

**Лось Владислав Юрійович**

аспірант

Черкаський національний університет імені Богдана Хмельницького, Черкаси, Україна

ORCID: 0009-0009-3948-4392

los.vladyslav1122@vu.cdu.edu.ua

Розломій Інна Олександрівна

кандидат технічних наук, доцент,

доцент кафедри інформаційної безпеки та комп'ютерної інженерії

Черкаський державний технологічний університет, Черкаси, Україна

ORCID: 0000-0001-5065-9004

i.rozloomii@chdtu.edu.ua

ПЛАНУВАННЯ ГНУЧКОГО НАВАНТАЖЕННЯ В КІБЕРФІЗИЧНІЙ СИСТЕМІ ДОМОГОСПОДАРСТВА З СОНЯЧНОЮ ГЕНЕРАЦІЄЮ: НАДІЙНІСТЬ РІШЕНЬ ЗА НЕВИЗНАЧЕНОСТІ ВХІДНИХ ДАНИХ

Анотація. Системи керування енергією домогосподарства ухвалюють рішення про час роботи приладів на підставі даних, що надходять із зовнішніх і не завжди надійних джерел: прогнозу погоди, тарифу, опису приладів, заданого користувачем. Похибка або недоступність будь-якого з цих джерел може зробити розрахунково вигідний розклад невикладним і навіть дорожчим за звичний режим споживання. У статті запропоновано метод планування гнучкого навантаження на добу наперед, у якому розклад неподільних запусків приладів шукає генетичний алгоритм, а подільні навантаження розподіляються детермінованою жадібною процедурою всередині обчислення цільової функції. Метод доповнено п'ятьма механізмами, що підвищують надійність рішень: ступеневою деградацією джерела прогнозу генерації, вилученням із планування приладів із неповним описом, гарантією того, що план не дорожчий за базовий розклад, поверненням переліку порушених обмежень замість відмови та збереженням знімка вхідних даних для відтворення рішення. Метод досліджено на моделі реального домогосподарства із сонячною станцією 4 кВт за одноставкового, двозонного й трizonного тарифів. За точних даних план знижує вартість електроенергії за зонних тарифів на 18,5–26,9 % без станції і приблизно вдвічі в ясний день. За реальної похибки архівного прогнозу генерації впродовж семи діб план зберіг близько 75 % економії, досяжної за точного прогнозу, а за переходу на модель ясного неба як резервне джерело – близько 71 %. Точний оптимум, знайдений змішаним цілочисловим лінійним програмуванням, за реального прогнозу перевершує метод у середньому лише на 0,5–2,0 відсоткового пункту, а в найгіршу добу дає меншу економію; прості правила планування в ті самі доби дають від'ємну економію. Відносно фактичного споживання, коли мешканці вже вручну зсували навантаження, економія становила 14,4–22,1 %, тобто розбіжність опису приладів із дійсністю помітно змінює очікувану вигоду. Показано, що гарантія «не дорожче за базовий розклад» діє лише щодо прогнозу, і визначено напрями її поширення на фактичні умови.

Ключові слова: планування гнучкого навантаження; кіберфізична система; система керування енергією домогосподарства; надійність рішень; невизначеність прогнозу; генетичний алгоритм; сонячна генерація; керування попитом

ВСТУП

Постановка проблеми. Домогосподарство з власною сонячною станцією і гнучкими приладами – водонагрівачем, насосами, пральною машиною – може зменшити оплату за електроенергію, переносючи роботу цих приладів на години дешевого тарифу або надлишку власної генерації. Таке перенесення виконують системи керування енергією домогосподарства (СКЕД), які розглядають добовий розклад приладів як задачу оптимізації з обмеженнями [1], [2]. СКЕД є кіберфізичною системою: розклад,



обчислений у цифровому контурі, змінює фізичний режим споживання, а сам розклад залежить від даних, які система не контролює.

До такої системи застосовні ті самі вимоги, що й до будь-якої інформаційної системи, від якої залежить фізичний процес: доступність сервісу, цілісність даних і результату, коректна поведінка за збоїв [3]. Для СКЕД ці вимоги мають конкретний зміст. Прогноз генерації надходить від стороннього сервісу і може бути неточним або недоступним; опис приладів задає користувач, і цей опис може не відповідати тому, як прилади працюють насправді; результат стохастичного пошуку від запуску до запуску різний. Спотворення прогнозів, які отримує планувальник, уже розглядають як вектор атаки, що змінює розклади й рахунки споживачів [4]. Отже, потрібен метод планування, рішення якого лишаться корисними й передбачуваними за неточних, неповних або недоступних вхідних даних, і кількісна оцінка того, наскільки це вдається.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Для планування роботи побутових приладів широко застосовують змішане цілочислове лінійне програмування (MILP) [5] і метаевристики, зокрема для мінімізації вартості за тарифів, диференційованих за часом доби [6]. Генетичні алгоритми, огляд операторів і застосувань яких наведено в [7], використовують лише значення цільової функції, тому її можна змінювати без зміни механізму пошуку. В оглядах СКЕД наголошують на компромісі між якістю розв'язку й обчислювальними витратами [2]; для будинків із фотоелектричною мікроустановкою розглянуто спільне планування накопичувача і гнучких навантажень [8].

