

Всеукраїнський конкурс на кращу студентську наукову роботу
2023/2024 навчального року

Шифр: «Інтелектуальний контроль»

Тема роботи: «Дослідження та програмна реалізація інтелектуальних методів
та моделей контролю енергоспоживання»

Секція: «Комп'ютерні науки, програмні засоби, системний аналіз та
інформаційні технології»

Галузь: «Комп'ютерні науки»

ЗМІСТ

ВСТУП	3
1 ДОСЛІДЖЕННЯ ІСНУЮЧИХ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ МЕТОДІВ І МОДЕЛЕЙ В СФЕРІ ЕФЕКТИВНОГО ЕНЕРГОСПОЖИВАННЯ	5
1.1 Аналіз предметної області	5
1.2 Матеріали та методи	6
1.2.1 Аналіз задачі оптимізації розкладу роботи електроприладів	6
1.2.2 Аналіз задачі прогнозування споживання електроенергії	7
1.2.3 Аналіз задачі прогнозування генерації електроенергії	7
1.3 Висновки до розділу	8
2 РОЗРОБКА ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ МЕТОДІВ І МОДЕЛЕЙ КОНТРОЛЮ ЕНЕРГОСПОЖИВАННЯ З АЛЬТЕРНАТИВНИХ ДЖЕРЕЛ.....	11
2.1 Розробка комплексного інтелектуального методу	11
2.2 Розробка моделі прогнозування генерації електроенергії.....	13
2.3 Розробка алгоритму оптимізації розкладу роботи електроприладів .	18
2.4 Висновки до розділу	21
3 ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ ПІДСИСТЕМИ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ ПІДТРИМКИ	22
3.1 Архітектура підсистеми інтелектуальної підтримки	22
3.2 Інтеграція підсистеми інтелектуальної підтримки з реальною системою домашньої автоматизації	24
3.3 Висновки до розділу	27
ВИСНОВКИ.....	28
ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ.....	29
ДОДАТОК А АРХІТЕКТУРА РОЗРОБЛЕНИХ НЕЙРОМЕРЕЖЕВИХ МОДЕЛЕЙ	33
ДОДАТОК Б ТЕСТУВАННЯ РОЗРОБЛЕНОЇ ПІДСИСТЕМИ.....	36
Б.1 Функціональне тестування	36
Б.2 Кросплатформенне тестування	42

ВСТУП

На сьогоднішній день, оптимізація користування ресурсами, зокрема, електроенергією, вважається надзвичайно актуальною задачею, особливо в умовах нестабільної економічної та політичної ситуації в Україні.

Одним із способів є використання нічного тарифу на електроенергію, що може допомогти значно зекономити кошти на комунальні послуги. Проте важливо враховувати, що це може призвести до зменшення комфорту мешканців будинку, оскільки побутові прилади з високою потужністю, такі як пральні машини або посудомийні машини, часто доведеться використовувати саме вночі. Підключення до нічного тарифу вимагає витрат на придбання та встановлення додаткового обладнання, а також оформлення юридичних документів, що може бути трудомістким завданням [1]. Крім того, цей підхід не дозволить повністю стати незалежним від зовнішньої електромережі та тарифів на електроенергію.

Саме тому спостерігається активний розвиток використання альтернативних джерел енергії, що стає одним з ключових рішень для розв'язання цієї проблеми. Така тенденція поширюється як на системи промислової, так і домашньої автоматизації [2]. Інтеграція альтернативних джерел енергії у такі системи надає дві важливі переваги: використання екологічно чистої енергії та зменшення витрат на комунальні послуги з електроенергії. Зокрема, інтеграція альтернативних джерел в системи домашньої автоматизації (СДА) дозволяє зменшити використання електроенергії із зовнішньої мережі, однак такий підхід вимагає комплексної стратегії для ефективного прогнозування та моніторингу процесів генерації та споживання електроенергії з цих альтернативних джерел.

Використання «зеленого тарифу» в домогосподарствах, хоча і може здаватися привабливою ідеєю, але не завжди гарантує стабільний прибуток, оскільки на генерацію електроенергії впливає багато чинників. Це означає, що альтернативні джерела не завжди можуть забезпечувати виробництво

достатньої кількості електроенергії, яка може бути продана у зовнішню електромережу. Також для реалізації цього підходу необхідно придбати спеціальне обладнання та отримати певні дозволи. Крім того, держава може виплачувати кошти за придбану у такого домогосподарства електроенергію частинами або виплачувати їх з затримкою у разі надзвичайних ситуацій в країні, що робить такий прибуток нестабільним [3].

Для вирішення задач домашньої автоматизації існує велика кількість платформ, включаючи популярне програмне забезпечення з відкритим вихідним кодом, таке як: OpenHAB, Home Assistant, Domoticz, OpenMotics, HomeGenie та інші. Ці платформи спрощують процес побудови СДА, дозволяючи власникам будинків керувати процесами та контролювати різні пристрої. Таким чином, будинок, оснащений такою системою, забезпечує більший комфорт, гнучкість та безпеку. Загальним недоліком існуючих СДА є неможливість прогнозувати генерацію електроенергії, яка не є постійною та залежить від різних чинників, а також оптимізувати споживання електроенергії з альтернативних джерел для мінімізації використання електроенергії із зовнішньої електромережі, тому тема роботи є актуальною.

Метою роботи є дослідження та практична реалізація інтелектуальних методів і моделей контролю енергоспоживання для підвищення ефективності використання електроенергії від альтернативних джерел та зменшення використання із зовнішньої електромережі в СДА.

1 ДОСЛІДЖЕННЯ ІСНУЮЧИХ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ МЕТОДІВ І МОДЕЛЕЙ В СФЕРІ ЕФЕКТИВНОГО ЕНЕРГОСПОЖИВАННЯ

1.1 Аналіз предметної області

Інтеграція альтернативних джерел енергії в СДА дозволяє заощаджувати значні кошти та менше залежати від тарифів на комунальні послуги з електроенергії (рис. 1.1).

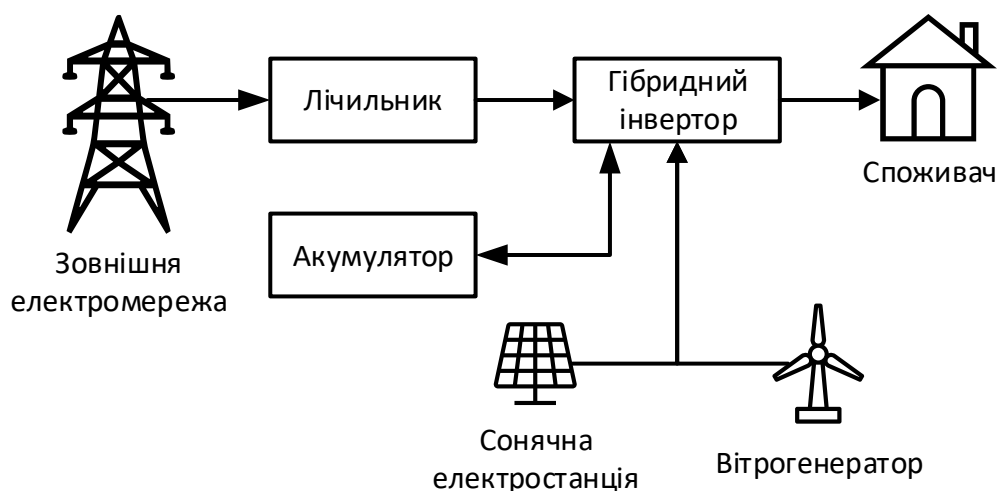


Рисунок 1.1 – Узагальнена схема підключення СДА до електромережі

Ключовим елементом виступає гібридний інвертор, який використовується для перетворення постійного струму на змінний із можливістю регулювання напруги. Цей пристрій живить будинок електроенергією, що надходить з акумулятора. Акумулятор, у свою чергу, заряджається від альтернативних джерел енергії та працює у буферному режимі. У разі відсутньої або недостатньої генерації електроенергії для забезпечення роботи всіх необхідних побутових приладів, буде використовуватися електроенергія із зовнішньої мережі, яка спочатку проходить через лічильник, а потім подається у гібридний інвертор. Такий підхід забезпечує надійне джерело електроенергії для всього будинку, використовуючи різні джерела живлення, де головним пріоритетом виступають альтернативні джерела електроенергії.

1.2 Матеріали та методи

Для розробки власного методу контролю генерації та споживання електроенергії відповідно до мети роботи, необхідно дослідити вже існуючі рішення в сфері ефективного енергоспоживання.

В ході досліджень було детально проаналізовано наукові роботи [4-24], у яких автори пропонують різноманітні інтелектуальні методи і моделі з метою оптимізації споживання електроенергії. У результаті чого, було визначено, що ці автори пропонують вирішення трьох різних окремих задач:

- оптимізація розкладу роботи електроприладів;
- прогнозування споживання електроенергії;
- прогнозування генерації електроенергії.

1.2.1 Аналіз задачі оптимізації розкладу роботи електроприладів

Як показали проведені дослідження, для зниження витрат на користування електроенергією найчастіше застосовують методи оптимізації, які використовуються для пошуку рішень складних проблем в контексті оптимізації. Так, у роботах [4-1] автори пропонують використовувати метод рою часток, в той час як у роботах [9-11] пропонується генетичний алгоритм. Ідея цих методів полягає у створенні оптимального графіку енергоспоживання, який спрямований на мінімізацію витрат електроенергії. Це досягається шляхом планування роботи електроприладів у періоди низьких тарифів на електроенергію. Таким чином, на основі цих методів можна ефективно вирішити задачу мінімізації пікового навантаження в мережі, що сприяє зменшенню комунальних витрат на електроенергію.

Порівняльний аналіз досліджених методів оптимізації, проведений у роботах [7, 10, 12], вказує на те, що метод рою часток виявився більш ефективним. Зокрема, він вимагає менше ітерацій для обчислення та

демонструє вищу точність порівняно з генетичним алгоритмом, тому використання методу рою часток є більш доцільним.

1.2.2 Аналіз задачі прогнозування споживання електроенергії

У роботах [13-20] автори розглядають можливість використання штучних нейронних мереж для прогнозування споживання електроенергії з метою подальшого аналізу цих даних для зниження витрат електроенергії. Серед проведених досліджень можна виділити наступні види штучних нейронних мереж: довга короткочасна пам'ять (ДКЧП), нейронна мережа прямого поширення (НМПП), рекурентна нейронна мережа (РНМ), згортова нейронна мережа (ЗНМ), вентиляний рекурентний вузол (ВРВ) з використанням випадуючих шарів та без них.

Крім того, одним з альтернативних методів для прогнозування енергоспоживання є використання статистичного методу ARIMA, який був розглянутий у роботах [17, 20, 21].

Результати аналізу показали, що серед розглянутих методів прогнозування, штучні нейронні мережі відзначаються високою точністю, тому їх використання у задачі прогнозуванні є доцільним у роботі. В той час як статистичний метод ARIMA не зарекомендував себе, оскільки має низький показник точності під час прогнозування.

1.2.3 Аналіз задачі прогнозування генерації електроенергії

Автори [22, 23] пропонують використовувати штучні нейронні мережі для прогнозування генерації електроенергії. Цей підхід може мати великий потенціал для розробки ефективних стратегій управління споживанням згенерованої електроенергії у майбутньому. Серед проведених досліджень можна виділити наступні види штучних нейронних мереж: РНМ, ДКЧП та ВРВ.

Крім того, у роботі [24] автори провели порівняння різних регресійних методів для створення короткострокових прогнозів генерації електроенергії. Серед розглянутих методів, які показали найкращі результати прогнозування, можна виділити наступні: випадковий ліс, градієнтний бустинг, метод k-найближчих сусідів та метод екстра-дерев.

