згенерованих моделлю, із результатами вихідного опитування ATUS. Модель демонструє високу спроможність до відтворення патернів активності, присутніх у даних ATUS, із розбіжністю менше 5%. Незначні відхилення є очікуваними, оскільки демографічні характеристики синтетичної популяції можуть мати невеликі варіації порівняно з респондентами опитування.

2.6.2. Аналіз патернів споживання за демографічними характеристиками

Високодеталізована модель попиту надає можливості для глибинного аналізу патернів споживання в розрізі різних демографічних характеристик домогосподарств.

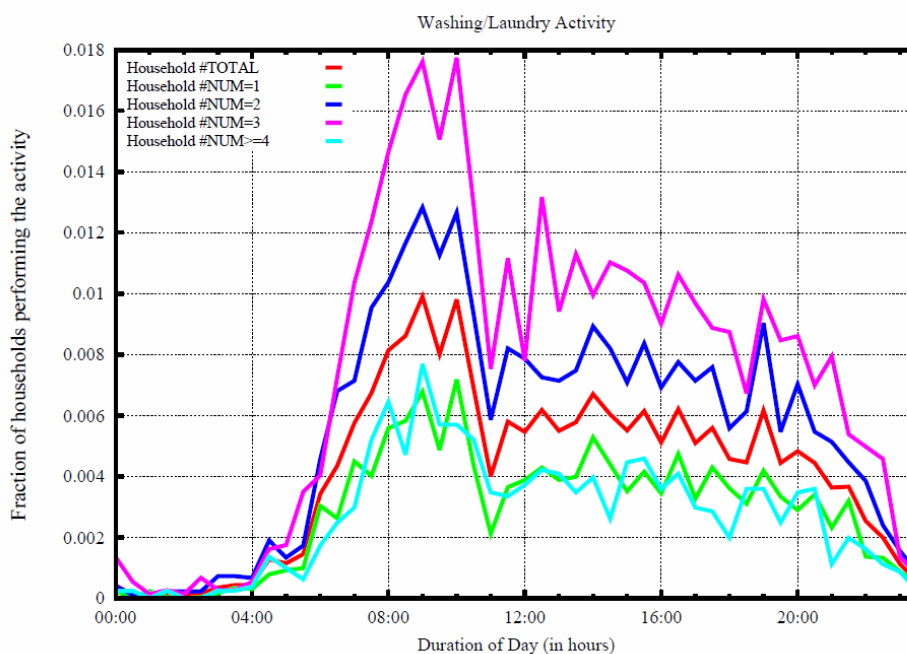


Рис. 2.5. Патерн активності прання для різних розмірів домогосподарств

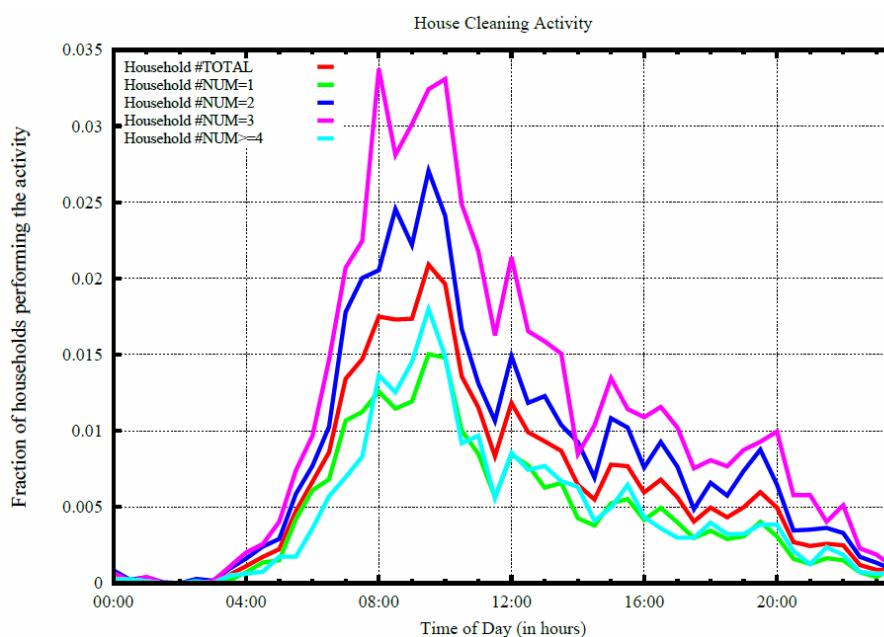


Рис. 2.6. Патерн активності прибирання для різних розмірів домогосподарств

На рисунках 2.5 та 2.6 проілюстровано частку домогосподарств, які виконують активності прання та прибирання, із розділенням за розміром домогосподарства (1, 2, 3 та >4 особи). Результати свідчать, що для активності "прання" часовий патерн споживання залишається подібним незалежно від розміру домогосподарства, проте абсолютні частки домогосподарств, що виконують активність, відповідно зростають.

Статус зайнятості членів домогосподарства є ключовим фактором, що впливає на їхню присутність у домогосподарстві під час пікових годин та, відповідно, на графік виконання побутових активностей. Для оцінки цього впливу розглядалися лише домогосподарства з двома особами, які були класифіковані на три групи за статусом зайнятості:

- 1) Обидві особи не працюють.
- 2) Працює одна особа.
- 3) Працюють обидві особи.

На рисунку 2.7 показано відсотковий розподіл домогосподарств за цими групами, а на рисунку 2.8 представлено послідовність виконання активності прання/прасування для кожної групи.

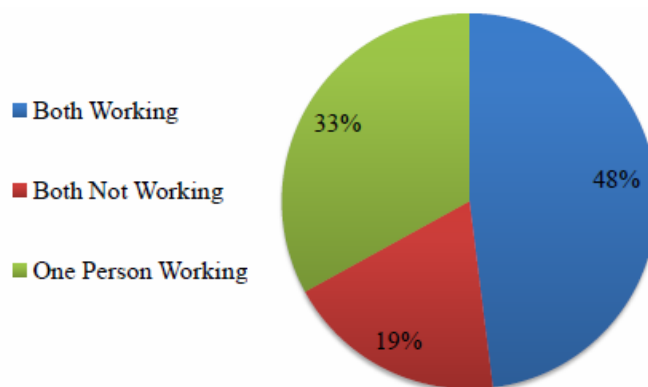


Рис. 2.7. Розподіл домогосподарств за статусом зайнятості для розміру домогосподарства = 2

Встановлено, що домогосподарства, в яких обидві особи не працюють, демонструють схильність виконувати ці активності під час пікових годин

споживання. Аналогічна тенденція спостерігається і для інших активностей. Така деталізована інформація є цінною основою для розробки енергетичних політик, які враховують демографічні характеристики та поведінкові патерни локального регіону.