Невизначеність у задачах керування енергією описують імовірно, можливо або на основі теорії інформаційного розриву й відповідно застосовують стохастичну, робастну, нечітку оптимізацію чи прогнозне керування [9]. Для домогосподарства запропоновано сценарний опис невизначених величин у поєднанні з кількома стратегіями керування попитом [10]. Порівняння методів керування за реалістичних умов показало, що похибки прогнозу погоди й поведінки мешканців зменшують ефект СКЕД, а серед порівняних підходів перевагу за таких умов має стохастичне прогнозне керування [11]. Систематичний огляд програм керування попитом показує, що надійнішої реакції споживачів досягають стимулами, адаптованими до їхньої поведінки [12]. Точність прогнозу сонячної генерації обмежена якістю опису атмосферних процесів у числових моделях погоди [13]; для української сонячної електростанції показано, що модель на вимірюваннях власної метеостанції точніша за модель на відкритих супутникових даних [14], тоді як у домогосподарстві власної метеостанції зазвичай немає. Невизначеною є поведінка мешканців: окрема реалізація добового графіка навантаження має значно більший розмах коливань, ніж усереднений профіль [15], а потенціал керування попитом доводиться оцінювати на профілях, згенерованих за соціально-демографічними характеристиками [16].

З погляду безпеки пристрої розумного будинку розглядають як об'єкт оцінювання ризиків [17], а для планування в енергомережі показано, що зміщення або масштабування прогнозів, які подають учасники, знижує рахунок зловмисника і погіршує показники інших споживачів та мережі [4]. Опис приладів, потрібний для планування, можна отримати з показів одного лічильника методами неінвазивного моніторингу навантаження [18], [19], зокрема на основі генетичних алгоритмів, які шукають запуски приладів, що найкраще пояснюють сумарний сигнал [20], [21].

У розглянутих працях невизначеність здебільшого враховують у самій оптимізаційній задачі, що потребує імовірного опису невизначених величин, якого в домогосподарстві зазвичай немає. Поведінку планувальника в разі відмови джерела даних або заміни його резервним, гарантію того, що автоматичне планування не погіршить звичний режим, і порівняння очікуваної вигоди з вигодою відносно фактичного споживання в цих працях окремо не досліджено. Цим питанням присвячено статтю.

Мета статті – розробити метод планування гнучкого навантаження домогосподарства із сонячною генерацією з механізмами, що зберігають корисність і передбачуваність рішень за неточних, неповних і недоступних вхідних даних, та експериментально оцінити, яку частку вигоди плану вдається зберегти за реальної похибки прогнозу генерації, за переходу на резервне джерело прогнозу та за розбіжності між описом приладів і фактичним споживанням.

ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ ДОСЛІДЖЕННЯ

1. Модель задачі планування

Планову добу поділено на T слотів тривалістю Δ год (у дослідженні $\Delta = 0,25$, $T = 96$). Прилади домогосподарства поділено на три класи: фіксовані A^F , розклад яких не змінюється; гнучкі неподільні A^N , запуск яких можна перенести лише цілком; гнучкі подільні A^S , для яких важлива лише сумарна тривалість роботи за добу. Неподільний прилад a описано формою запуску π_a (Вт за слотами), тривалістю d_a , кількістю запусків r_a , мінімальною паузою між ними m_a і дозволим вікном від слота $w_a^{\min}$ до слота



$w_a^{\max}$. Подільний прилад b описано потужністю p_b , квотою q_b слотів роботи і вікном. Ці параметри отримують із репрезентативних добових патернів приладів, заданих користувачем або визначених з історії споживання й уточнених за показами лічильника методом неінвазивного моніторингу.