Отримані результати досліджень вказують на те, що розглянуті методи прогнозування забезпечили достатньо високу точність під час прогнозування генерації електроенергії, що робить їх доцільними для подальшого дослідження та реалізації.

1.3 Висновки до розділу

В ході досліджень було детально проаналізовано наукові роботи [4-24], у яких автори пропонують використовувати різноманітні інтелектуальні методи і моделі для вирішення проблеми ефективного енергоспоживання як трьох окремих різних задач: оптимізація розкладу роботи електроприладів, прогнозування споживання та генерації електроенергії. Результати досліджень зведено в таблицю 1.1.

Загальна тенденція, яку можна виокремити з отриманих результатів досліджень, полягає в акцентуванні уваги на завданнях оптимізації розкладу роботи електроприладів та прогнозуванні споживання електроенергії. Це пояснюється тим, що більшість авторів розглядають електромережу як стабільне та надійне джерело електроенергії, де головною метою є зниження витрат на комунальні послуги.

У випадку систем, які використовують альтернативні джерела енергії, робота яких залежить від різних факторів, таких як погодні умови, пора року та час доби, ключовою є задача прогнозування генерації електроенергії. Це дозволить оцінити доступну кількість електроенергії для ефективного використання у домогосподарстві, а також оптимізувати використання

електроприладів з альтернативних джерел для мінімізації використання електроенергії із зовнішньої електромережі.

Таблиця 1.1 – Задачі зниження енергоспоживання та їх вирішення

Задача	Метод вирішення
Оптимізація розкладу роботи електроприладів	Метод рою часток [4-1]
	Генетичний алгоритм [9-11]
Прогнозування споживання електроенергії	Довга короткочасна пам'ять [13-1, 19, 20]
	Нейронна мережа прямого поширення [15]
	Рекурентна нейронна мережа [17]
	Згорткова нейронна мережа [18]
	Вентильний рекурентний вузол [19, 20]
	ARIMA [17, 20, 21]
Прогнозування генерації електроенергії	Рекурентна нейронна мережа [22]
	Довга короткочасна пам'ять [23]
	Вентильний рекурентний вузол [23]
	Випадковий ліс [24]
	Градiєнтний бустинг [24]
	Метод k-найближчих сусідів [24]
	Метод екстра-дерев [24]

Проведені дослідження [13-24] показали, що розробка точної моделі прогнозування залежить від контексту задачі, а також вхідних даних, що потребує ретельного порівняння різних методів прогнозування. Результати проведених порівнянь [26] нейромережових моделей (НМПП, РНМ та ДКЧП) вказують на те, що найкращою з них виявилася НМПП, де корінь з середньоквадратичної помилки (RMSE) дорівнює 466,15 Вт. Однак ця точність виявилася недостатньою для ефективного прогнозування генерації

електроенергії, тому актуальним є порівняння наступних інтелектуальних методів прогнозування: алгоритм випадкового лісу, градієнтний бустинг, метод k-найближчих сусідів, метод екстра-дерев, ДКЧП, ВРВ з використанням випадуючих шарів та без них.

Оскільки електроенергія з альтернативних джерел зазвичай генерується в обмеженій кількості, то наступною ключовою задачею є оптимізація розкладу роботи електроприладів для згенерованої електроенергії. Таким чином, задачею створення оптимального розкладу користування електроприладами є генерація такого розкладу, у якому буде використано якнайбільше альтернативної електроенергії та якнайменше із зовнішньої електромережі, тобто перевищення споживання електроенергії від згенерованої має бути мінімальним. Крім того, оптимальний погодинний розклад повинен забезпечувати високий рівень комфорту, дозволяючи користувачу обрати список електроприладів, які він планує використовувати, а також вказати зручні для нього часові інтервали для користування цими електроприладами. У результаті чого, буде запропонований оптимальний розклад, який врахує індивідуальні потреби та звички користувача.

На основі проведених досліджень [4-12] встановлено, що метод рою часток демонструє більш кращі результати у порівнянні з генетичним алгоритмом. Таким чином, варто використовувати метод рою часток для створення оптимального розкладу користування електроприладами. Проте, для адаптації до систем з альтернативними джерелами енергії, цей метод потребує подальшого вдосконалення та урахування їхніх особливостей.

Отже, для досягнення поставленої мети пропонується розробка комплексного інтелектуального методу контролю енергоспоживання на основі прогнозування генерації електроенергії з використанням альтернативних джерел та оптимізації розкладу користування електроприладами для зменшення використання електроенергії із зовнішньої електромережі.

2 РОЗРОБКА ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ МЕТОДІВ І МОДЕЛЕЙ КОНТРОЛЮ ЕНЕРГОСПОЖИВАННЯ З АЛЬТЕРНАТИВНИХ ДЖЕРЕЛ

2.1 Розробка комплексного інтелектуального методу

Виходячи з проведених досліджень щодо існуючих інтелектуальних методів для оптимізації споживання електроенергії (розд. 1), було розроблено комплексний інтелектуальний метод контролю енергоспоживання. Цей підхід ґрунтується на прогнозуванні генерації електроенергії та оптимізації розкладу використання електроприладів.

Алгоритм реалізації комплексного інтелектуального методу для підвищення ефективності використання електроенергії від альтернативних джерел та зменшення використання із зовнішньої електромережі в СДА представлено у вигляді діаграми діяльності (рис. 2.1).

Реалізація комплексного методу включає в себе два основні етапи:

- прогнозування генерації електроенергії;
- створення погодинного розкладу використання електроприладів [26].

Для реалізації комплексного інтелектуального методу перш за все необхідно провести навчання моделі прогнозування на історичних даних. Історичні дані повинні включати дату та час, містити інформацію про генерацію електроенергії, а також дані та дані щодо погоди в конкретний час [26].

Після навчання модель буде здатна прогнозувати генерацію електроенергії, вхідними даними якої є погодинний прогноз погоди на добу. Таким чином, спрогнозована інформація допоможе оцінити доступну електроенергію та розробити план ефективного використання електроприладів на наступний день, використовуючи максимально продуктивно альтернативні джерела, а також мінімально використовуючи електроенергію із зовнішньої мережі [26].

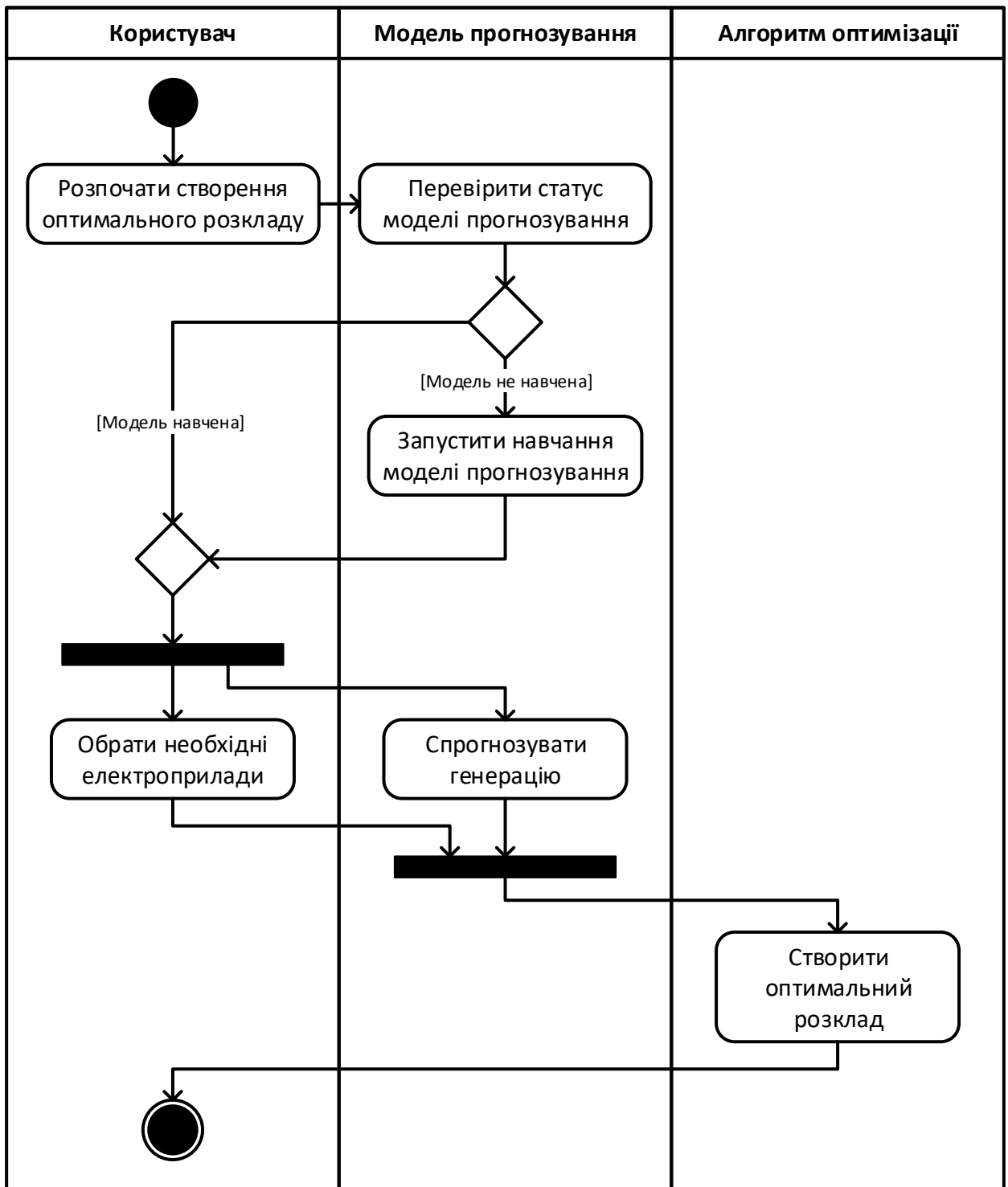


Рисунок 2.1 – Алгоритм запропонованого комплексного інтелектуального методу прогнозування та оптимізації [26]

Наступним етапом комплексного методу є створення оптимального погодинного графіку користування електроприладами за допомогою алгоритму оптимізації. Основна ідея полягає в автоматичному плануванні користування електроприладами протягом наступної доби, враховуючи

звички мешканців, в періоди, коли генерація електроенергії є найбільшою. Головною метою оптимізації є створення такого розкладу, в якому буде використано якнайбільше альтернативної електроенергії та якнайменше із зовнішньої електромережі для забезпечення роботи всіх запланованих електроприладів. Це дозволить користувачеві значно зекономити кошти та менше залежати від тарифів на комунальні послуги за користування електроенергією [26].

Вхідними даними для роботи алгоритму оптимізації є спрогнозовані дані щодо генерації електроенергії та список електроприладів, які користувач планує використовувати наступного дня. Кожен електроприлад повинен містити інформацію про його назву, номінальну потужність у ватах, кількість годин роботи та часовий проміжок для зручного використання протягом дня [26].

2.2 Розробка моделі прогнозування генерації електроенергії

Для отримання історичних даних з реальної СДА було розроблено та практично застосовано програмне забезпечення [26], яке зберігає погодинний історичний прогноз погоди та кількість згенерованої електроенергії у ватах. Набір даних не містить пропущених значень та охоплює період з 9 серпня 2022 року по 18 липня 2023 року і включає 8256 записів. Цей набір даних описує різні погодні характеристики, такі як температура повітря, тепловий індекс, точка роси, вологість, кількість опадів, ймовірність опадів, тип опадів, кількість снігу, глибина снігового покриву, порив вітру, швидкість вітру, напрямок вітру, тиск, хмарність, видимість, сонячна радіація, потужність сонячного випромінювання, ультрафіолетовий індекс, ризик суворих погодних умов, загальний опис погодних умов, а також кількість згенерованої електроенергії сонячними електростанціями та вітрогенераторами.