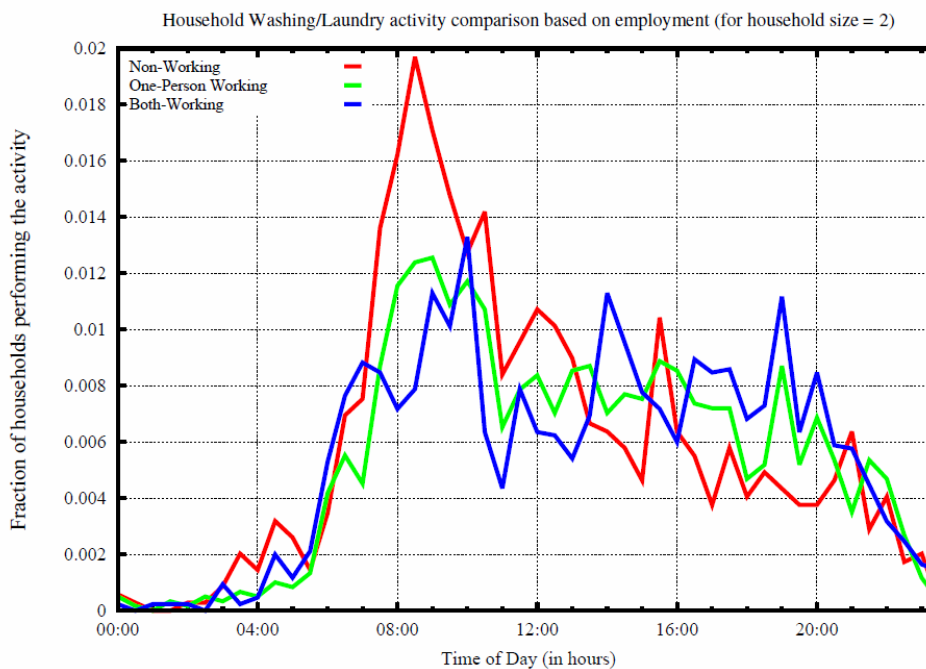


Рис. 2.8. Патерн активності прання/прасування для домогосподарств розміром 2 особи, згрупованих за їхнім статусом зайнятості.

На рисунку 2.8 проілюстровано, що домогосподарства, в яких обидві особи є незайнятими (непрацюючими), схильні виконувати енергоємні активності під час пікових годин.

2.6.3. Згладжування пікового попиту з використанням моделі

Розроблена детальна модель попиту може бути використана для підвищення енергоефективності через інструменти управління попитом (Demand Side Management, DSM). В умовах відсутності нових джерел енергії та недостатньої економії, оптимізація існуючого споживання є критичною.

Одним із ключових методів підвищення ефективності є зміщення енергоспоживання з пікових навантажень на позапікові години (так зване

згладжування кривої навантаження). Це дозволяє уникнути залучення менш ефективних генераторів для покриття короточасних піків.

Профіль попиту E_{Active} демонструє піки у ранкові години, зокрема з 8:00 до 11:00. Ці піки значною мірою пов'язані з такими активностями, як прибирання та прання.

Аналіз показує, що близько 40% домогосподарств, які виконують ці активності в пікові години, мають принаймні одного дорослого, який не працює. Якщо 50% цих домогосподарств перенесуть свої активності з пікового періоду (8:00–11:00) на позапіковий (наприклад, 11:00–15:00), це потенційно може значно згладити криву E_{active} .

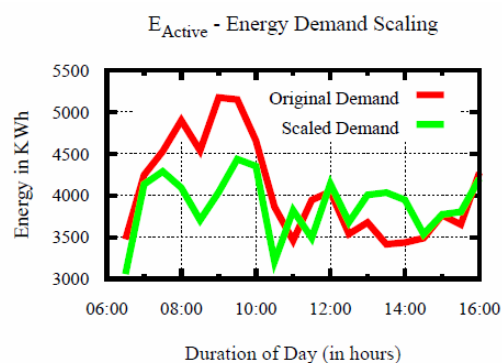


Рис. 2.9. Приклад-кейс, що ілюструє вплив переміщення енерговитратних дій з годин максимального навантаження на періоди меншого навантаження

На рисунку 2.9 представлено порівняння масштабованого профілю попиту з вихідним попитом після імітації такого перенесення активностей. Шляхом такого зміщення було досягнуто перенесення близько 4,5 МВт·год енергії з пікового періоду. Це являє собою значну економію енергії під час пікового навантаження, що пом'якшує вразливість системи, коли вона працює близько до межі потужності.

Отже, представлено та описано модель, призначену для генерації високодеталізованих оцінок енергетичного попиту на індивідуальному та домогосподарському рівнях.

Розроблена модель відрізняється комплексним підходом до оцінки споживання енергії, що включає:

- Генерацію графіків активності для кожного члена домогосподарства, з подальшою класифікацією цих активностей на спільні та незалежні.

- Зіставлення змодельованих активностей із використанням конкретних побутових приладів та розрахунок тривалості їх функціонування.

- Розрахунок енергоспоживання житлової одиниці ($E_{Passive}$) на основі статичних фізичних характеристик будівлі, включаючи площу, тип стін, площу підлоги та вид палива для опалення/охолодження.

Експериментальні результати підтвердили, що модель точно відтворює послідовності активностей порівняно з даними опитування ATUS на синтетичних домогосподарствах, демонструючи похибку менше 5%. Проведене дослідження продемонструвало практичну цінність детальної моделі попиту в контексті управління навантаженням. Було імітовано зміщення деяких пікових активностей на позапіковий час для 20% домогосподарств, які мали принаймні одного незайнятого дорослого.

Ця модель є потужним інструментом, який може бути використаний не лише для прогнозування, але й для дослідження потенційних стимулів, необхідних для підвищення цінової чутливості попиту та досягнення загальної енергоефективності на рівні домогосподарств.

Висновки до розділу

У другому розділі було сформовано методологічну основу для побудови інформаційної моделі прогнозування енергоспоживання з урахуванням поведінки користувачів. Розглянуті набори даних дозволили встановити, які параметри та патерни є критично важливими для моделювання попиту. Поступово було сформовано структуру поведінкових профілів, що поєднують активні та пасивні складові енергоспоживання. У процесі моделювання з'ясувалося, що активна частина навантаження значно

залежить від часових звичок користувачів, тоді як пасивна є більш стабільною і визначається обладнанням будівлі. Експериментальна перевірка моделі підтвердила, що інтеграція поведінкових даних істотно підвищує точність прогнозування. Було проаналізовано вплив демографічних характеристик на формування профілів споживання, що дозволило виділити окремі патерни для різних груп населення. Також визначено, що дія окремих користувачів може призводити до суттєвих відхилень у добових профілях, що важливо для побудови адаптивних моделей. У ході дослідження було продемонстровано можливість формування генеративних профілів, які відтворюють реалістичні сценарії навантаження. Отримані результати довели, що запропонована методологія дозволяє ефективно згладжувати пікові навантаження та більш точно моделювати поведінкові зміни. Загалом цей розділ заклав концептуальну основу для побудови інформаційної моделі, здатної адаптуватися до різних умов і типів будівель.

РОЗДІЛ 3. ІМПЛЕМЕНТАЦІЯ ІНФОРМАЦІЙНОЇ МОДЕЛІ ТА ФРЕЙМВОРКУ ПРОГНОЗУВАННЯ ЕНЕРГОСПОЖИВАННЯ БУДІВЕЛЬ НА ОСНОВІ ПОВЕДІНКИ КОРИСТУВАЧІВ

3.1. Реалізація інфраструктури фреймворку прогнозування попиту енергоспоживання

У цьому розділі представлена архітектура та реалізація інфраструктури, розробленої для генерації, аналізу та візуалізації профілів енергетичного попиту для будівель.

3.1.1. Дизайн та реалізація

Архітектуру спроектовано з урахуванням стохастичного та багатоетапного характеру генерації енергетичного попиту. Кожен етап моделювання включає процес накладання характеристик вхідних (тренувальних) наборів даних на цільову (синтетичну) популяцію для побудови профілів попиту.

Ключові цілі дизайну:

1. Модульність та розширюваність.

Забезпечення легко розширюваної модульної структури, здатної підтримувати зміни в математичних моделях, вхідних наборах даних та синтетичних даних.

2. Сценарії "Що, якщо".

Сприяння швидкій оцінці різних сценарних аналізів ("що, якщо") з мінімальними модифікаціями коду.

3. Інтеграція та доступність.

Надання веб-сервісів та безперешкодна інтеграція з веб-інтерфейсами, що дозволяє особам, які приймають рішення (наприклад, політикам), використовувати переваги каркасу без необхідності бути експертами з моделювання.