Розв'язком є хромосома $X = (s_1, \dots, s_K)$ слотів початку всіх K неподільних запусків і множини S_b слотів роботи подільних приладів. Навантаження в слоті t дорівнює

$$L_t = P_t^{\text{fix}} + \sum_{k=1}^K \left(\pi_{a_k, t-s_k+1} \mathbf{1}(s_k \leq t < s_k + d_k) \right) + \sum_{b \in A^S} (p_b \mathbf{1}(t \in S_b)), \quad (1)$$

де P_t^{fix} – навантаження фіксованих приладів; $\mathbf{1}(\cdot)$ – індикаторна функція умови. Власна генерація P_t^{pv} покриває навантаження першою, решта береться з мережі:

$$I_t = \max(L_t - P_t^{\text{pv}}, 0), \quad C = \frac{\Delta}{1000} \sum_{t=1}^T c_t I_t, \quad (2)$$

де I_t – потужність, спожита з мережі, Вт; c_t – ціна електроенергії в слоті, грн/(кВт·год); C – вартість доби, грн. Надлишок генерації в цій постановці не продається, тому мінімізація C водночас переносить навантаження в години дешевого тарифу і в години надлишку генерації.

Обмеження (вікна, паузи, квоти подільних приладів, потужність приєднання G) враховано штрафом, і задача набуває вигляду

$$J(X) = C(X) + M n(X) + \frac{\gamma}{1000} \sum_{t=1}^T \max(I_t - G, 0) \rightarrow \min, \quad (3)$$

де n – кількість порушень обмежень; M – штраф за одне порушення, значно більший за реалістичну добову вартість, тож будь-який допустимий розклад кращий за недопустимий [22]; γ – штраф за 1 кВт перевищення потужності приєднання (у реалізації $M = 1000$, $\gamma = 100$ грн). Пристосованість хромосоми $F = 1/(1 + J)$.

Таке кодування, де ген описує один запуск приладу, застосовують і в еволюційних методах неінвазивного моніторингу [20], [21]. Дезагрегація шукає запуски, які найкраще пояснюють виміряне сумарне споживання, планування – запуски, які найдешевше покрити очікуваним енергопостачанням. Це дає змогу використати той самий еволюційний механізм, змінивши цільову функцію й правило породження гена: у плануванні слот початку обирається рівномірно в межах вікна, тому обмеження вікна виконуються за побудовою. Використано турнірну селекцію (турнір із трьох хромосом), однокоткове схрещування з імовірністю 0,8, мутацію гена повторним породженням з імовірністю 0,2 і збереження двох найкращих хромосом; популяція налічує 100 хромосом, пошук зупиняється після 300 поколінь, після 30 поколінь без покращення або за лімітом часу 240 с.

2. Детермінований розподіл подільних навантажень

Кодування подільних приладів генами різко збільшило б простір пошуку, тому множини S_b обчислюються для кожної хромосоми під час оцінювання цільової функції. Подільні прилади опрацьовують у порядку спадання потужності; для чергового приладу обчислюють надлишок генерації $e_t = \max(P_t^{\text{pv}} - L_t, 0)$ за поточного навантаження і граничну вартість роботи в слоті

$$\mu_{b,t} = \frac{\Delta}{1000} c_t \max(p_b - e_t, 0), \quad (4)$$

після чого до S_b включають q_b допустимих слотів із найменшими $\mu_{b,t}$. Для одного приладу такий вибір оптимальний; для кількох приладів послідовне розміщення є евристикою, яка без власної генерації також дає оптимум, оскільки внески слотів тоді не залежать від інших приладів.

3. Механізми надійності рішень

Метод доповнено п'ятьма механізмами (рис. 1), кожен з яких відповідає на певний вид невизначеності або збою вхідних даних. Механізми M1 і M4 забезпечують доступність сервісу планування, M3 обмежує можливу шкоду від рішення, M2 і M5 стосуються цілісності даних і можливості перевірити рішення [3].



Рис. 1. Структура методу планування з механізмами надійності рішень M1–M5

M1. Ступенева деградація джерела прогнозу. Вектор генерації P_t^{pv} обчислюється моделлю станції за прогнозом сонячного опромінення відкритого сервісу числового прогнозу погоди [23]: опромінення в площині модулів визначається за положенням Сонця, нахилом і азимуту модулів з ізотропною моделлю розсіяного випромінювання [24] і переводиться в потужність із коефіцієнтом системних втрат 0,86, але не більше за номінальну потужність станції. Джерело обирається за ступенями: прогноз із кроком 15 хв; погодинний прогноз, інтерпольований на сітку слотів; модель ясного неба бібліотеки `pvlib` [25], якщо сервіс недоступний; нульова генерація, якщо станцію не задано. Недоступність сервісу не зупиняє планування, а використане джерело зберігається разом із планом.