Для визначення залежності між змінними вибірки та цільовою змінною було створено кореляційну матрицю (рис. 2.2). Також використовуючи дату та

час, для цього набору даних було створено п'ять нових атрибутів, а саме: годину доби, квартал року, день місяця, день року та день тижня.

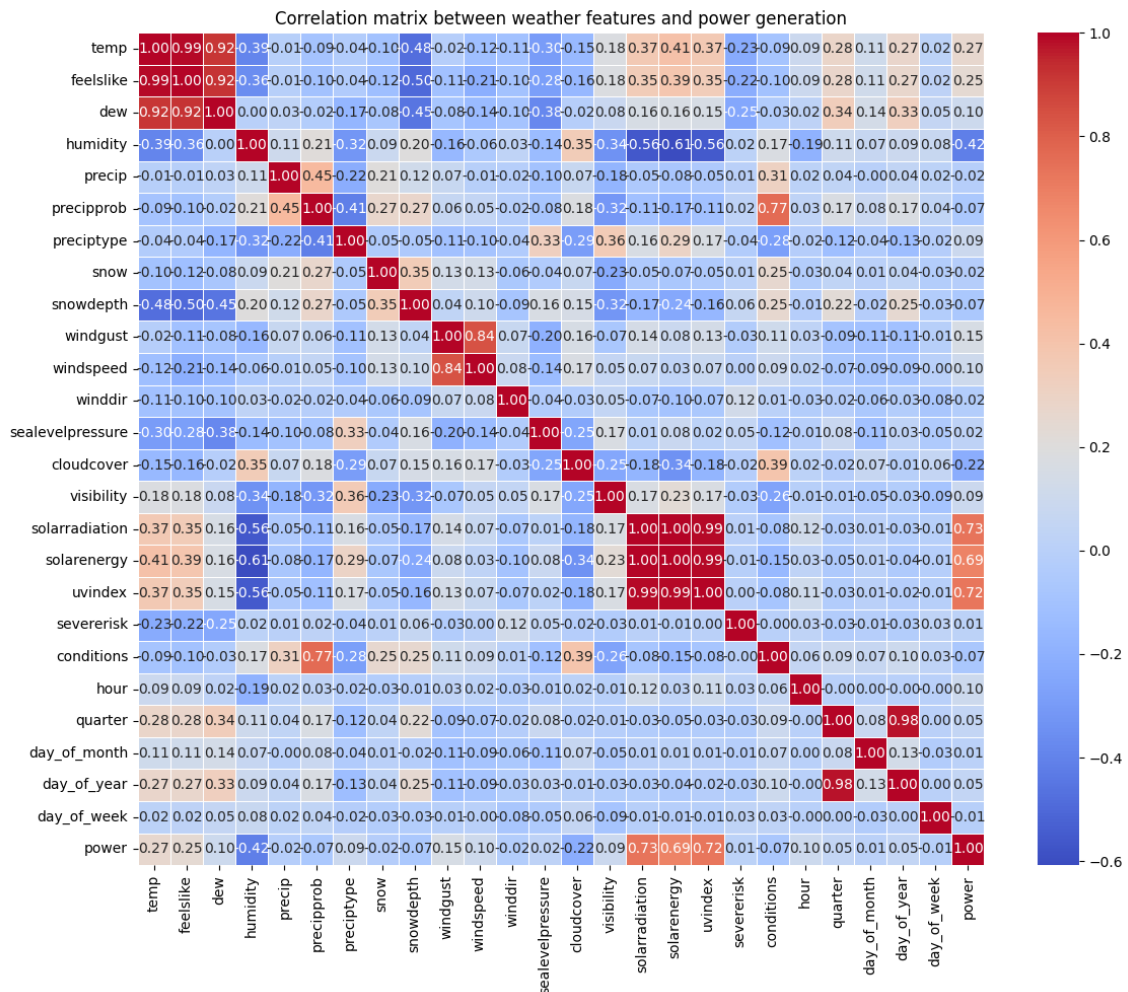


Рисунок 2.2 – Кореляційна матриця між погодними умовами та генерацією електроенергії

Проаналізувавши кореляційну матрицю (рис. 2.2), можна зробити висновок, що під час навчання моделі прогнозування необхідно використовувати наступні атрибути, оскільки вони мають достатню кореляцію зі змінною генерації електроенергії з альтернативних джерел:

- сонячна радіація;
- середня температура;
- порив вітру;
- година доби.

Навчальні дані були оброблені за допомогою мінімальної-максимальної нормалізації. Мета такого підходу полягає в тому, щоб гарантувати, що всі значення ознак знаходяться в однаковому масштабі, наприклад, в діапазоні $[0, 1]$, що підвищує ефективність навчання моделі [27].

Нормалізоване значення \bar{x} для певного діапазону обчислюється за формулою (2.1):

$$\bar{x} = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (2.1)$$

де x – початкове значення;

x_{\min} – мінімальне значення всієї вибірки;

x_{\max} – максимальне значення всієї вибірки.

Весь набір даних був розділений на дві підмножини, а саме: навчальний набір, який містить 80%, а також тестовий набір, що містить решту 20% даних. В даному випадку створення валідаційного набору даних не є доцільним, оскільки історичний набір даних є досить невеликим та це ускладнює виділення достатньої кількості записів для набору валідаційних даних. Тому набагато краще максимально використовувати навчальні дані для побудови більш точної моделі прогнозування.

Проведені дослідження (розд. 1) показали, що для створення точної моделі прогнозування необхідно провести ряд комп'ютерних експериментів та серед наявних моделей (алгоритм випадкового лісу, градієнтний бустинг, метод k-найближчих сусідів, метод екстра-дерев, ДКЧП, ВРВ з використанням випадуючих шарів та без них) обрати ту, яка буде надавати найвищу точність при прогнозуванні генерації електроенергії.

Кожна модель прогнозування має власний підхід для її побудови. Наприклад, такі моделі, як алгоритм випадкового лісу, градієнтний бустинг, метод k-найближчих сусідів та екстра-дерева мають налаштування, відомі як гіперпараметри, які впливають на такі фактори, як швидкість, адаптивність та точність прогнозування. Для точного налаштування цих гіперпараметрів було

використано підхід, який у автоматичному режимі перебирає різні комбінації цих параметрів та кожного разу виконує навчання моделі, що допомогло створити оптимальну конфігурацію найкращої точності прогнозування.

Для реалізації нейромережових моделей було проведено ряд експериментів, які дозволили визначити оптимальну архітектуру моделі прогнозування. Так, модель ДКЧП складається з двох послідовних шарів ДКЧП, за якими йдуть повнозв'язні шари. Перший шар включає 200 нейронів та має та функцію активації ReLU, а другий – 100 нейронів також з функцією активації ReLU. Архітектура також включає два повнозв'язних шари по 50 та 25 нейронами відповідно, які також мають функцію активації ReLU. Останній повнозв'язний шар має один нейрон, який представляє вихідний шар, призначений для прогнозування генерації електроенергії. Архітектура розробленої моделі ДКЧП зображена на рисунку А.1 (додаток А).

Також було створено дві моделі ВРВ, які використовують аналогічну архітектуру як у моделі ДКЧП, що дозволить у подальшому точно порівняти продуктивність всіх розроблених моделей. Таким чином, перша модель містить ВРВ шари замість ДКЧП (додаток А, рис. А.2). У другій ВРВ моделі були додані випадючі шари, які дозволяють уникнути перенавчання та тим самим підвищити точність моделі (додаток А, рис. А.3). Такі шари були додані після кожного шару ВРВ з коефіцієнтом вилучення 0,2.

Нейромережові моделі ДКЧП та ВРВ та навчалися протягом 100 епох з використанням оптимізатора «Adam» та коефіцієнтом навчання 0,001. Розмір батчу було встановлено 24 для ефективного оновлення параметрів моделі.

Порівняння результатів навчання та тестування реалізованих моделей прогнозування наведено у таблиці 2.1, яка включає такі показники, як середня абсолютна помилка (MAE), середня абсолютна процентна помилка (MAPE), корінь з середньоквадратичної помилки (RMSE), середньоквадратична помилка (MSE) та коефіцієнт детермінації (R^2) як для навчальних, так і для тестових наборів даних, що використовуються при прогнозуванні генерації електроенергії. Перевірка помилок у навчальному наборі даних ілюструє

адаптивність моделі, в той час, як помилки в тестовому наборі даних демонструють здатність моделі узагальнювати нові дані. Такий аналіз дає інформацію про придатність моделі та її потенціал у реальних сценаріях.

Таблиця 2.1 – Результати навчання моделей прогнозування

Модель прогнозування	Ефективність на основі навчального набору даних					Ефективність на основі тестового набору даних					Час навчання (с)
	MAE	MAPE	RMSE	MSE	R ²	MAE	MAPE	RMSE	MSE	R ²	
Випадковий ліс	156.75	46.81	227.05	51552.56	0.85	224.94	68.01	357.19	127582.54	0.62	3.76
Градiєнтний бустинг	188.89	56.41	268.32	71997.32	0.78	230.85	69.79	358.13	128258.29	0.62	1.62
k-NN	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	227.53	68.79	353.00	124607.38	0.63	0.01
Екстра-дерев	154.97	46.28	222.76	49621.88	0.85	228.78	69.17	350.25	122675.27	0.63	2.07
ВРВ	133.47	40.32	195.90	38378.53	0.88	197.83	57.83	323.05	104361.24	0.71	533.29
ВРВ з випадючими шарами	179.29	53.14	256.63	65858.90	0.81	210.97	65.39	308.07	94906.90	0.66	563.32
ДКЧП	139.10	41.18	208.85	43619.40	0.87	178.56	56.71	287.67	82756.29	0.74	626.90

Згідно з отриманими результатами можна побачити, що модель ДКЧП демонструє широкі можливості, надаючи найкращі результати серед інших моделей. Таким чином, найважливішою метрикою виступає корінь з середньоквадратичної помилки (RMSE), значення якого становить 287,67 Вт, а також коефіцієнт детермінації (R²), який дорівнює 0,74. Однак головним недоліком цієї моделі є її довгий час навчання, що становить 626,90 секунди.

Таким чином, можна простежити підвищення точності прогнозування у моделі ДКЧП у порівнянні з раніше побудованою моделлю НМПП [26]. Порівнявши результати, можна зробити висновок, що корінь з середньоквадратичної помилки зменшився з 466,15 Вт до 287,67 Вт після впровадження нової моделі, що свідчить про підвищення точності прогнозування на 38,3%.

Отже, для прогнозування генерації електроенергії варто використовувати нейромережеву модель ДКЧП, оскільки вона демонструє найбільшу точність серед реалізованих моделей.

2.3 Розробка алгоритму оптимізації розкладу роботи електроприладів

Для урахування особливостей систем з альтернативними джерелами, у яких електроенергія генерується в обмеженій кількості та залежить від різних факторів, таких як погодні умови, пора року та час доби, було запропоновано внести зміни до алгоритму рою часток та впровадити систему пріоритетів. Під пріоритетом розуміється число, яке може приймати значення від одного до п'яти, де п'ять означає найвищий пріоритет. Це дозволить користувачу обрати найважливіші для нього електроприлади та у разі недостатньої генерації електроенергії, алгоритм запропонує не використовувати ті, що мають найменший пріоритет [26].