Дизайн системи ґрунтується на необхідності гнучкості та адаптивності. Оскільки вибір оптимальної статистичної моделі залежить від характеристик вхідних даних, зміни в наборах даних можуть вимагати переоцінки поточної моделі або впровадження нових, більш підходящих алгоритмів.

4. Абстрактна модуляризація процесу.

Методологія моделювання енергетичного попиту як функції індивідуальних та будівельних активностей поділяється на три основні абстрактні етапи:

- Обробка та вбудовування даних із тренувальних/вхідних наборів.
- Моделювання послідовностей активностей.
- Конвертація активностей у показники енергетичного попиту.

Кожен із цих компонентів реалізований як незалежний модуль. Для кожного модуля визначено, чи є він стохастичним та чи потребує постійного сховища для результатів, що лягло в основу проєктування моделі бази даних. Крім того, кожен модуль має набір API (інтерфейсів прикладного програмування) для забезпечення взаємодії та набір параметрів конфігурації для контролю виконання.

Завдяки інтерфейсуванню модулів через API, каркас може бути легко розширений для роботи з іншими наборами даних, що мають подібний формат і параметри. Ця програмна модуляризація абстрагує основну функціональність, надаючи системі гнучкість для підтримки простих розширень до різних статистичних алгоритмів.

3.1.2. Інтеграція та реалізація

Ядро кожного модуля реалізовано на Java, тоді як необхідний статистичний аналіз виконується в середовищі R за допомогою пакета Rserve.

Процес виконання статистичного моделювання. Статистичні моделі реалізовані в R як функціональні модулі. Модуль Java:

1. Встановлює з'єднання із сесією R-сервера, використовуючи Rserve.
2. Динамічно завантажує статистичні модулі, необхідні для поточного виконання, у підключену R-сесію.
3. Передає вхідні дані (наприклад, параметри будівлі) до статистичної функції R.
4. Отримує прогнозовані значення назад у модуль Java.
5. Закриває R-сесію та зберігає результати.

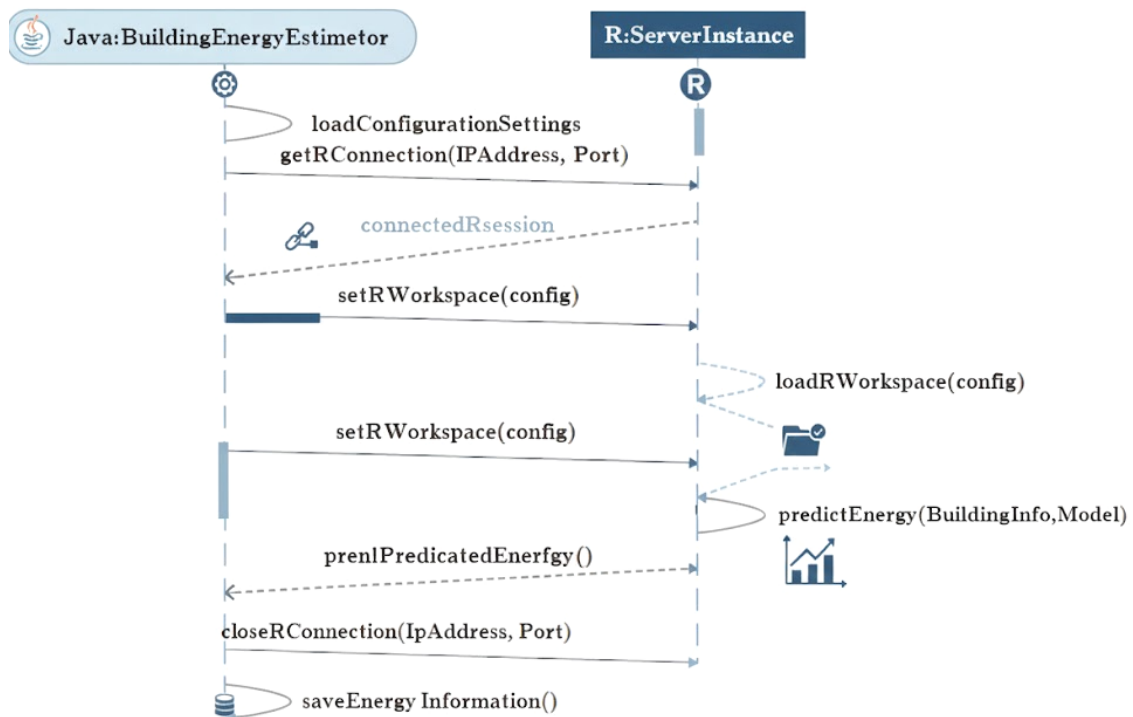


Рис. 3.1. Діаграма послідовності, що ілюструє етапи, залучені у модулі, який регулярно генерує енергетичний попит для будівель

Цей підхід ілюструється за допомогою діаграми послідовності UML (рис. 3.1). Діаграма демонструє послідовність етапів, залучених, наприклад, у модулі, що прогнозує погодинне споживання енергії комерційною будівлею:

Етапи діаграми послідовності:

1. Модуль Java зчитує файл конфігурації, завантажуючи деталі R-сервера та статистичного модуля R.

2. Модуль Java надсилає запит на підключення до R-сервера, який встановлює з'єднання та створює нову R-сесію.
3. R-сервер повертає обробник R-сесії модулю Java.
4. Модуль Java завантажує необхідний робочий простір R.
5. Модуль Java надсилає параметри будівлі до завантаженої функції R для прогнозування.
6. Функція R повертає прогнозоване значення модулю Java.
7. Модуль Java закриває R-сесію та зберігає результат.

Перевага дизайну. Роз'єднання статистичних моделей (в R) від основного програмного модуля (на Java) забезпечує ключову гнучкість: система може переходити до різних статистичних моделей шляхом простої модифікації файлу конфігурації, усуваючи необхідність у перекомпіляції вихідного коду Java. Таким чином, досягаються основні цілі дизайну щодо розширюваності та адаптованості.

На завершення, на основі цієї програмної інфраструктури розроблено прототип. Цей інтерфейс забезпечує доступ до функціональних можливостей каркаса та може бути використаний енергетичними економістами та розробниками політики, які не є експертами з глибинного моделювання.

3.2. Архітектура системи для моделювання енергетичного попиту житлових будівель

У цьому розділі детально описується архітектура системи, розробленої для моделювання енергетичного попиту в житловому секторі. Дизайн системи, представлений у вигляді модульної структури, забезпечує розширюваність, модульність та гнучкість для сценарного аналізу (рис. 3.2).

Проведемо та деталізуємо опис параметрів каркасу моделювання системи.

У таблиці 3.1 систематизовано ключові вхідні параметри, що використовуються різними модулями системи.

Параметри, що використовуються в системі моделювання енергетичного попиту житлових будівель.

Номер параметра	Опис
P1	Демографічна інформація респондентів ATUS та їхні розклади активностей; Демографічні характеристики синтетичних індивідів; Характеристики домогосподарств синтетичного населення (дохід, кількість членів).
P2	Демографічна інформація респондентів ATUS; Демографічні характеристики синтетичних індивідів.
P3	Характеристики домогосподарств; Інформація про спільну діяльність, демографія, інформація про відображення ATUS/Синтетичне населення.
P4	Інформація про індивідуальну діяльність; Демографія, інформація про відображення ATUS/Синтетичне населення.
P7	Інформація про тип водонагрівача (EIA); Інформація щодо активностей, які споживають гарячу воду.
P8	Інформація про обладнання для опалення/охолодження, тип стін, площа підлоги, налаштування температури (EIA); Зовнішня температура (метеодані); Інформація про активну та пасивну діяльність; Потужність приладів (EIA); Інформація про механізм для сценаріїв "Що, якщо".