M2. Вилучення приладів із неповним описом. Гнучкий прилад, для якого не вдається визначити ні тривалість роботи, ні потужність, переводиться до фіксованих. Система не ухвалює рішень щодо приладу, поведінку якого вона не може змодельовати.

M3. Гарантія «не дорожче за базовий розклад». Базовим розкладом L^0 є звичний режим, у якому кожен прилад працює за своїм патерном; його вартість C_0 . До початкової популяції додається хромосома X^0 , у якій кожен запуск стоїть на початку свого патерну, а елітизм зберігає найкращу хромосому між поколіннями, тому $J(X^*) \leq J(X^0)$. Оскільки послідовний розподіл подільних навантажень для X^0 може відрізнятись від їхнього розміщення в L^0 , після пошуку план додатково порівнюється з базовим розкладом: якщо $J(X^*) > C_0$, а базовий розклад задовольняє обмеження, планом стає базовий розклад. Отже,

$$C^* \leq C_0 \quad (5)$$

за будь-якого обчислювального бюджету, зокрема коли пошук зупинено за лімітом часу. Нерівність (5) виконується для генерації, за якою план будувався, тобто для прогнозу; за фактичної генерації її не гарантовано, і саме цей розрив досліджено експериментально.

M4. Відповідь без відмови. Якщо допустимого розкладу не знайдено, план не відкидається: користувач отримує найкращий знайдений розклад разом із переліком порушених обмежень у зрозумілій формі («запуск поза дозволим вікном», «перевищено потужність приєднання в n слотах»), що вказує, яке обмеження слід послабити.

M5. Знімок вхідних даних. Разом із планом зберігаються тариф, параметри станції, обмеження приладів, вектор генерації та його джерело. Тому будь-який план можна перерахувати й пояснити навіть після зміни налаштувань, а архів планів дає змогу порівнювати прогнозовані й фактичні показники та виявляти невідповідності вхідних даних.



МЕТОДИКА ДОСЛІДЖЕННЯ

Об'єкт. Експерименти виконано на моделі реального домогосподарства в м. Черкаси із сонячною станцією 4,0 кВт (10 модулів по 400 Вт, нахил 45°, азимут 180°) і потужністю приєднання 10 кВт; крок планування – 15 хв. Гнучкими є чотири прилади, які мешканець погоджується переносити в часі (табл. 1); решта приладів фіксовані. Звичайний режим такий: водонагрівач гріє воду вночі, пральну машину запускають о 10:00, насос басейну вмикається на 12 год від 08:00, насос поливу – на дві години опівдні.

Таблиця 1

Гнучкі прилади експериментального домогосподарства

Прилад	Клас	Потужність, Вт	Тривалість або квота, слотів	Вікно
Водонагрівач	подільний	1500	14	доба
Пральна машина	неподільний	500	5	08:00–22:00
Насос басейну	подільний	700	48	доба
Насос поливу	подільний	1100	8	доба

Тарифи. Розглянуто одноставковий тариф Т1 (4,32 грн/(кВт·год)), двозонний Т2 (нічна зона 23:00–07:00 з коефіцієнтом 0,5) і тризонний Т3 (нічна зона 23:00–07:00 з коефіцієнтом 0,4, пікові зони 08:00–11:00 і 20:00–22:00 з коефіцієнтом 1,5, решта доби – напівпик). Тарифи модельні: абсолютні ціни умовні, тому основним показником є відносна економія, яка залежить лише від співвідношення цін зон.

Чинники невизначеності. Досліджено чотири чинники (табл. 2). Чинники Н1–Н3 відтворено на реальних даних, а не штучним зашумленням; Н4 – на синтетичних наборах приладів.

Таблиця 2

Чинники невизначеності та спосіб їх відтворення в експерименті

Чинник	Що відтворює	Як відтворено
Н1. Похибка прогнозу генерації	неточність зовнішнього джерела	план за архівним прогнозом, випущеним до початку доби; вартість – за фактичною генерацією; 1–7 липня 2026 р.
Н2. Недоступність прогнозу	перехід на резервне джерело (M1)	план за моделлю ясного неба; вартість – за фактичною генерацією; ті самі доби
Н3. Розбіжність опису приладів із дійсністю	неточність опису, заданого користувачем	базовий розклад – фактичне споживання за лічильником; розклади гнучких приладів відновлено дезагрегацією сигналу лічильника генетичним алгоритмом за патернами приладів; ті самі доби
Н4. Стохастичність пошуку	розкид результату генетичного алгоритму	30 повторних прогонів пошуку з різними початковими значеннями генератора; синтетичні набори з $K = 2 \dots 16$ неподільних запусків приладів

Фактичну генерацію обчислено тією самою моделлю станції за фактичним опроміненням – реаналізом ERA5 [26], отриманим з архіву сервісу [23]. Вимірювання інвертора для цього непридатні: в автономному режимі інвертор обмежує потужність станції, коли батарею заряджено, і реєструє лише використану генерацію.