Модифікований алгоритм оптимізації розкладу роботи електроприладів на основі методу рою часток зображено на рисунку 2.3.

Блок 1. Початок.

Блок 2. Ініціалізація початкового «рою», тобто створення розкладу для кожної «частки» та встановлення випадкового значення початку роботи всіх електроприладів.

Блок 3. Обчислення перевищення електроенергії $P_{overload}$ від згенерованої для кожного розкладу виконується за формулою (2.2):

$$P_{overload} = \sum_{h=1}^{H=24} \left(\sum_{i=1}^D P_{ih} \right) - G_h \quad (2.2)$$

де P_{ih} – номінальна потужність i -го електроприладу, що працює в h годині;

G_h – спрогнозована генерація електроенергії в h годині;

D – кількість увімкнених електроприладів для поточної години;

H – кількість годин доби.

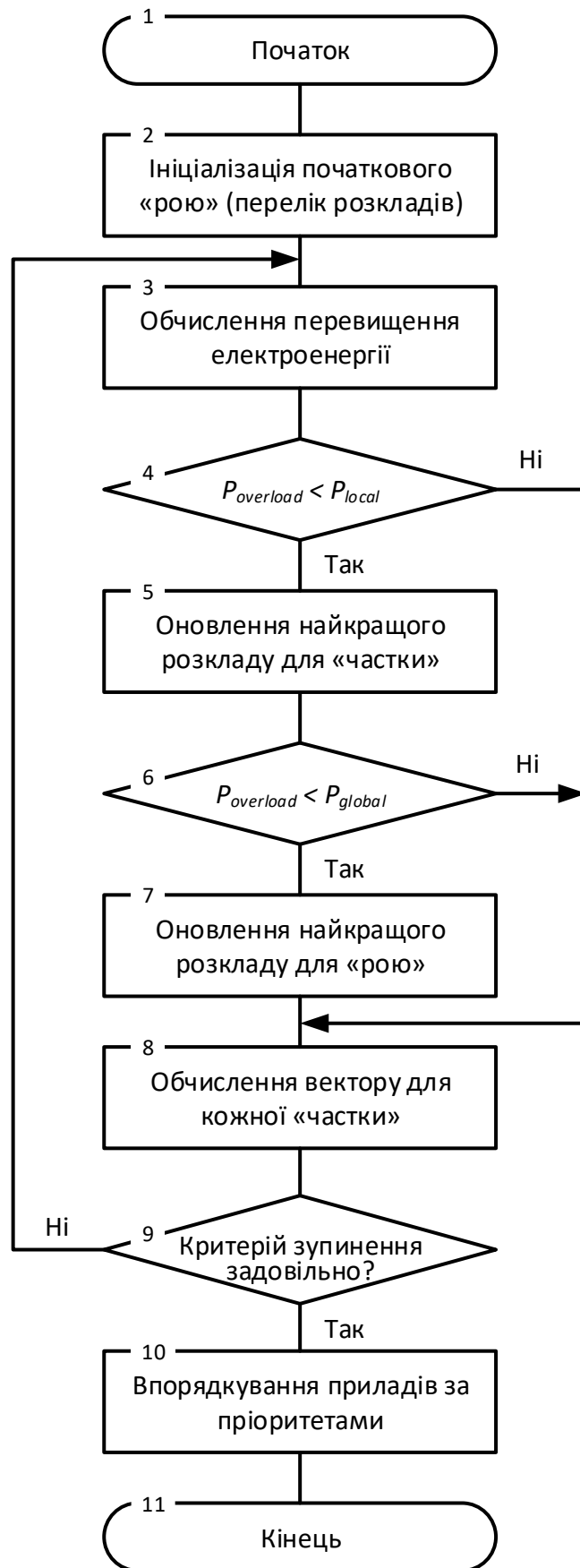


Рисунок 2.3 – Модифікований алгоритм оптимізації розкладу роботи електроприладів на основі методу рою часток [26]

Блок 4. Якщо обчислене перевищення електроенергії $P_{overload}$ менше, ніж найкраще для «частки» P_{local} , то перехід до наступного блоку, в іншому випадку – до блоку 8.

Блок 5. Оновлення найкращого розкладу для «частки», тобто збереження розкладу, який має найменше обчислене перевищення електроенергії.

Блок 6. Якщо обчислене перевищення електроенергії $P_{overload}$ менше, ніж найкраще для «рою» P_{global} , то перехід до наступного блоку, в іншому випадку – до блоку 8.

Блок 7. Оновлення найкращого розкладу для всього «рою», тобто збереження розкладу, який має найменше обчислене перевищення електроенергії.

Блок 8. Обчислення вектору v_i для кожної «частки» відбувається за формулою (2.3):

$$v_i = w \times v_i + c_1 \times r_1 (P_{local} - x_i) + c_2 \times r_2 (P_{global} - x_i) \quad (2.3)$$

де v_i – значення вектору для i -ї «частки»;

w – коефіцієнт інерції;

c_1 – когнітивний коефіцієнт;

c_2 – соціальний коефіцієнт;

r_1 та r_2 – випадкові числа в інтервалі $[0, 1]$;

x_i – поточне рішення для i -ї «частки»;

P_{local} – найкраще рішення для «частки»;

P_{global} – найкраще рішення для «рою».

Блок 9. Якщо критерій зупинення було виконано, тобто кількість ітерацій дорівнює максимальному значенню, то перехід до наступного блоку, в іншому випадку – до блоку 3.

Блок 10. Впорядкування електроприладів за пріоритетами та визначення тих приладів, які не рекомендовано використовувати у разі недостатньої генерації електроенергії.

Блок 11. Кінець.

2.4 Висновки до розділу

Було розроблено комплексний інтелектуальний метод контролю енергоспоживання на основі прогнозування генерації електроенергії та створення оптимального погодинного розкладу користування електроприладами. Також було проведено ряд комп'ютерних експериментів, які дозволили обрати нейромережеву модель ДКЧП, оскільки вона демонструє найкращі результати з прогнозування та це підвищило точність прогнозування 38,3%. Оптимізація розкладу користування електроприладами реалізована на основі методу рою часток. Крім того, було запропоновано модифікувати цей алгоритм та була введена система пріоритетів.

3 ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ ПІДСИСТЕМИ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ ПІДТРИМКИ

На основі реалізованого комплексного інтелектуального методу контролю енергоспоживання була розроблена підсистема інтелектуальної підтримки, яка інтегрується з платформою домашньої автоматизації OpenHAB та призначена для надання рекомендацій мешканцям будинку щодо підвищення ефективності використання електроенергії від альтернативних джерел та зменшення використання із зовнішньої електромережі.

3.1 Архітектура підсистеми інтелектуальної підтримки

Розроблену архітектуру підсистеми інтелектуальної підтримки зображено на рисунку 3.1.

Розроблювана підсистема реалізована у вигляді вебзастосунку та складається з декількох модулів, які взаємодіють один з одним для задоволення певних потреб користувача. Модульна побудова дозволяє легко модифікувати підсистему у майбутньому, а також додавати нові функції, не переписуючи весь програмний код [26].

Для реалізації вебзастосунку було обрано фреймворку Spring, тому що він пропонує велику кількість модулів та бібліотек, що значно полегшують та прискорюють розробку. Оскільки обраний фреймворк створено на мові програмування Java, саме ця мова використовувалася під час розробки підсистеми інтелектуальної підтримки. В результаті вебзастосунок надає графічний інтерфейс, який дозволяє користувачам отримати доступ до всіх функцій підсистеми, керувати ними та отримувати важливі повідомлення, використовуючи будь-який браузер.

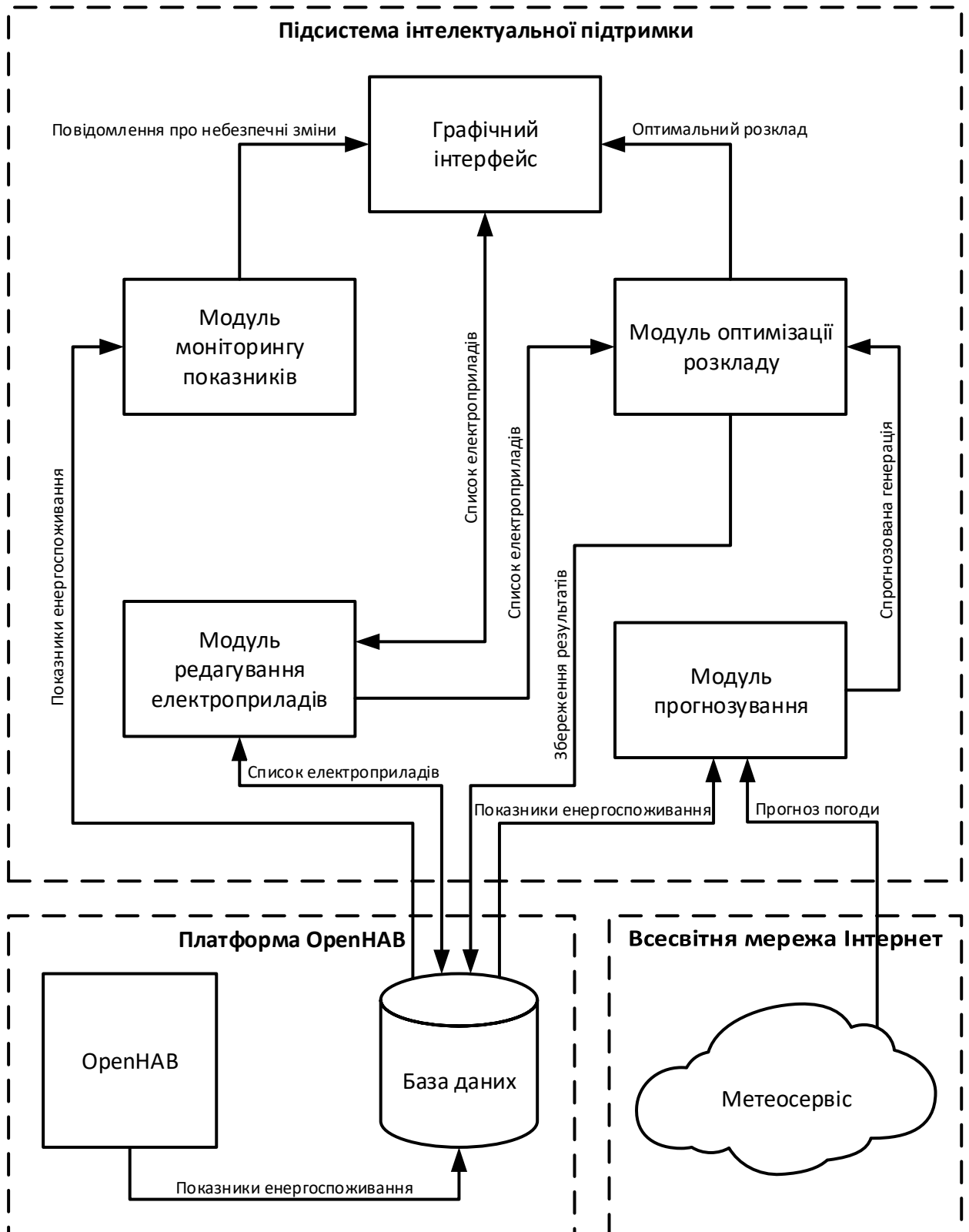


Рисунок 3.1 – Архітектура розробленої підсистеми [26]

Розроблений вебзастосунок включає наступні модулі:

- модуль моніторингу показників, який призначено для аналізу даних енергоспоживання в реальному часі та у разі перевищення споживання

електроенергії із зовнішньої мережі надсилає повідомлення користувачу, використовуючи графічний інтерфейс;

– модуль редагування електроприладів дозволяє користувачу додавати, модифікувати, а також видаляти потужні електроприлади, що знаходяться в будинку;

– модуль оптимізації розкладу призначено для генерації оптимального погодинного розкладу роботи електроприладів, використовуючи список електроприладів, якими користувач бажає користуватися та генерацію електроенергії, що була спрогнозована [26].