Кожен прямокутник на діаграмі архітектури відповідає незалежному програмному модулю, що виконує специфічну функцію в процесі генерації попиту.

Модуль 1: Відображення ATUS-синтетичний індивід

Вхідні параметри: демографічна інформація та розклади активностей респондентів ATUS; Демографічні дані синтетичних індивідів (P2).

Модель: класифікаційне та регресійне дерево (CART), реалізоване в R.

Вихід: синтетичним індивідам вбудовується інформація про розклад активностей відповідних респондентів ATUS.

Кастомізація: залежність від формату даних у сховищі (базі даних).

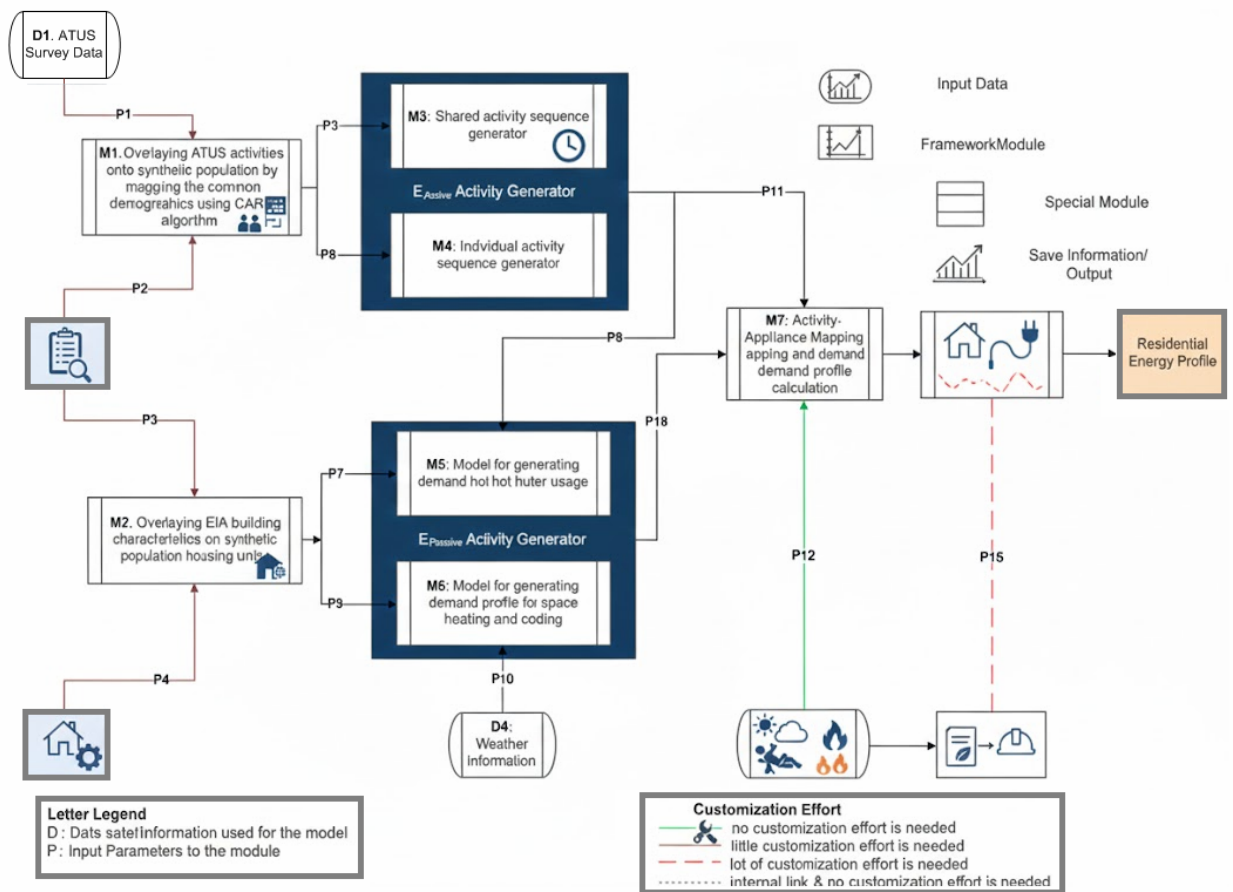


Рис. 3.2. Архітектура системи для генерації профілю попиту на енергію для житлових будівель

Модуль 2: Відображення RECS-Синтетичне домогосподарство

Вхідні параметри: характеристики будівель RECS (EIA); Демографічна інформація домогосподарств синтетичного населення (розмір, дохід, розташування) (P4).

Вихід: синтетичним домогосподарствам вбудовується інформація про характеристики будівель (обладнання, прилади, налаштування температури) відповідних домогосподарств RECS.

Кастомізація: залежність від формату даних у сховищі.

Модуль 3: Генерація спільних активностей

Вхідні параметри: перелік спільних активностей та їх частота в опитуванні; демографічна інформація членів синтетичного домогосподарства.

Модель: логістична та пуассонівська регресія.

Вихід: згенерована послідовність спільних активностей для домогосподарства.

Кастомізація: список спільних активностей конфігурується через файл налаштувань.

Модуль 4: Генерація незалежних активностей

Вхідні параметри: перелік незалежних активностей; розклади незалежних активностей синтетичних членів домогосподарства (отримані з модуля 1).

Вихід: зведений розклад незалежних активностей синтетичного домогосподарства.

Кастомізація: список незалежних активностей конфігурується через файл налаштувань.

Модуль 5: Моделювання використання гарячої води

Вхідні параметри: деталі обладнання для нагрівання води (P7); послідовності активностей, які споживають гарячу воду (P8); демографічні змінні (P2).

Вихід: розрахований попит на гарячу воду на рівні домогосподарства.

Кастомізація: перелік активностей, що використовують гарячу воду, конфігурується.

Модуль 6: Моделювання теплового потоку та втрат

Вхідні параметри: інформація про обладнання для опалення/охолодження, налаштування термостату, тип стін (похідні дані); Послідовність активностей; Погодинна зовнішня температура (метеодані).

Вихід: розрахована погодинна швидкість втрати тепла (тепловий потік), необхідна для підтримки бажаної температури.

Кастомізація: послідовність активностей та погодинна зовнішня температура можуть динамічно змінюватися.

Модуль 7: Генерація профілю енергетичного попиту

Вхідні параметри: повна послідовність активностей синтетичного домогосподарства (з модулів 3 та 4); інформація про відображення приладів/активностей та стандартні енергетичні рейтинги.

Вихід: побудований профіль сукупного енергетичного попиту на рівні домогосподарства.

Кастомізація: потужність побутових приладів та асоціація активностей з приладами можуть бути налаштовані.

Модуль 8: Агрегація загального попиту

Вхідні параметри: профілі енергетичного попиту всіх синтетичних домогосподарств; Додаткова інформація від модуля політичних механізмів (сценарії "Що, якщо").

Вихід: агрегований профіль енергетичного попиту для всіх домогосподарств у досліджуваній популяції.

3.3. Архітектура системи моделювання попиту енергоспоживання для комерційних будівель

Аналогічно до житлового сектора, рисунок 3.3 ілюструє модульний дизайн системи для моделювання енергетичного попиту комерційних будівель. Таблиця 3.2 містить повний опис вхідних та вихідних параметрів, що використовуються в цій моделі.

Таблиця 3.2.

Опис параметрів моделювання енергетичного попиту комерційних будівель

Номер параметра	Опис
P1	Демографічна інформація респондента ATUS та його/її послідовність активностей.
P2	Демографічна інформація синтетичного індивіда.
P3	Характеристики синтетичного домогосподарства (дохід домогосподарства, кількість членів домогосподарства).