Показники. Відносна економія плану

$$\varepsilon = \frac{c_0 - c^*}{c_0} \cdot 100 \%. \quad (6)$$

План X^* будується за прогнозом P_t^{pv} , а виконується за фактичної генерації P_t^f , тому його фактична вартість



$$C^f(L) = \frac{4}{1000} \sum_{t=1}^T c_t \max(L_t - P_t^f, 0). \quad (7)$$

Фактична економія дорівнює $E^f = C^f(L^0) - C^f(L^*)$. Для тієї самої доби будується також план L^0 за фактичною генерацією (план за точного прогнозу). Ціну похибки прогнозу і частку збереженої вигоди визначено як

$$\rho = C^f(L^*) - C^f(L^0), \quad \kappa = \frac{\sum_d [c_d^f(L_d^0) - c_d^f(L_d^*)]}{\sum_d [c_d^f(L_d^0) - c_d^f(L_d^0)]}, \quad (8)$$

де d – доба. Похибку прогнозу за добу характеризує нормована середня абсолютна похибка

$$\text{nMAE} = \frac{\sum_t |P_t^{\text{pv}} - P_t^f|}{\sum_t P_t^f} \cdot 100\%. \quad (9)$$

Методи порівняння. План методу порівнюється з базовим розкладом, з точним оптимумом тієї самої задачі, знайденим методом MILP [5] (розв'язувач CBC через бібліотеку PuLP, один потік, ліміт 300 с), і з двома правилами, що моделюють очевидні стратегії користувача: «найдешевша зона» (кожен гнучкий прилад окремо ставиться на найдешевші за тарифом години свого вікна) і «пік генерації» (кожен гнучкий прилад окремо ставиться на години з найбільшою очікуваною генерацією). Усі розклади оцінюються однією функцією вартості. Порівнянність забезпечено трьома умовами: план і базовий розклад споживають однакову енергію; патерни приладів лежать у межах дозволених вікон; штраф M перевищує вартість базового розкладу. Кожен сценарій виконувався $R = 30$ разів (точні дані, Н4) або $R = 10$ разів (Н1–Н3) з різними початковими значеннями генератора; наведено медіану. Для відтворюваності разом із результатами збережено версію програмного коду, початкові значення генератора й знімки вхідних даних кожного плану.

РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕННЯ

4. Ефект плану за точних даних

Перед оцінюванням впливу невизначеності визначено, яку вигоду дає план, коли вхідні дані точні (табл. 3). Генерацію ясного дня (15.07.2025) задано моделлю ясного неба, хмарного дня (12.11.2025) – за архівом погоди.

Таблиця 3

Відносна економія і частка спожитої власної генерації за точних даних

Умови генерації	ε, % (T1)	ε, % (T2)	ε, % (T3)	Частка власної генерації: база → план
Без станції	0,0	18,5	26,9	–
Ясний день	50,7	48,6	50,9	0,61 → 0,78...0,80
Хмарний день	0,0	21,2	28,5	1,00 → 0,93...1,00

Нульова економія без станції за одноставкового тарифу є контрольною: за сталої ціни й відсутності генерації вартість не залежить від розміщення запусків. У хмарний день генерації мало, вона вся споживається на місці, і за одноставкового тарифу план також не має чого виграти. Без станції економію дає лише різниця цін зон: водонагрівач і насоси переходять у нічну зону. У ясний день план знижує вартість приблизно вдвічі за будь-якого тарифу, а частка спожитої власної генерації зростає з 0,61 до 0,78–0,80. Якщо план будується не напередодні, а впродовж доби, частина навантаження вже відпрацювала за звичним розкладом: за тарифу T3 у ясний день економія становить 50,9 % для плану на добу наперед, 16,9 % для плану, побудованого о 06:00, і 6,3–10,5 % удень. Тому основним режимом є планування на добу наперед, а перепланування впродовж доби – засобом корекції.

5. Вплив похибки прогнозу і резервного джерела (Н1, Н2)

Очікувану й фактичну економію за сім діб наведено в табл. 4 і на рис. 2.