Модуль прогнозування є окремою програмою, написаною на мові програмування Python з використанням бібліотек TensorFlow та Keras. Цей модуль призначено для прогнозування генерації електроенергії на наступний день, використовуючи прогноз погоди, який завантажується з метеосервісу та історичні дані енергоспоживання, що зберігаються у базі даних. Модуль прогнозування викликається вебзастосунком у разі необхідності та використовує результати прогнозування під час генерації оптимального розкладу [26].

3.2 Інтеграція підсистеми інтелектуальної підтримки з реальною системою домашньої автоматизації

На сьогоднішній день розроблена підсистема інтелектуальної підтримки знаходиться на стадії експериментальної експлуатації в реальній СДА та інтегрована з платформою OpenHAB. Досліджувана СДА являє собою гібридну систему з інвертором напруги, який підключено до зовнішньої електромережі, акумуляторів, а також альтернативними джерелами енергії (сонячні та вітряні електростанції). Акумулятори використовуються як резервне джерело живлення в ситуаціях, коли відсутня генерація електроенергії або неможливо використовувати зовнішню електромережу. В

інший час вони знаходяться у зарядженому стані та працюють у буферному режимі.

Таким чином, розроблена підсистема інтелектуальної підтримки та призначена для надання рекомендацій мешканцям будинку щодо підвищення ефективності використання електроенергії від альтернативних джерел та зменшення використання із зовнішньої електромережі.

Архітектуру СДА та її взаємодію з розроблюваною підсистемою інтелектуальної підтримки наведено на рисунку 3.2.

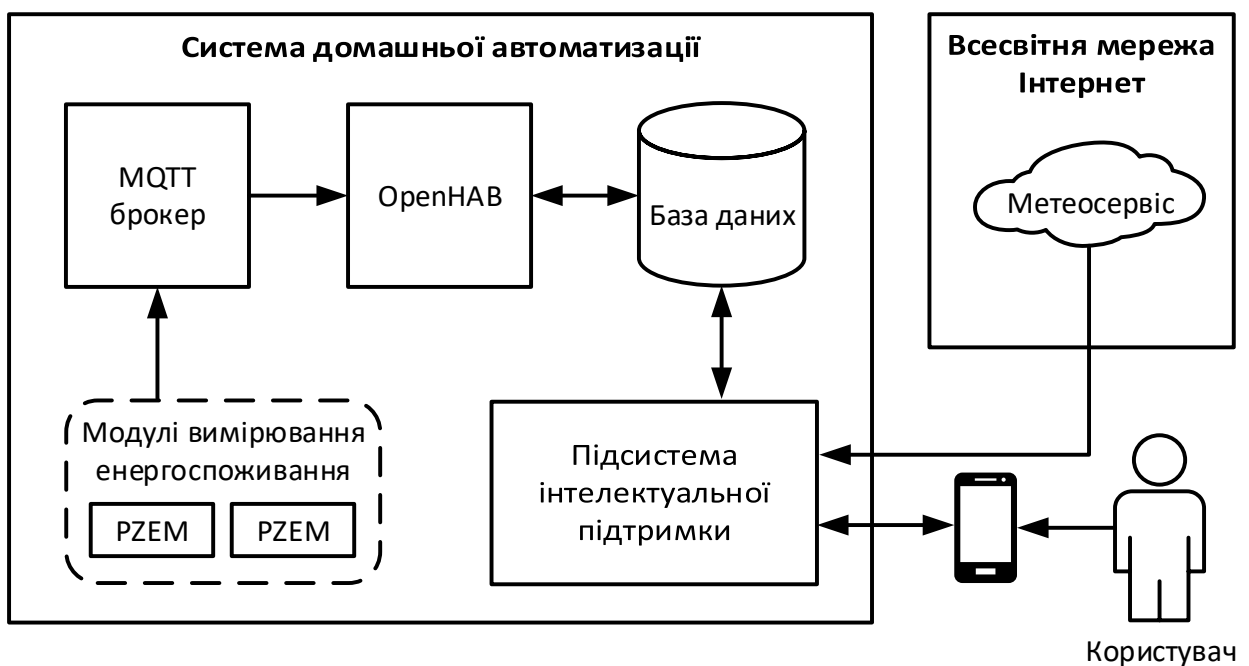


Рисунок 3.2 – Удосконалена архітектура реальної СДА [26]

Центральним елементом досліджуваної СДА виступає платформа OpenHAB. Дані з модулів вимірювання енергоспоживання передаються до MQTT брокера, який далі направляє їх до OpenHAB та зберігає у базі даних.

Розроблювана підсистема інтелектуальної підтримки взаємодіє з локальною базою даних, що входить до СДА, та отримує всі необхідні показники з модулів вимірювання електроенергії, аналізує їх у режимі реального часу, а також використовує для навчання нейромережевої моделі.

Інформація про список використовуваних електроприладів також зберігається в цій же базі даних.

За допомогою будь-якого браузеру користувач може підключитися до підсистеми інтелектуальної підтримки. Таким чином, підсистема надає можливість створювати оптимальний розклад роботи електроприладів, враховуючи потреби та звички мешканців, з урахуванням прогнозованої генерації електроенергії на наступний день (рис. 3.3). Крім того, підсистема виконує цілодобовий контроль показників енергоспоживання та у разі надмірного споживання електроенергії із зовнішньої мережі сповіщає користувача, використовуючи графічний інтерфейс (рис. 3.4).

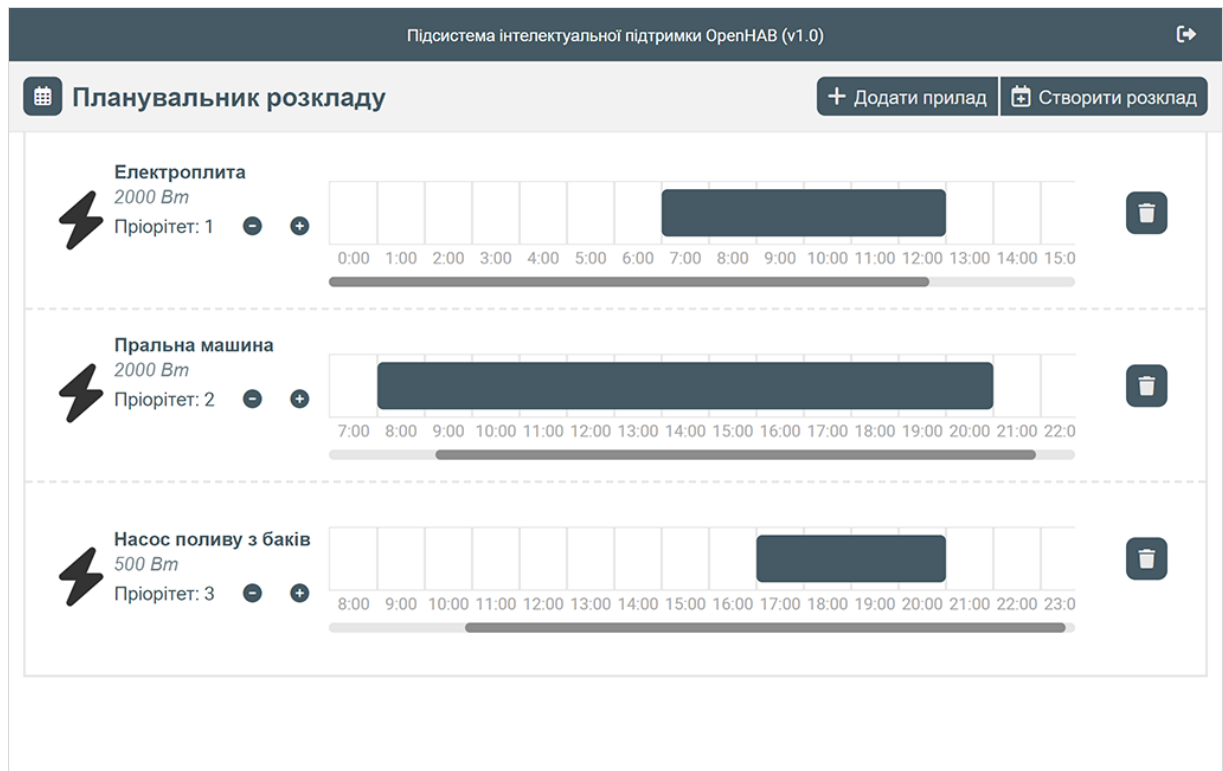


Рисунок 3.3 – Інтерфейс створення оптимального розкладу користування електроприладами

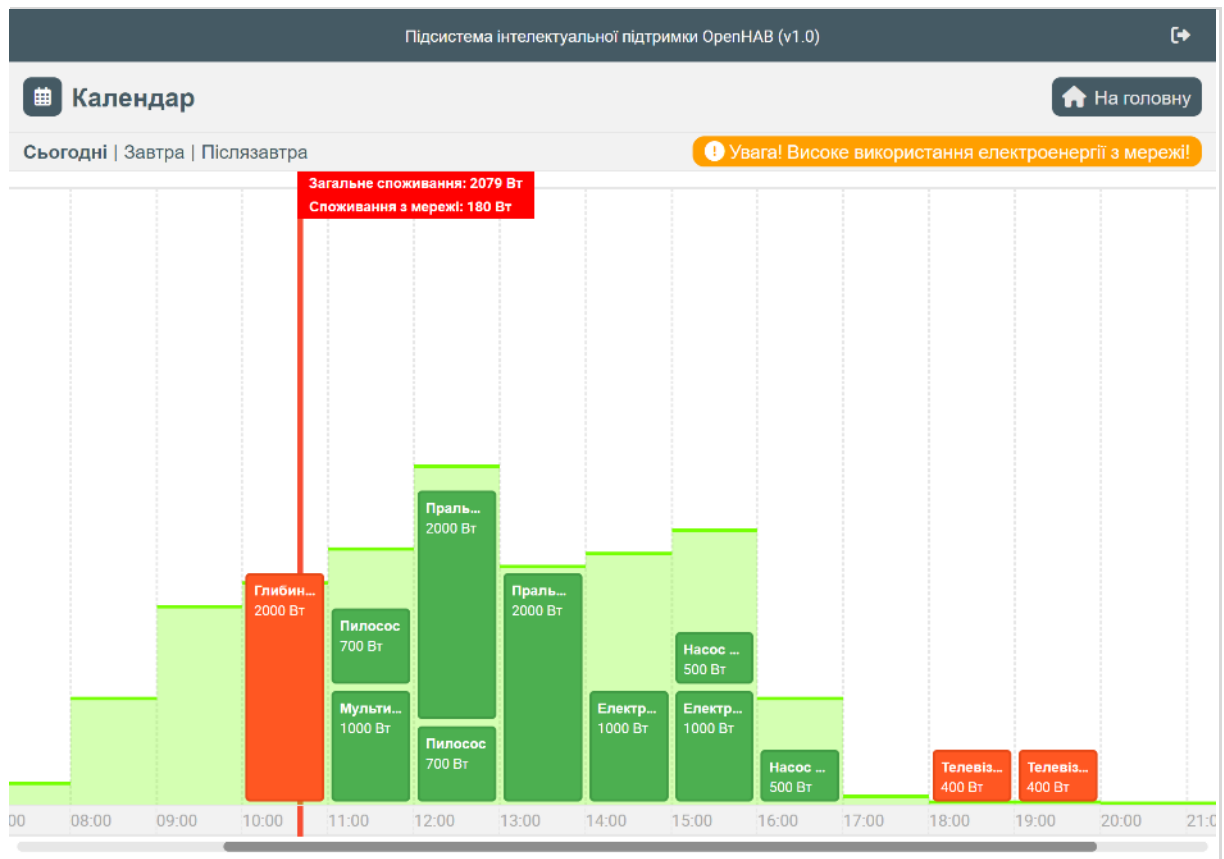


Рисунок 3.3 – Інтерфейс перегляду розкладу створений підсистемою інтелектуальної підтримки

3.3 Висновки до розділу

На основі запропонованого комплексного інтелектуального методу контролю енергоспоживання було розроблено підсистему інтелектуальної підтримки користувачів СДА для надання рекомендацій щодо підвищення ефективності використання електроенергії від альтернативних джерел та зменшення використання із зовнішньої електромережі

Виконано функціональне та кросплатформенне тестування розробленої підсистеми (додаток Б). За результатами тестування можна зробити висновок, що підсистема інтелектуальної підтримки працює належним чином та відповідає всім поставленим вимогам.