Номер параметра	Опис
P4	Обстежені характеристики домогосподарства EIA.
P5	Інформація про спільну діяльність, демографічна інформація, інформація про відображення ATUS та синтетичної популяції.
P6	Індивідуальна активність та інформація про індивідуальну активність, демографічна інформація, інформація про відображення ATUS та синтетичної популяції.
P7	Інформація про тип використовуваного водонагрівача (з EIA).
P8	Інформація щодо активностей, які споживають гарячу воду.
P9	Інформація про тип обладнання для опалення приміщення, тип стін, площа підлоги, налаштування температури (з опитування EIA).
P10	Зовнішня температура з метеоданих.
P11	Інформація про активності E_{Active}
P12	Інформація про активності $E_{Passive}$.
P13	Інформація про номінальну потужність приладів (з EIA).
P14	Механізм, що описує сценарій "Що, якщо" для оптимізації моделі споживання.

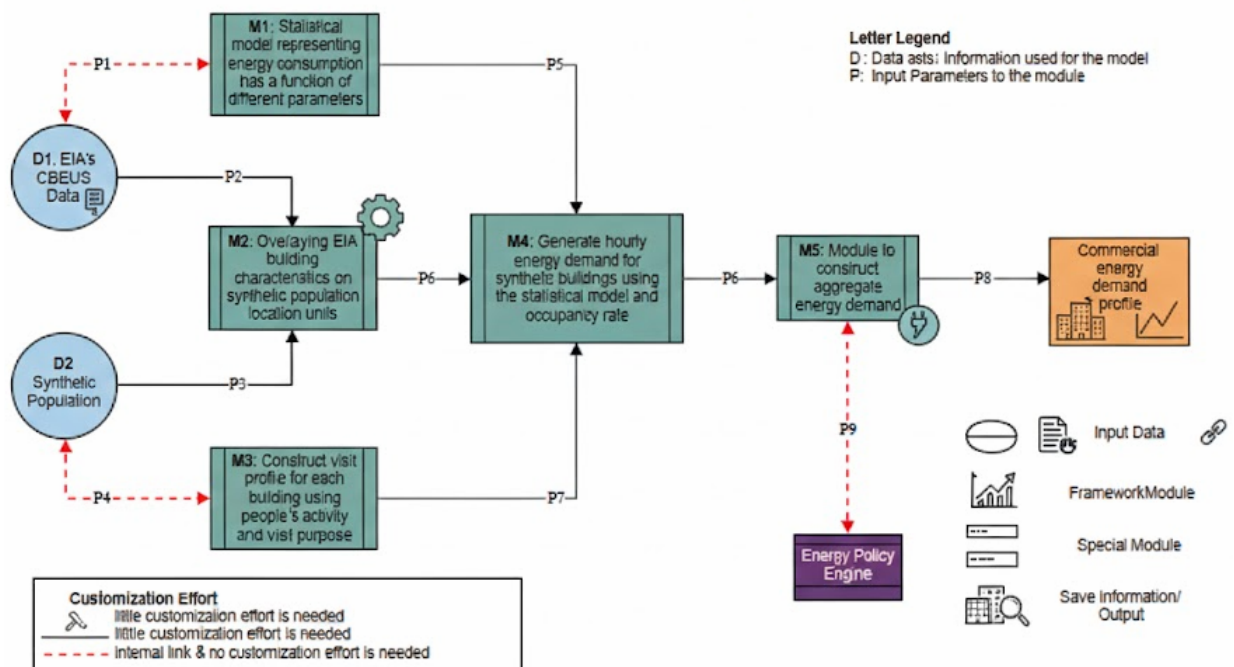


Рис. 3.3. Архітектура для генерації профілю попиту на енергію для комерційних будівель

Наведемо опис функціональності модулів.

Модуль 1: Групування будівель та побудова регресійної моделі

Вхідні параметри: річне споживання енергії будівель CBECS (Commercial Buildings Energy Consumption Survey) та асоційовані з ними характеристики (P1).

Модель: регресійна модель.

Вихід: створення статистичної моделі для кожної категорії будівель (згідно з їх основною діяльністю). Модель використовується для оцінки річного споживання енергії на основі характеристик будівлі.

Кастомізація: у разі зміни вхідного набору даних CBECS необхідний перегляд та модифікація моделі для забезпечення найкращої відповідності та точності оцінки.

Модуль 2: відображення характеристик

Вхідні параметри: характеристики будівель CBECS (P2); деталі комерційних локацій синтетичного населення (P3).

Вихід: кожна комерційна локація в синтетичному населенні вбудовується відповідними характеристиками комерційної будівлі, отриманими з CBECS.

Кастомізація: параметри відповідності (спільні демографічні/структурні деталі) можуть бути модифіковані через файл конфігурації.

Модуль 3: побудова коефіцієнта зайнятості

Вхідні параметри: інформація про індивідуальні активності синтетичного населення (мета візиту, інформація про локацію).

Вихід: кожна комерційна локація в синтетичному населенні отримує погодинну інформацію про зайнятість.

Модуль 4: генерація погодинного енергетичного попиту

Вхідні параметри: локації синтетичного населення з похідними характеристиками (отриманими з відображення CBECS - P6), зайнятість локації (P7); відповідна статистична модель для категорії будівлі (P5).

Вихід: побудований погодинний профіль енергетичного попиту для кожної комерційної локації.

Модуль 5: Агрегація загального попиту

Вхідні параметри: профілі енергетичного попиту всіх синтетичних комерційних локацій; додаткова інформація від політичного модуля (P8).

Вихід: агрегований профіль енергетичного попиту для всього комерційного сектора.

3.4. Реалізація прототипу системи для демонстрації моделювання процесів прогнозування енергетичного попиту

Зростаючий інтерес як в академічному середовищі, так і в промисловості до оптимізації енергетичних систем став мотивацією для розробки системи, що демонструє переваги створеного каркасу моделювання енергетичного попиту. З цією метою було створено прототип веб-системи, який забезпечує доступ до згенерованих профілів попиту та дозволяє проводити різноманітні аналізи.

Прототип реалізовано як J2EE веб-додаток з використанням каркасу Apache Struts. Взаємодія з основним каркасом моделювання здійснюється за допомогою Enterprise Java Beans (EJB), що дозволяє запускати нові експерименти та отримувати раніше згенеровані профілі попиту.

Розглянемо логічну архітектуру системи. Прототип побудований на основі трирівневої логічної архітектури, що забезпечує чітке розділення відповідальності:

- Шар представлення (Presentation Layer) - відповідає за користувацький інтерфейс та взаємодію з кінцевим користувачем.
- Бізнес-шар (Business Logic Layer) - містить бізнес-логіку та EJB для керування експериментами і взаємодії з каркасом моделювання.
- Шар даних (Data Layer) - керує доступом до бази даних, де зберігаються вхідні дані та згенеровані профілі попиту.

На рисунку 3.4 представлена логічна блок-схема прототипної системи, що ілюструє потік інформації від шару представлення до шару даних через бізнес-шар.