Таблиця 4

Похибка прогнозу генерації і відносна економія за добами (тариф Т3)

Доба	nMAE, % (архівний прогноз)	nMAE, % (ясне небо)	ε очікувана, %	ε фактична, % (архівний прогноз)	ε фактична, % (ясне небо)	ε за точного прогнозу, %
01.07	4,1	3,8	50,4	51,5	51,5	51,7
02.07	2,1	3,2	50,6	51,5	51,5	51,6
03.07	7,8	9,1	51,8	51,0	45,5	53,7
04.07	36,7	48,0	25,1	10,8	-2,6	34,8
05.07	20,9	9,7	38,2	37,8	37,8	48,6
06.07	31,6	15,9	29,6	28,8	20,2	50,4
07.07	27,5	10,1	41,9	33,7	48,8	50,9
Разом, грн	18,7	14,3	80,57	61,03	57,23	80,86

Примітка. Очікувана економія – для плану за архівним прогнозом. У рядку «Разом» nMAE обчислено за сім діб, економію подано в гривнях (сума медіан за добами).

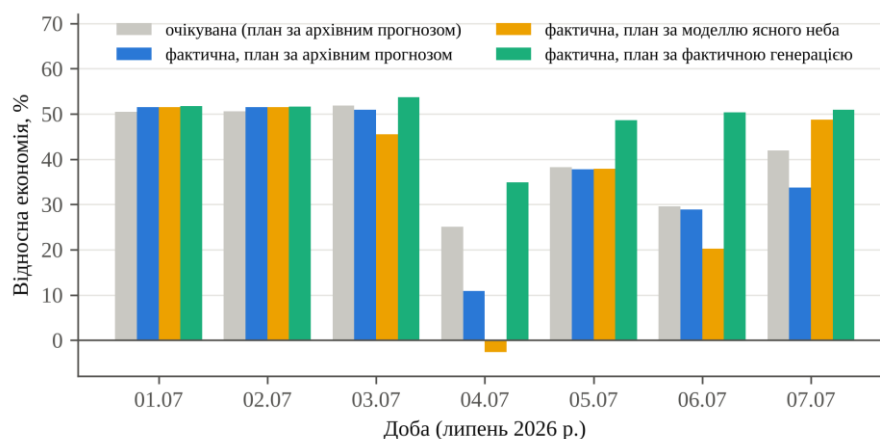


Рис. 2. Очікувана й фактична відносна економія плану за добами залежно від джерела прогнозу генерації (тариф Т3)

У ясні доби (1–3 липня) nMAE не перевищує 9 %, і фактична економія практично дорівнює очікуваній. Коли хмарність змінна (4–7 липня), похибка прогнозу становить 21–48 %, і фактична економія стає меншою за очікувану. За сім діб очікувана економія плану за архівним прогнозом становила 80,57 грн, фактична – 61,03 грн; план за точного прогнозу зекономив би 80,86 грн. Отже, за реальної похибки прогнозу план зберіг $\kappa \approx 0,75$ можливої вигоди, а похибка прогнозу коштувала домогосподарству близько чверті можливої економії.

Перехід на модель ясного неба (механізм M1) зберіг $\kappa \approx 0,71$: 57,23 грн проти 61,03 грн за архівного прогнозу. Резервне джерело, яке не потребує жодного зовнішнього сервісу, втрачає лише кілька відсотків вигоди порівняно з основним, тому деградація джерела не призводить до втрати корисності планування. Водночас у ці доби модель ясного неба мала меншу сумарну nMAE (14,3 %), ніж архівний прогноз (18,7 %), але дала меншу економію. Причина – напрямок похибки: архівний прогноз у хмарні доби занижував добову енергію генерації на 20–31 %, а модель ясного неба завищувала її (4 липня – на 44 %). Завищений прогноз переносить навантаження в години, коли генерації насправді немає, і воно оплачується за денною ціною; 4 липня план за моделлю ясного неба виявився на 2,6 % дорожчим за базовий розклад. Занижений прогноз зменшував вигоду, але в жодну з розглянутих діб не зробив план дорожчим за базовий розклад за описом. Отже, гарантія (5) за фактичних умов не виконується автоматично; у розглянутих добах її порушило саме завищення прогнозу, проте сім діб недостатньо, щоб узагальнювати цей висновок.

6. Порівняння з точним оптимумом і правилами планування

Відносну економію методу, точного оптимуму й правил за сім діб наведено в табл. 5.