Розроблена підсистема інтелектуальної підтримки була інтегрована у реальну СДА та знаходиться на стадії дослідної експлуатації.

ВИСНОВКИ

У даній роботі було досліджено інтелектуальні методи та моделі контролю енергоспоживання для підвищення ефективності використання електроенергії в системах промислової та домашньої автоматизації.

Вперше розроблено комплексний інтелектуальний метод контролю енергоспоживання на основі прогнозування генерації електроенергії та оптимізації розкладу використання електроприладів, а також запропоновано власну модифікацію існуючого методу оптимізації на основі системи пріоритетів.

Проведені комп'ютерні експерименти дозволили розробити та обрати найкращу модель для прогнозування генерації електроенергії для реалізації запропонованого комплексного інтелектуального методу. В результаті чого, точність прогнозування нової ДКЧП моделі зросла на 38,3% у порівнянні з раніше побудованою моделлю НМПП [26]. Для навчання моделей прогнозування було використано набір історичних даних споживання електроенергії, які було накопичено реальною СДА.

Розроблена підсистема інтелектуальної підтримки інтегрується з платформою домашньої автоматизації OpenHAB та призначена для надання рекомендацій мешканцям будинку щодо підвищення ефективності використання електроенергії від альтернативних джерел та зменшення використання із зовнішньої електромережі. Тестування розробленого програмного забезпечення показало, що підсистема інтелектуальної підтримки функціонує правильно та відповідає всім поставленим вимогам. Впровадження розробленої підсистеми дозволить мінімізувати споживання електроенергії із зовнішньої мережі за умови ефективного використання згенерованої альтернативними джерелами електроенергії та всіх необхідних в домогосподарстві електроприладів.

Результати роботи доповідалися на Міжнародному семінарі з Комп'ютерного моделювання та інтелектуальних систем (CMIS-2023).

В подальшій роботі планується підвищити точність прогнозування шляхом комбінації декількох інтелектуальних методів.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. Турків, Д. Нічний тариф в Україні: як заощадити на електроенергії [Електронний ресурс] / Д. Турків. – Режим доступу : <https://viv.media/energetika/75672-nichnij-tarif-v-ukrayini-yak-zaoshaditi-na-elektroenergiyi/>.
2. Ritchie, H. Renewable Energy [Electronic resource] / H. Ritchie, M. Roser, P. Rosado. – Access mode: <https://ourworldindata.org/renewable-energy/>.
3. Мельник, С. Регулятор змінив правила оплати електроенергії власникам домашніх СЕС на час війни [Електронний ресурс] / С. Мельник. – Режим доступу : <https://www.epravda.com.ua/news/2022/04/26/686280/>.
4. Scheduling optimization of smart homes based on demand response / [J. Zhu, F. Lauri, A. Koukam et al.]// Artificial Intelligence Applications and Innovations: 11th IFIP International Conference, Bayonne, 14–17 September 2015: proceedings. – Bayonne: Springer, 2015. – P. 223-236.
5. Two-Stage Optimization Model for Smart House Daily Scheduling Considering User Perceived Benefits / [C. Deng, S. Zhang, W. Yang et al.] // Mathematics, Modelling, Simulation and Algorithms: 2018 International Conference, Chengdu, 25-26 March 2018: proceedings. – Chengdu, Atlantis Press, 2018. – P. 64-68.
6. Multi-objective optimization model of electricity behavior considering the combination of household appliance correlation and comfort / [Z. Qu, N. Qu, Y. Liu et al.] // Journal of Electrical Engineering and Technology. – 2018. – Vol. 13, Issue 5. – P. 1821-1830.
7. Gupta, I. An hour wise device scheduling approach for demand side management in smart grid using particle swarm optimization / I. Gupta, G. N. Anandini, M. Gupta // NPSC: 19th National Power Systems Conference, Bhubaneswar, 19-21 December 2016: proceedings. – Bhubaneswar: IEEE, 2016. – P. 1-6.

8. Home energy management in smart grid with renewable energy resources / [G. Zhou, G. Chen, G. Xu et al.] // Computer Modelling and Simulation: UKSim-AMSS 16th International Conference, Cambridge, 26-28 March 2014: proceedings. – Cambridge: IEEE, 2014. – P. 351-356.
9. Iqbal, F. Optimal load scheduling using genetic algorithm to improve the load profile / F. Iqbal, K. Iqbal // ADRRI Journal of Engineering and Technology. – 2021. – Vol. 4, Issue 9. – P. 1-15.
10. Demand side management in smart grid using heuristic algorithm / [A. Thivy, K. Thamini, P. Narmadha et al.] // Emerging Enhancement in Engineering and Technology: Second International Conference, Tiruchirappalli, 18-19 March 2016: proceedings. – Tiruchirappalli: IJARMATE, 2016. – P. 361- 365.
11. Lee, E. Electricity usage scheduling in smart building environments using smart devices / E. Lee, H. Bahn // The Scientific World Journal. – 2013. – Vol. 2013. – P. 134–143.
12. Wihartiko, F. D. Performance comparison of genetic algorithms and particle swarm optimization for model integer programming bus timetabling problem / F. D. Wihartiko, H. Wijayanti, F. Virgantari // IOP Conference Series: Materials Science and Engineering. – 2018. – Vol. 332, Issue 1. – P. 1-6.
13. Taksir, M. Data-driven time series-based prediction in smart home appliance energy consumption / M. Taksir, S. Aktar // International Journal of Computer Applications. – 2018. – Vol. 178, Issue 15. – P. 41-46.
14. LSTM forecasts for smart home electricity usage / [R. E. Alden, H. Gong, C. Ababei et al.] // Renewable Energy Research and Application: 9th International Conference, Glasgow, 27-30 September 2020: proceedings. – Glasgow: IEEE, 2020. – P. 434-438.
15. Short-Term Residential Load Forecasting Based on Resident Behaviour Learning / [W. Kong, Z. Y. Dong, D. J. Hill et al.] // IEEE Transactions on Power Systems. – 2017. – Vol. 33, Issue 1. – P. 1087-1088.

16. Wang, Y. A Short-Term Residential Load Forecasting Model Based on LSTM Recurrent Neural Network Considering Weather Features / Y. Wang, N. Zhang, X. Chen // *Energies*. – 2021. – Vol. 14, Issue 10. – P. 1-13.
17. Prediction of electrical energy consumption through recurrent neural networks / [O. D. Diaz-Castillo, A. E. Puerto-Lara, J. A. Saenz-Leguizamon et al.]// *Smart and Sustainable Cities: Fourth International Workshop, Buenos Aires, 28-30 October 2021: proceedings*. – Buenos Aires: CEUR, 2021. – P. 174-182.
18. Amarasinghe, K. Deep neural networks for energy load forecasting / K. Amarasinghe, D. L. Marino, M. Manic // *Industrial Electronics: IEEE 26th International Symposium, Edinburgh, 19-21 June 2017: proceedings*. – Edinburgh: IEEE, 2017. – P. 1483-1488.
19. Predicting Energy Consumption Using LSTM, Multi-Layer GRU and Drop-GRU Neural Networks / [S. Mahjoub, L. Chrifi-Alaoui, B. Marhic et al.] // *Sensors*. – 2022. – Vol. 22. – P. 1-20.
20. Emshagin, S. Short-term Prediction of Household Electricity Consumption Using Customized LSTM and GRU Models / S. Emshagin, W. K. Halim, R. Kashef // *arXiv preprint*. – 2022. – Vol. 1. – P. 1-11.
21. Gopikrishna, P. B. Power Consumption Analysis and Prediction of a Smart Home Using ARIMA Model / P. B. Gopikrishna, J. A. Mathew. – Rochester: SSRN, 2021. – 9 p.
22. Forecasting of Power Output of a PVPS Based on Meteorological Data Using RNN Approaches / [M. Beigi, H. Beigi, M. Torki et al.] // *Sustainability*. – 2022. – Vol. 14, Issue 5. – P. 1-12.
23. Hour-Ahead Solar Irradiance Forecasting Using Multivariate Gated Recurrent Units / [J. Wojtkiewicz, M. Hosseini, R. Gottumukkala et al.] // *Energies*. – 2019. – Vol. 12. – P. 1-13.
24. A Machine Learning-Based Gradient Boosting Regression Approach for Wind Power Production Forecasting: A Step towards Smart Grid Environments / [U. Singh, M. Rizwan, M. Alaraj et al.]// *Energies*. – 2021. – Vol. 14. – P. 1-21.

25. Optimal Artificial Neural Network Type Selection Method for Usage in Smart House Systems / [V. Teslyuk, A. Kazarian, N. Kryvinska et al.] // Sensors. – 2021. – Vol. 21, Issue 1. – P. 1-14.

26. Research and Software Implementation of Intelligent Method of Energy Consumption Control / [Y. Horichenko, A. Parkhomenko, O. Pozdnyakov et al.] // Computer Modeling and Intelligent Systems: 6th International Workshop, Zaporizhzhia, 3 May 2023: proceedings. – Zaporizhzhia: CEUR, 2023. – P. 106-118.

27. Mejbah, A. Min-Max Normalization [Electronic resource] / A. Mejbah. – Access mode: <https://www.kaggle.com/code/mejbahahammad/min-max-normalization/>.