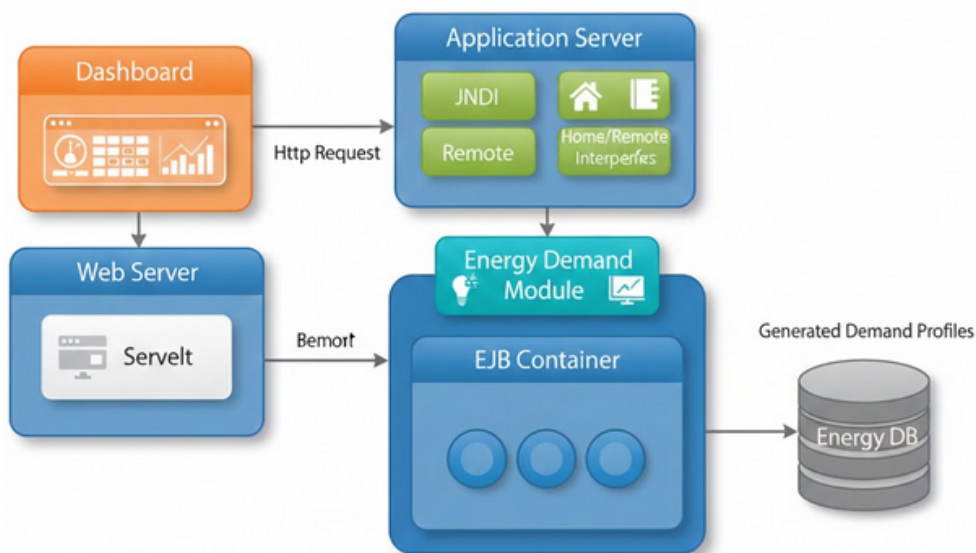


Рис. 3.4. Логічна блок-схема пропонованої системи

Отримані результати інкапслюються у структуру XML, що підвищує інтероперабельність та спрощує інтеграцію або міграцію до будь-якої зовнішньої (фронт-енд) системи.

Фронт-енд прототипу був розроблений із використанням технології Adobe Flex. На рисунку 3.5 показано скріншот системи моделювання енергетичного попиту (прототипна версія), що демонструє можливості графічного відображення та аналізу даних.

Даний прототип реалізовано з елементами Сучасного Дизайну та UX/UI:

1. Мінімалістична навігація.

Верхня панель тепер представляє собою чистий, адаптивний хедер без надмірних елементів та потенційними іконками для керування обліковим записом або налаштуваннями.

2. Бічна панель управління (Sidebar Navigation):

- Деревовидний селектор (Tree View Selector) - ліва панель управління має чіткий, ієрархічний вигляд, який дозволяє легко навігувати між різними регіонами, типами будівель (Residential, Commercial) та категоріями активностей (Active, Passive).

- Таксономія активностей - категорії активностей, такі як "Breakfast", "Cooking", "Cleaning", "Dish Washing", "Laundry", "Employment" та "Passive", представлені у вигляді розгорнутих/згорнутих списків, що дозволяє користувачеві вибирати конкретні підкатегорії для детального аналізу. Чекбокси мають сучасний, візуально привабливий вигляд.

- Інтерактивність. При наведенні курсору на елементи списку з'являються легкі анімації або підсвічування, що покращує взаємодію.

3. Основна робоча область (Main Content Area):

Верхня частина робочої області містить контекстні вкладки, такі як "Summary", "Demand Profile", "Activity Patterns", "Load Shifting", "Data Configuration". Це дозволяє легко перемикатися між різними режимами аналізу.

Візуалізація даних - графік енергетичного попиту є центральним елементом. Сучасний графік має мінімалістичну сітку, чіткі та розбірливі осі, без зайвих декоративних елементів. Лінії тренду можуть бути більш плавними, з використанням м'яких, контрастних кольорів. При наведенні курсору на лінії з'являються підказки з точними значеннями (tooltip), що дає можливість отримати детальні дані в конкретний час. Можливі функції масштабування, панорамування та вибору діапазону даних. Легенда може бути інтегрована більш органічно, можливо, з динамічним відображенням або можливістю приховування окремих серій даних.

Інтерфейс оптимізовано для різних розмірів екранів, забезпечуючи зручне використання як на широкоформатних моніторах, так і на планшетах.

Використання переважно нейтральних кольорів (світлі сірі, білі) для фону та панелей, з акцентами яскравих, але приємних для ока кольорів для графіків та інтерактивних елементів. Чіткі, легко читабельні шрифти без

засічок (sans-serif) для всіх текстових елементів, що покращує сприйняття інформації.

4. Орієнтованість на користувача:

- Інформація подається у логічній послідовності, зменшуючи когнітивне навантаження на користувача.

- Користувач чітко бачить, як його вибір на бічній панелі миттєво відображається на графіку та інших вкладках, забезпечуючи прямий зворотний зв'язок.

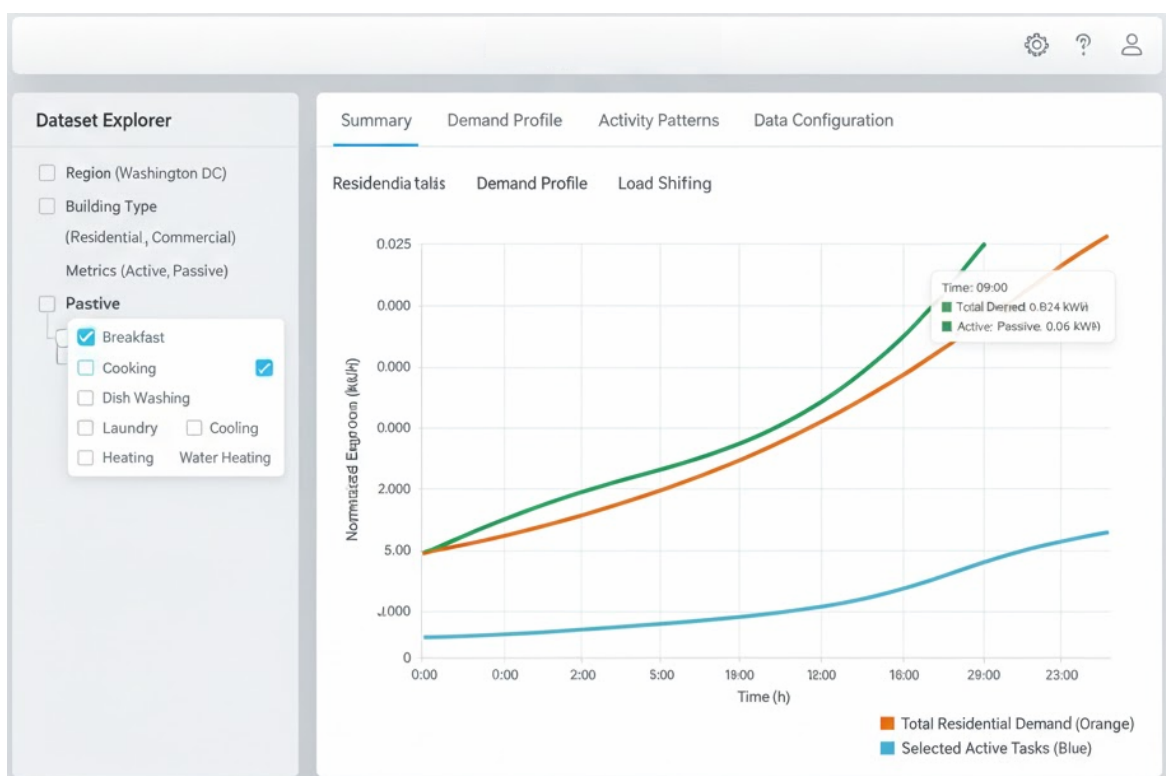


Рис. 3.5. Вигляд запропонованої системи

Цей підхід до дизайну перетворює суто функціональний інтерфейс на привабливу та ефективну платформу для аналізу та моделювання процесів прогнозування енергетичного попиту.

Отже, було представлено та детально описано архітектуру програмної фреймової моделі, розробленої для моделювання та аналізу енергетичного попиту.

Каркас системи включає кілька ключових компонентів:

Модулі моделювання - набір незалежних, розширюваних модулів, призначених для оцінки активного (E_{Active}) та пасивного ($E_{Passive}$) споживання енергії, а також для моделювання попиту комерційних будівель.