Таблиця 5

Відносна економія методу, точного оптимуму і правил планування за сім діб, %				
Тариф	Правило «найдешевша зона»	Правило «пік генерації»	Метод	Оптимум MILP
T1, точний прогноз	–	–	48,7 (33,0...55,1)	54,9 (33,0...60,8)
T2, точний прогноз	–	–	46,1 (30,4...51,6)	52,4 (31,7...59,0)
T3, точний прогноз	–	–	48,8 (34,8...53,7)	54,1 (35,7...60,3)
T1, архівний прогноз	–64,5 (–68,5...–56,1)	26,3 (–8,1...40,1)	41,8 (11,5...56,6)	43,8 (5,7...60,8)
T2, архівний прогноз	–52,8 (–58,6...–41,9)	0,0 (–48,2...20,6)	35,5 (9,5...51,2)	36,5 (0,7...59,0)
T3, архівний прогноз	–28,4 (–35,1...–11,5)	–11,0 (–57,2...12,5)	37,9 (10,8...51,5)	38,4 (7,8...60,3)

Примітка. Середнє за сім діб, у дужках – найменше й найбільше значення; вартість обчислено за фактичною генерацією.

За точного прогнозу оптимальний розклад заощаджує в середньому на 5,3–6,3 відсоткового пункту більше, ніж метод. Повний перебір слотів початку показав, що метод щоразу знаходить найдешевший розклад серед тих, які він здатен побудувати; отже, відставання спричиняє не еволюційний пошук, а послідовний розподіл подільних навантажень: водонагрівач як найпотужніший прилад розміщується першим і забирає найкращі години надлишку генерації, тож для насосів його лишається замало. За реального прогнозу перевага оптимуму зменшується до 0,5–2,0 відсоткового пункту, а в окремі доби оптимальний розклад фактично дорожчий за план методу (до 8,8 відсоткового пункту). Розклад, точно підігнаний під прогнозований надлишок генерації, чутливіший до похибки прогнозу; найменша за сім діб економія методу більша, ніж найменша економія оптимального розкладу, за кожного з трьох тарифів (9,5–11,5 % проти 0,7–7,8 %). Для лінійної функції вартості (2) розв'язувач MILP знаходить оптимум цих задач за 0,03–1,6 с, тож генетичний алгоритм не має переваги в швидкодії. Його використано тому, що він спільний із методом неінвазивного моніторингу і не накладає вимог лінійності на цільову функцію, яку доведеться ускладнювати, зокрема для врахування накопичувача; резерв якості методу – у спільному розподілі подільних навантажень.

Обидва правила розглядають кожен прилад окремо і не бачать, що генерація та потужність приєднання спільні для всіх приладів. Правило «найдешевша зона» ігнорує генерацію, переносить навантаження вночі й за наявності станції дає від'ємну економію в усі доби. За правилом «пік генерації» усі гнучкі прилади збираються в кілька найсонячніших годин; їхнє сумарне споживання більше за генерацію, і різниця оплачується з мережі, тому в окремі доби економія від'ємна за кожного тарифу. Метод за реального прогнозу в жодну добу не дав від'ємної економії (найменше значення – 9,5 %).

7. Вплив розбіжності опису приладів із дійсністю (НЗ)

У попередніх серіях економію обчислено відносно базового розкладу за описом приладів. Щоб оцінити вигоду відносно того, як прилади працювали насправді, базою взято фактичне споживання за лічильником за ті самі сім діб, а розклади гнучких приладів відновлено дезагрегацією (табл. 6).

Таблиця 6

Відносна економія відносно фактичного споживання за сім діб, %				
Тариф	Без станції	План за архівним прогнозом	План за точного прогнозу	Оптимум MILP
T1	0,0	14,4	15,6	23,9
T2	22,8	19,1	20,4	29,5
T3	31,0	22,1	23,5	31,9

Примітка. Економію обчислено за сумами вартостей за сім діб; вартість – за фактичною генерацією.

Без станції економія відносно факту більша, ніж відносно опису (22,8 і 31,0 % проти 18,5 і 26,9 %): насправді насоси працювали вдень, у дорожчих зонах. Зі станцією – навпаки, економія становить 14,4–22,1 % проти приблизно 50 % відносно опису в ясний день: у ці доби мешканець уже вручну вмикав гнучкі



прилади під генерацію, і фактичний режим використовував її краще, ніж опис. Отже, неточність опису може як завищувати, так і занижувати очікувану вигоду, а економія відносно факту є вигодою понад ручне керування, тобто нижньою межею користі методу. У дві з семи діб метод навіть за точного прогнозу не знайшов розкладу, дешевшого за фактичний (оптимум MILP у ці доби дав 7–11 %), а 7 липня, коли архівний прогноз занизив генерацію на 27 %, план за прогнозом був на 14,7 % дорожчим за фактичний режим. Отже, відносно фактичної поведінки мешканців гарантію (5) може порушити і занижений прогноз.