ДОДАТОК А

АРХІТЕКТУРА РОЗРОБЛЕНИХ НЕЙРОМЕРЕЖЕВИХ МОДЕЛЕЙ

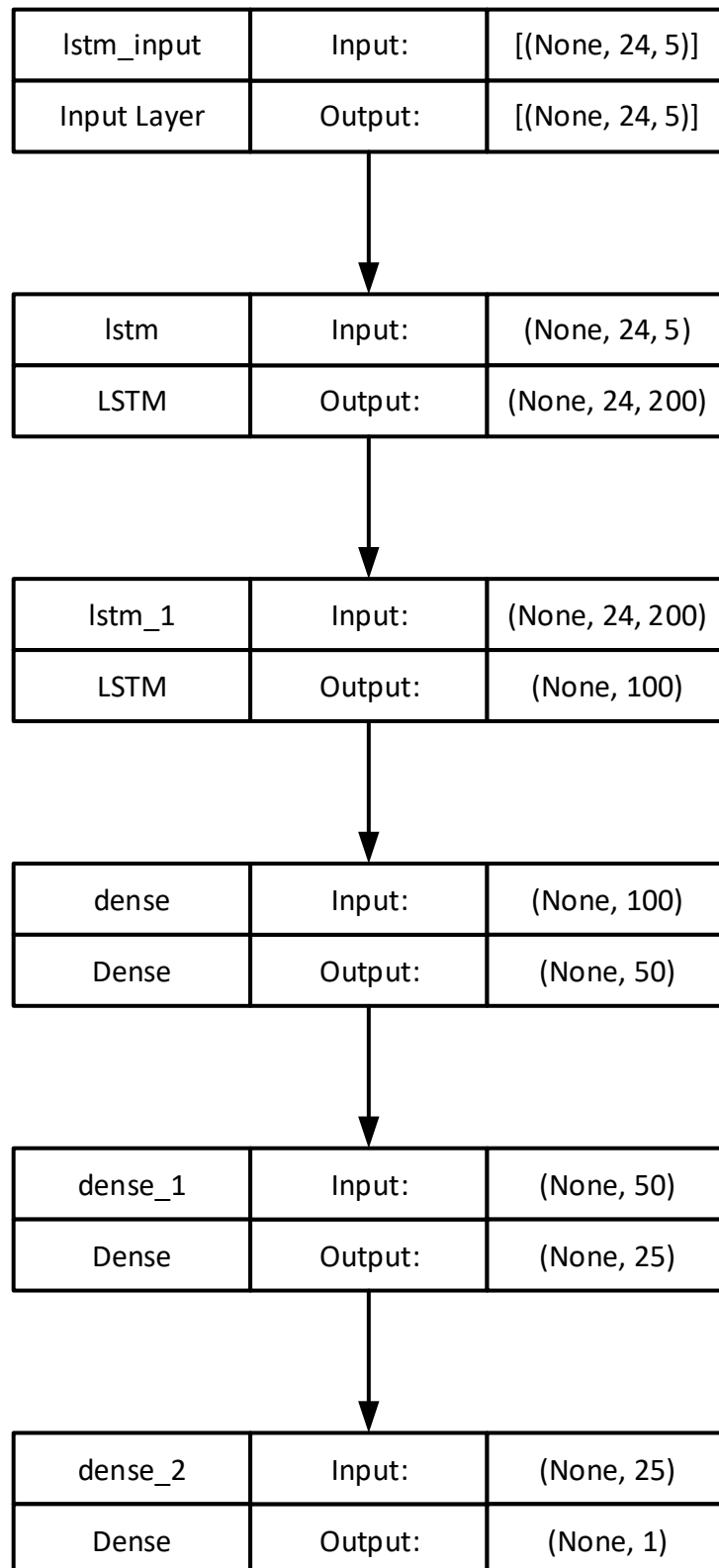


Рисунок А.1 – Архітектура розробленої ДКЧП моделі прогнозування

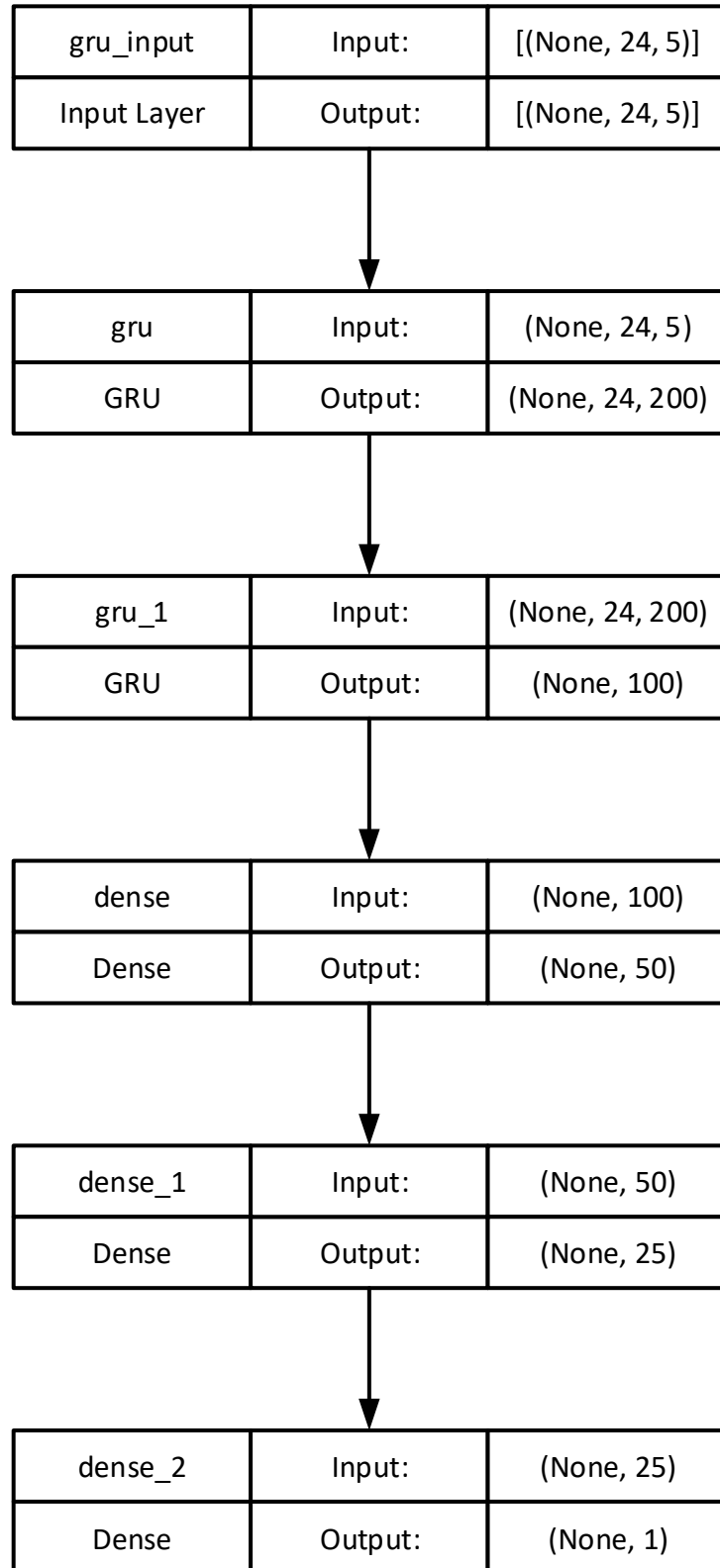


Рисунок А.2 – Архітектура розробленої ВРВ моделі прогнозування

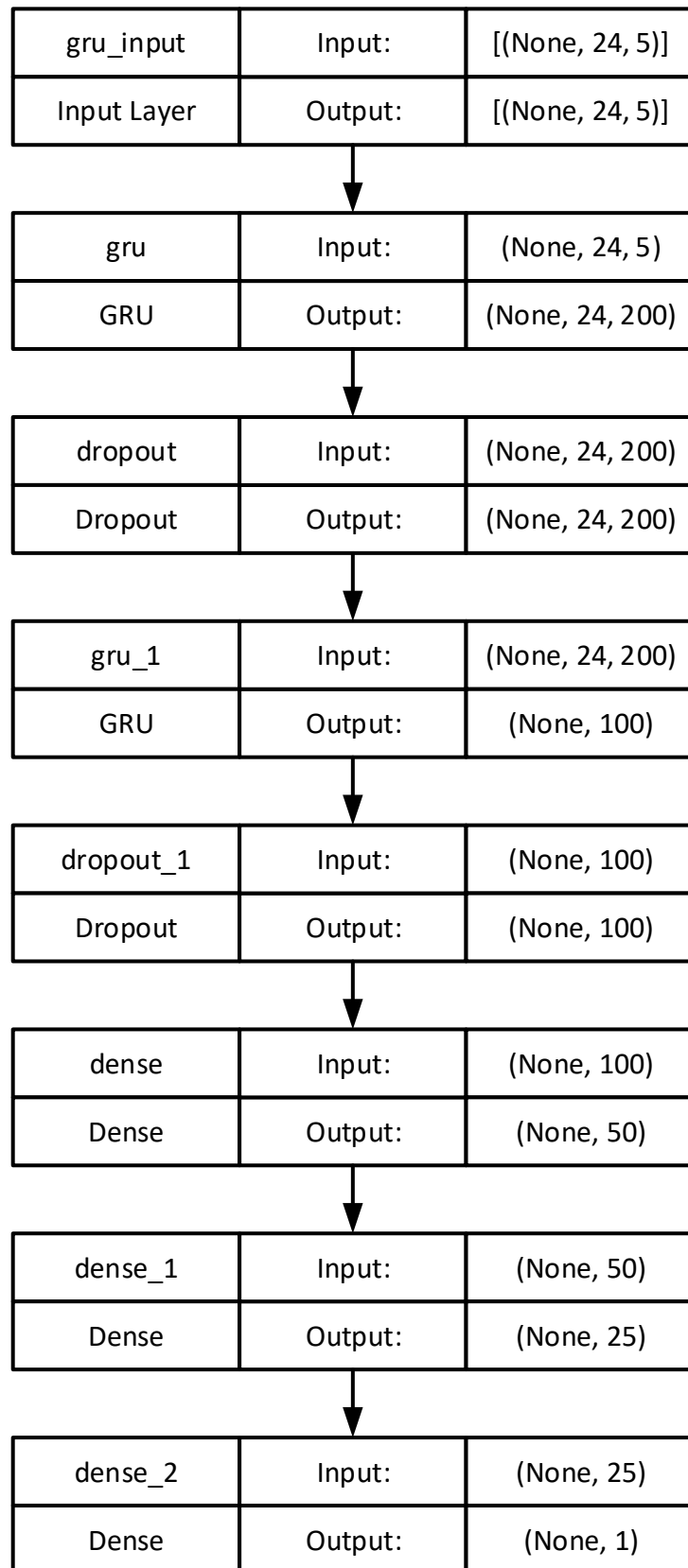


Рисунок А.3 – Архітектура розробленої ВРВ моделі прогнозування з додаванням випадajuчих шарів

ДОДАТОК Б

ТЕСТУВАННЯ РОЗРОБЛЕНОЇ ПІДСИСТЕМИ

Б.1 Функціональне тестування

Відповідно до вимог до розроблюваної підсистеми інтелектуальної підтримки користувачів, був створений перелік тест-кейсів, які наведено в таблицях Б.1 – Б.8.