- Система бази даних - призначена для зберігання вхідних даних (ATUS, EIA-RECS, CBECS) та згенерованих профілів попиту.

- R-Сервер (Rserve) - інтегрована статистична платформа, що забезпечує виконання складних математичних моделей (регресійних, імітаційних) усередині програмного середовища Java.

- Веб-додаток - трірівнева J2EE система, що надає кінцевим користувачам (політикам, економістам) доступ до функціональності моделі та візуалізацію результатів.

Розроблена модель забезпечує генерацію високодеталізованих профілів попиту на енергію для житлових та комерційних будівель. У моделюванні враховуються такі критичні фактори:

- Демографічні характеристики та патерни активностей індивідів.

- Фізичні характеристики будівель (площа, ізоляція, типи обладнання).

Така висока деталізація та модульність системи дозволяє ефективно проводити аналіз різних сценаріїв "Що, якщо" (наприклад, зміщення навантаження, вплив нових технологій) та слугує потужним інструментом для розробки обґрунтованих та ефективних енергетичних політик.

3.5. Напрямки майбутніх досліджень та розвитку моделі

У контексті подальшого розвитку цієї моделі моделювання енергетичного попиту існують такі ключові напрямки для майбутніх досліджень:

1. Підвищення точності прогнозування та емпірична валідація

Необхідно зосередити зусилля на покращенні точності поточних статистичних моделей. Це включає:

- Застосування більш витончених алгоритмів машинного навчання для обробки стохастичних даних активностей.

- Інтеграція високоточних емпіричних наборів даних з високою часовою роздільною здатністю, що дозволить мінімізувати похибки прогнозування попиту на енергію, особливо у пікові періоди.

2. Розширення сфери застосування моделі

Подальше дослідження має бути спрямоване на розширення застосовності поточної рамкової моделі за межі житлового та комерційного секторів. Це включає:

- промисловий сектор. Адаптація методології до моделювання динамічного споживання енергії промисловими підприємствами, з урахуванням виробничих графіків та змінних технологічних навантажень.

- транспортний сектор. Інтеграція моделі для прогнозування попиту на зарядку електромобілів (EV), що критично важливо для планування міської інфраструктури та управління мережею.

3. Інтеграція з технологіями розумних мереж (Smart Grids)

Ключовим напрямком є розробка методів безшовної інтеграції моделі попиту з системами управління розумними мережами. Ця інтеграція має забезпечити:

- динамічну оптимізацію споживання, використання прогнозів попиту в режимі реального часу для оптимізації розподілу енергії та зниження навантаження на інфраструктуру.

- ефективне управління попитом (DSM). Розробка та тестування нових стратегій DSM, що використовують цінову чутливість та патерни активності для балансування мережі.

4. Розробка сценаріїв поведінкового та політичного аналізу

Необхідно розширити репертуар сценаріїв "Що, якщо" для оцінки впливу різних політичних та поведінкових змін на енергетичний попит:

- Енергоефективність. Моделювання впливу впровадження нових енергоефективних приладів або будівельних стандартів.

- Стимули та ціноутворення. Аналіз реакції споживачів на динамічне ціноутворення та фінансові стимули для зміщення навантаження.

5. Удосконалення інтерфейсу користувача (UI/UX)

Для підвищення доступності та практичної цінності системи для кінцевих користувачів (наприклад, розробників політики), пріоритетом є розробка більш інтуїтивного та функціонального інтерфейсу користувача. Це включає покращення візуалізації даних, спрощення інструментів сценарного аналізу та забезпечення адаптивного дизайну.

Висновки до розділу

У третьому розділі увагу було зосереджено на практичній реалізації інформаційної моделі та побудові фреймворку, який забезпечує виконання прогнозування енергоспоживання на основі поведінкових даних. Розроблена архітектура системи продемонструвала свою здатність масштабуватися та підтримувати інтеграцію різних модулів і джерел даних. У моделі для житлових будівель було враховано ритми життя користувачів та їх добові активності, які безпосередньо впливають на споживання. При створенні архітектури для комерційних будівель було звернено увагу на інші чинники, такі як робочі графіки або щільність персоналу, які формують характерне навантаження.

Реалізований прототип дозволив перевірити роботу моделі в умовах, наближених до реальних сценаріїв експлуатації. Експериментальні результати засвідчили, що модель може не лише прогнозувати навантаження, а й реагувати на зміну поведінкових параметрів у режимі динамічної адаптації. Особливо цінним стало те, що система продемонструвала здатність згладжувати піки споживання шляхом модифікації поведінкових сценаріїв. Це підтвердило ефективність поведінкового підходу для управління енергетичними процесами у сучасних будівлях.

У роботі також було визначено перспективні напрями розвитку фреймворку, серед яких використання IoT-даних і глибокого навчання. Таким чином, реалізована система стала практичним підтвердженням того, що поведінкові моделі можуть стати основою інноваційних рішень у сфері енергоменеджменту.

ВИСНОВКИ

У магістерській роботі здійснено дослідження проблеми моделювання та прогнозування енергоспоживання будівель на основі поведінкових характеристик користувачів і виконуваних ними дій. Проведений аналіз, розроблена методологія та реалізований програмний фреймворк дозволили сформувати цілісну інформаційну модель, здатну відтворювати реалістичну картину формування енергетичного попиту в житлових і комерційних будівлях у різних сценаріях використання. На основі виконаних досліджень отримано такі узагальнені результати.

У першому розділі проведено системний огляд сучасного стану енергетичного сектора, який зазнає значної трансформації у напрямку цифровізації та переходу до розумних мереж (Smart Grid). Установлено, що традиційні підходи прогнозування енергоспоживання, орієнтовані переважно на історичні ряди, не забезпечують достатнього рівня точності в умовах високої варіативності поведінки користувачів та збільшення кількості інтерактивних, автоматизованих і автономних кінцевих пристроїв.

Розглянуто специфіку формування енергетичного попиту в житлових і комерційних будівлях, що демонструють різні динамічні патерни навантаження. Проаналізовано підходи до моделювання енергоспоживання, зокрема методи статистичного прогнозування, гібридні моделі, а також поведінкові та агентні моделі, які дають змогу інтегрувати людський фактор у процес формування попиту. Особливу увагу приділено аналізу добових і тижневих циклів поведінки користувачів, що визначають структуру навантаження в об'єктах різного призначення.

Другий розділ присвячено формуванню методологічної основи, що становить ядро авторської концепції прогнозування енергетичного попиту. Установлено вимоги до формування інформаційної моделі, окреслено критерії відбору даних, методи попередньої обробки та структуру подання поведінкових патернів.

На основі аналізу доступних наборів даних запропоновано підходи до їх адаптації для побудови поведінкових моделей, які відображають сценарії використання побутових та комерційних пристроїв, часові інтервали активності користувачів, а також пасивні складові енергоспоживання.

Розроблено узагальнену методологію моделювання попиту, яка включає:

- формування поведінкових профілів користувачів;
- побудову активної та пасивної складових навантаження;
- використання статистичних та машинних методів для коротко- та середньострокового прогнозування;
- формування генеративних добових профілів попиту;
- обробку нерівномірності навантаження та моделювання пікових ситуацій.

У ході експериментальної валідації продемонстровано здатність моделі відтворювати як середні закономірності споживання енергії, так і індивідуальні відхилення, пов'язані з демографічними параметрами, режимами зайнятості та характеристиками будівель. Виявлено закономірності, що впливають на формування пікового попиту, та доведено можливість його згладжування шляхом поведінкової оптимізації та інтелектуальної генерації профілів споживання.

У третьому розділі здійснено проектування та реалізацію інфраструктурної частини фреймворку прогнозування енергоспоживання. Розроблена архітектура забезпечує модульність, масштабованість, інтеграцію різнорідних джерел даних і підтримку компонентів аналізу, моделювання та симуляції.

Створено дві архітектурні моделі — для житлових та комерційних будівель — з урахуванням їх функціональних особливостей, часової структури попиту та специфіки поведінки користувачів. Реалізовано прототип системи, що демонструє:

- моделювання різних сценаріїв енергетичного навантаження;

- прогнозування добового й тижневого споживання;
- симуляцію реакції на зміни поведінкових параметрів;
- динамічну адаптацію моделі;
- можливість подальшої інтеграції з системами управління енергоресурсами (EMS).

Фреймворк продемонстрував здатність генерувати реалістичні профілі навантаження, адаптуватись до нових даних та забезпечувати зниження пікового навантаження за рахунок модифікації поведінки користувачів і оптимізації графіків використання електроприладів.

Виконана робота доводить, що поведінково орієнтовані інформаційні моделі є перспективним інструментом прогнозування попиту на енергію в сучасних умовах розвитку енергетичної інфраструктури. Запропонований підхід забезпечує підвищену точність прогнозів, адаптивність до дій користувачів та можливість інтеграції в інтелектуальні енергетичні системи. Подальший розвиток моделі може бути спрямований на розширення наборів даних, удосконалення методів машинного навчання, інтеграцію з IoT-системами та оптимізацію роботи енергетичних мереж у реальному часі.

ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Amasyali, K., and El-Gohary, N. M. “A review of data-driven building energy consumption prediction studies.” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Elsevier, 2018, pp. 349–361.
2. Fouquier, A., et al. “State of the art in building modelling and energy performances prediction: A review.” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Elsevier, 2013, pp. 272–288.
3. Hong, T., et al. “Ten questions on occupant behavior in buildings.” *Building and Environment*, Elsevier, 2016, pp. 179–187.
4. Yan, D., et al. “Occupant behavior modeling for building performance simulation: Current state and future challenges.” *Energy and Buildings*, Elsevier, 2015, pp. 1–16.
5. Ryu, S. H., and Moon, H. J. “Development of an occupancy prediction model using home IoT sensors.” *Energy and Buildings*, Elsevier, 2016, pp. 219–227.
6. Richardson, I., Thomson, M., and Infield, D. “A high-resolution domestic building occupancy model for energy demand simulations.” *Energy and Buildings*, Elsevier, 2008, pp. 1560–1566.
7. Molina-Solana, M., et al. “Data science for building energy management: A review.” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Elsevier, 2017, pp. 599–609.
8. Zhao, H.-X., and Magoulès, F. “A review on the prediction of building energy consumption.” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Elsevier, 2012, pp. 3586–3592.
9. Hunt, D. V. L., et al. “Modelling and forecasting dynamic energy demand using machine learning.” *Energy*, Elsevier, 2019, pp. 117–128.
10. Borges, C. E., and Monteiro, V. “Energy demand forecasting using neural networks.” *Electric Power Systems Research*, Elsevier, 2019, pp. 164–172.

11. Wang, Z., et al. "Occupant-centric control frameworks: A review of enablers and barriers." *Energy and Buildings*, Elsevier, 2019, pp. 321–337.
12. Paone, A., and Bacher, J.-P. "The impact of building occupant behavior on energy consumption." *Energy and Buildings*, Elsevier, 2018, pp. 1–10.
13. Kelly, J., and Knottenbelt, W. "Neural NILM: Deep neural networks applied to energy disaggregation." *ACM e-Energy Conference*, Mumbai, ACM Press, 2015, pp. 55–64.
14. Kim, J., and Cho, S. "Electricity demand forecasting using LSTM networks." *Applied Energy*, Elsevier, 2019, pp. 372–380.
15. Massana, J., et al. "Short-term load forecasting for energy management systems." *Energy Procedia*, Elsevier, 2015, pp. 1068–1073.
16. Zhang, C., et al. "Review of machine learning in building energy systems." *Applied Energy*, Elsevier, 2019, pp. 107–124.
17. Wilke, U., et al. "Probabilistic occupancy prediction for building control." *Building and Environment*, Elsevier, 2013, pp. 98–108.
18. Mahdavi, A. "Occupants in buildings: Agents of change and adaptation." *Building and Environment*, Elsevier, 2011, pp. 1–5.
19. Kwok, S. S., and Lee, E. W. M. "A study of the impact of user behaviour on energy consumption." *Energy and Buildings*, Elsevier, 2011, pp. 1829–1837.
20. Robinson, D., and Haldi, F. "Modelling occupant behaviour for building performance simulation." *Journal of Building Performance Simulation*, Taylor & Francis, 2010, pp. 85–108.
21. Péan, T. Q., et al. "Demand response strategies for smart buildings." *Applied Energy*, Elsevier, 2019, pp. 221–236.
22. Oldewurtel, F., et al. "Model predictive control of building processes." *IEEE Control Systems Magazine*, IEEE, 2012, pp. 44–64.
23. Yang, R., and Wang, L. "Optimizing energy demand response using occupant behavior models." *Applied Energy*, Elsevier, 2013, pp. 1–10.
24. Wang, L., et al. "Human-building interaction and energy performance." *Building Simulation*, Springer, 2017, pp. 175–189.

- 25.Li, Q., et al. “Predicting occupancy patterns with machine learning.” *Energy and Buildings*, Elsevier, 2012, pp. 341–348.
- 26.Chao, C.-Y., and Lam, H.-L. “User interaction impact on cooling energy demand.” *Energy*, Elsevier, 2011, pp. 1625–1635.
- 27.Rabl, A., and Rialhe, A. “Energy demand estimation for buildings.” *Energy and Buildings*, Elsevier, 1992, pp. 209–215.
- 28.Lopes, R. A., et al. “Stochastic modelling of occupant behaviour.” *Energy and Buildings*, Elsevier, 2017, pp. 340–355.
- 29.Trotta, G. “Determinants of residential energy consumption.” *Energy Policy*, Elsevier, 2018, pp. 553–566.
- 30.Klein, L., Kwak, J., and Jazizadeh, F. “Passive sensing for occupant behavior prediction.” *Building and Environment*, Elsevier, 2012, pp. 370–379.
- 31.Catalina, T., Iordache, V., and Caracaleanu, B. “Multiple regression models for energy prediction.” *Energy and Buildings*, Elsevier, 2013, pp. 40–48.
- 32.Santamouris, M., et al. “Energy performance of residential buildings.” *Energy and Buildings*, Elsevier, 2007, pp. 857–867.
- 33.Chicco, G. “Electric load analysis and forecasting.” *Electric Power Systems Research*, Elsevier, 2012, pp. 139–152.
- 34.Kong, W., et al. “Short-term residential load forecasting based on LSTM networks.” *IEEE Transactions on Smart Grid*, IEEE, 2018, pp. 554–562.
- 35.Widen, J., and Wäckelgård, E. “A high-resolution stochastic model of household activity patterns.” *Energy and Buildings*, Elsevier, 2010, pp. 2109–2123.
- 36.Beccali, M., et al. “User activity influence on building energy.” *Applied Energy*, Elsevier, 2013, pp. 707–716.
- 37.Firth, S., et al. “Household energy end-use modelling.” *Energy and Buildings*, Elsevier, 2008, pp. 175–184.
- 38.Kavgic, M., et al. “A review of bottom-up building stock models.” *Energy and Buildings*, Elsevier, 2010, pp. 1687–1697.

39. Sun, K., and Hong, T. "A framework for stochastic modelling of occupant behavior." *Building and Environment*, Elsevier, 2017, pp. 50–65.
40. Liu, Y., et al. "Machine learning-based prediction of household energy consumption." *Energy*, Elsevier, 2019, pp. 1178–1188.