Таблиця Б.1 – Тест-кейс успішної авторизації

Короткий опис	Перевірка можливості успішної авторизації			
Передумови	Користувач неавторизований та відкрито сторінку авторизації			
Кроки	№	Покрокові дії	Очікуваний результат	Статус
	1	Ввести логін у відповідне поле	Логін користувача введено	Пройдено
	2	Ввести пароль у відповідне поле	Пароль користувача введено	Пройдено
	3	Натиснути на кнопку «Вхід»	Відкрито головну сторінку	Пройдено

Таблиця Б.2 – Тест-кейс невдалої авторизації

Короткий опис	Перевірка можливості авторизації з неправильним логіном або паролем			
Передумови	Користувач неавторизований та відкрито сторінку авторизації			
Кроки	№	Покрокові дії	Очікуваний результат	Статус
	1	Ввести неправильний логін у відповідне поле	Логін користувача введено	Пройдено
	2	Ввести неправильний пароль у відповідне поле	Пароль користувача введено	Пройдено
3	Натиснути на кнопку «Вхід»	Виведено повідомлення про помилку під час авторизації	Пройдено	Пройдено

Таблиця Б.3 – Тест-кейс моніторингу показників енергоспоживання в реальному часі

Короткий опис	Перевірка можливості моніторингу показників енергоспоживання в реальному часі			
Передумови	Користувач авторизований та відкрито головну сторінку			
Кроки	№	Покрокові дії	Очікуваний результат	Статус
	1	Натиснути на кнопку «Переглянути розклад»	Відкрито сторінку «Календар» та обрано сьогоднішній день	Пройдено
	2	Перемістити положення повзунка до поточної години	Відображено інформацію про енергоспоживання для поточної години	Пройдено

Таблиця Б.4 – Тест-кейс оповіщення про небезпечні зміни у показниках, що моніторяться

Короткий опис	Перевірка можливості оповіщення користувача про небезпечні зміни у показниках, що моніторяться			
Передумови	Користувач авторизований та відкрито головну сторінку, а споживання електроенергії з мережі перевищує заданий поріг			
Кроки	№	Покрокові дії	Очікуваний результат	Статус
	1	Натиснути на кнопку «Переглянути розклад»	Відкрито сторінку «Календар» та обрано сьогоднішній день	Пройдено
	2	Зачекати оновлення даних	Виведено повідомлення про високе споживання електроенергії	Пройдено

Таблиця Б.5 – Тест-кейс перегляду списку всіх електроприладів

Короткий опис	Перевірка можливості перегляду списку електроприладів			
Передумови	Користувач авторизований та відкрито головну сторінку			
Кроки	№	Покрокові дії	Очікуваний результат	Статус
	1	Натиснути на кнопку «Побутові прилади»	Відкрито сторінку «Побутові прилади» зі списком всіх приладів	Пройдено
	2	Перемістити положення повзунка	Відбувається гортання списку електроприладів	Пройдено
3	Натиснути на кнопку «На головну»	Відкрито головну сторінку	Пройдено	

Таблиця Б.6 – Тест-кейс додавання нового побутового приладу до списку всіх електроприладів

Короткий опис	Перевірка можливості додавання нового побутового приладу до списку електроприладів			
Передумови	Користувач авторизований та відкрито головну сторінку			
Кроки	№	Покрокові дії	Очікуваний результат	Статус
	1	Натиснути на кнопку «Побутові прилади»	Відкрито сторінку «Побутові прилади» зі списком всіх приладів	Пройдено
	2	Ввести назву приладу у відповідне поле	Назву побутового приладу введено	Пройдено
	3	Ввести номінальну потужність приладу у відповідне поле	Номінальну потужність приладу введено	Пройдено
	4	Ввести кількість годин роботи приладу у відповідне поле	Кількість годин роботи приладу введено	Пройдено
	5	Натиснути на кнопку «Додати»	Оновлено список електроприладів, у якому відображено новий електроприлад	Пройдено

Таблиця Б.7 – Тест-кейс видалення побутового приладу зі списку всіх електроприладів

Короткий опис	Перевірка можливості видалення побутового приладу зі списку електроприладів			
Передумови	Користувач авторизований та відкрито головну сторінку			
Кроки	№	Покрокові дії	Очікуваний результат	Статус
	1	Натиснути на кнопку «Побутові прилади»	Відкрито сторінку «Побутові прилади» зі списком всіх приладів	Пройдено
	2	Біля необхідного приладу натиснути на кнопку «Видалити»	Оновлено список електроприладів, у якому видалено електроприлад	Пройдено

Таблиця Б.8 – Тест-кейс створення оптимального розкладу

Короткий опис	Перевірка можливості створити оптимальний розклад користування побутовими приладами на наступний день			
Передумови	Користувач авторизований та відкрито головну сторінку			
Кроки	№	Покрокові дії	Очікуваний результат	Статус
	1	Натиснути на кнопку «Створити розклад»	Відкрито сторінку «Планувальник розкладу»	Пройдено
	2	Натиснути на кнопку «Завтра»	Відображено порожній список запланованих приладів	Пройдено
	3	Натиснути на кнопку «Додати прилад»	Відкрито модальне вікно зі списком всіх електроприладів	Пройдено
	4	Біля необхідного приладу натиснути на кнопку «Додати»	Прилад додано до списку запланованих приладів	Пройдено
	5	Натиснути на необхідні значення початку та кінця роботи приладу	Відображено часовий інтервал роботи електроприладу	Пройдено
	6	Натиснути на кнопки «+» або «-» для зміни пріоритету	Змінено пріоритет електроприладу	Пройдено
	7	Натиснути на кнопку «Створити розклад»	Виведено повідомлення про необхідність зачекати	Пройдено
	8	Зачекати декілька секунд	Відкрито сторінку «Календар» та обрано завтрашній день	Пройдено

Під час тестування розробленої підсистеми було також виконано різні перевірки, перелік яких подано у таблиці Б.9.

Таблиця Б.9 – Контрольний список тестування

Категорія перевірки	Вимога	Статус
1	2	3
Доступність сторінок	Доступність сторінки авторизації користувача	Пройдено
	Доступність головної сторінки	Пройдено
	Доступність сторінки «Календар»	Пройдено
	Доступність сторінки «Планувальник розкладу»	Пройдено
	Доступність сторінки «Побутові приладі»	Пройдено
	Доступність сторінки «Про підсистему»	Пройдено
Можливості сторінки авторизації	Перенаправлення на сторінку авторизації при відсутності активної сесії	Пройдено
	Перенаправлення на головну сторінку при успішній авторизації	Пройдено
	Виведення повідомлення при невдалій спробі авторизації	Пройдено
Можливості сторінки «Календар»	Відображення розкладу користування електроприладами	Пройдено
	Відображення спрогнозованої генерації електроенергії	Пройдено
	Можливість відобразити розклад на «сьогодні»	Пройдено
	Можливість відобразити розклад на «завтра»	Пройдено
	Можливість відобразити розклад на «післязавтра»	Пройдено
	Відображення показників електроспоживання в реальному часі	Пройдено
	Виведення повідомлення у разі високого використання електроенергії із зовнішньої мережі	Пройдено
	Відображення назви та номінальної напруги для кожного побутового приладу	Пройдено
	Відображення побутових приладів червоним кольором, що перевищують генерацію електроенергії	Пройдено
	Відображення повного імені електроприладу при наведенні	Пройдено
	Можливість перейти на головну сторінку	Пройдено
	Можливість завершити сесію	Пройдено
Можливості сторінки «Планувальник розкладу»	Можливість обрати день створення розкладу	Пройдено
	Відображення повного імені для кожного приладу	Пройдено
	Відображення номінальної потужності для кожного приладу	Пройдено
	Відображення пріоритету для кожного приладу	Пройдено

Продовження таблиці Б.9.

1	2	3
	Можливість додати новий прилад до списку запланованих приладів	Пройдено
	Можливість видалити прилад зі списку запланованих приладів	Пройдено
	Можливість додати декілька приладів	Пройдено
	Можливість змінити пріоритет доданого приладу	Пройдено
	Можливість встановити максимальний пріоритет, що дорівнює п'ять	Пройдено
	Можливість встановити мінімальний пріоритет, що дорівнює один	Пройдено
	Можливість обрати часовий інтервал роботи приладу	Пройдено
	Можливість розпочати створення оптимального розкладу	Пройдено
	Можливість завершити сесію	Пройдено
Можливості сторінки «Побутові прилади»	Відображення списку всіх електроприладів	Пройдено
	Відображення повного імені для кожного приладу	Пройдено
	Відображення номінальної потужності для кожного приладу	Пройдено
	Відображення кількості годин роботи для кожного приладу	Пройдено
	Можливість гортати список електроприладів	Пройдено
	Можливість модифікувати інформацію про прилад	Пройдено
	Можливість видалити електроприлад зі списку	Пройдено
	Попередження користувача під час видалення приладу	Пройдено
	Можливість додати новий електроприлад	Пройдено
	Перевірка правильності введення даних під час додавання нового електроприладу	Пройдено
	Перевірка на вже існуючий електроприлад під час додавання	Пройдено
	Можливість перейти на головну сторінку	Пройдено
	Можливість завершити сесію	Пройдено
Можливості сторінки «Про підсистему»	Виведення опису розробленої підсистеми	Пройдено
	Виведення версії розробленої підсистеми	Пройдено
	Виведення використаних під час розробки технології	Пройдено
	Виведення інформації про розробника	Пройдено
	Можливість перейти на головну сторінку	Пройдено
	Можливість завершити сесію	Пройдено
Інше	Читабельний розмір шрифтів на сторінках	Пройдено
	Мова графічного інтерфейсу – українська	Пройдено
	Висока швидкість відклику підсистеми на дії користувача	Пройдено

Б.2 Кросплатформенне тестування

Для тестування було використано браузер «Google Chrome», який має вбудовані інструменти для емуляції різних платформ та розмірів дисплею. Результати тестування вебзастосунку на різних платформах представлені у таблиці Б.10.

Таблиця Б.10 – Результати кросплатформенного тестування

Платформа	Ширина дисплею	Статус
Мобільний пристрій	320 px (розмір S)	Пройдено
	375 px (розмір M)	Пройдено
	425 px (розмір L)	Пройдено
Планшет	768 px	Пройдено
Ноутбук	1024 px	Пройдено
Комп'ютер	1440 px (розмір L)	Пройдено
	2560 px (розмір 4K)	Пройдено

На рисунках Б.1 – Б.3 наведено приклад відображення вебзастосунку на різних платформах.

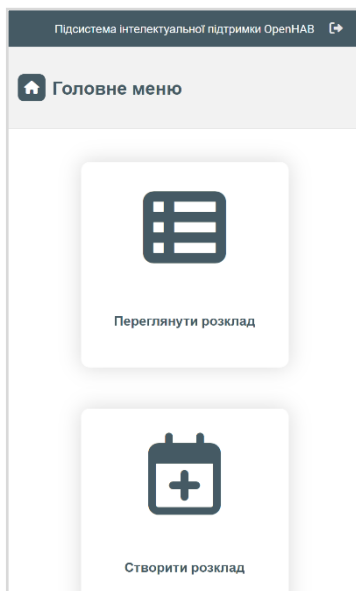


Рисунок Б.1 – Відображення вебзастосунку на мобільному пристрої

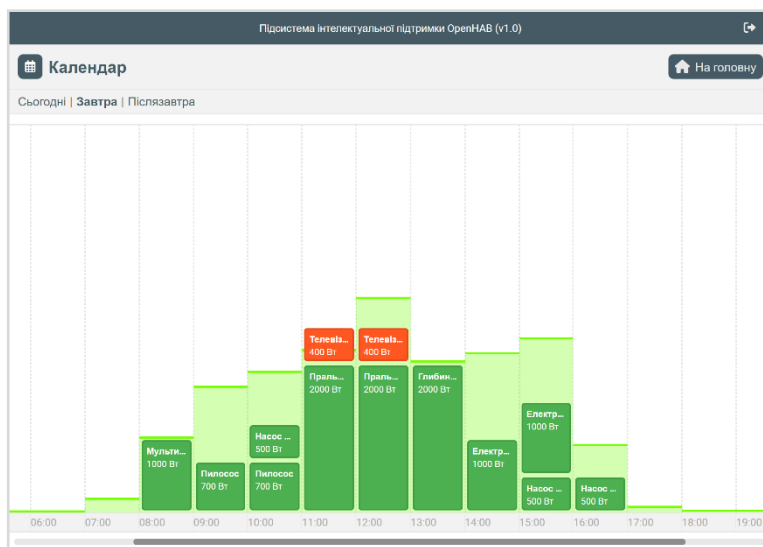


Рисунок Б.2 – Відображення вебзастосунку на планшеті



Рисунок Б.3 – Відображення вебзастосунку на комп'ютері