8. Надійність еволюційного пошуку (Н4)

Без власної генерації для задач до шести неподільних запусків приладів усі 30 прогонів пошуку знаходять оптимум, підтверджений методом MILP (для трьох запусків – також повним перебором), а для восьми запусків 97 % прогонів відхиляються від оптимуму не більш як на 1 %. За 12–16 запусків розкид зростає, але найкращий із 30 прогонів збігається з оптимумом; тривалість одного прогону не перевищує 0,3 с. Зі станцією, поки генерації вистачає на всі прилади (до восьми запусків), найкращий прогін також збігається з оптимумом. За 12–16 запусків, коли генерації на всі прилади не вистачає, найкращий прогін дорожчий за оптимум на 47–51 %, що відповідає 4,8–5,6 відсоткового пункту економії, і збільшення популяції та ліміту стагнації цього майже не змінює. Для реального домогосподарства з одним неподільним приладом пошук надійний; для задач із багатьма неподільними приладами й обмеженою генерацією доцільний точний розв'язувач, хоча й він за 16 запусків не довів оптимальності за 300 с.

Обмеження дослідження. Експеримент охоплює сім літніх діб одного домогосподарства. Фактичну генерацію обчислено моделлю станції, а не виміряно, тому похибка самої моделі станції в оцінку не входить; за вимірюваннями інвертора в ранкові години, коли він не обмежує генерацію, модель занижує її приблизно в 1,33 раза. Накопичувач енергії і продаж надлишку генерації не моделюються, прогноз використовується як детермінований. Навмисне спотворення вхідних даних не досліджено: розглянуто природну похибку прогнозу, недоступність джерела й неточність опису.

ВИСНОВКИ ТА ПЕРСПЕКТИВИ ПОДАЛЬШИХ ДОСЛІДЖЕНЬ

Наукова новизна полягає в тому, що метод планування гнучкого навантаження, у якому генетичний алгоритм із кодуванням «ген – запуск приладу», спільним із еволюційними методами неінвазивного моніторингу, шукає розклад неподільних запусків приладів, а подільні навантаження розміщуються жадібною процедурою під час оцінювання хромосоми, доповнено механізмами надійності рішень: ступеневою деградацією джерела прогнозу, вилученням приладів із неповним описом, гарантією «не дорожче за базовий розклад» за будь-якого обчислювального бюджету, відповіддю без відмови з переліком порушень і збереженням знімка вхідних даних. Запропоновано також методику оцінювання вигоди плану за фактичної генерації – з часткою збереженої вигоди та відносно фактичного споживання, – яка відокремлює втрати через похибку прогнозу від можливостей методу.

Практичне значення. Метод реалізовано в програмному комплексі цифрового двійника домогосподарства: планування продовжує працювати за недоступності сервісу прогнозу, кожен план можна відтворити за збереженими вхідними даними, а користувач отримує зрозумілий перелік обмежень, які заважають побудувати план.

За точних даних план знижує вартість електроенергії за зонних тарифів на 18,5–26,9 % без власної генерації і приблизно вдвічі в ясний день. За реальної похибки архівного прогнозу генерації план зберіг близько 75 % вигоди, досяжної за точного прогнозу, а за резервного джерела – моделі ясного неба – близько 71 %; отже, відмова сервісу прогнозу не позбавляє планування корисності. Перевага точного оптимуму, що за точного прогнозу становить 5,3–6,3 відсоткового пункту, за реального прогнозу зменшується до 0,5–2,0, а найменша за добами економія методу більша, ніж в оптимального розкладу; прості правила планування за тих самих умов дають від'ємну економію. Відносно фактичного споживання, коли мешканці вже зсували навантаження вручну, економія становить 14,4–22,1 %, тому оцінювати вигоду СКЕД слід відносно фактичного режиму, а не відносно опису приладів.

Гарантія «не дорожче за базовий розклад» виконується щодо прогнозу й опису, але за фактичних умов порушувалася в окремі доби: відносно базового розкладу за описом – за завищеного прогнозу генерації, відносно фактичного режиму – і за заниженого. Напрями подальших досліджень: поширення цієї гарантії на фактичні умови за рахунок консервативного (заниженого) прогнозу або сценарного планування за квантилями прогнозу та перепланування за оновленим прогнозом; спільний розподіл подільних навантажень, що за точного прогнозу дає до 10 відсоткових пунктів додаткової економії; урахування накопичувача; виявлення спотворених вхідних даних за знімками планів, зокрема перевірка прогнозу генерації на неперевищення моделі ясного неба; багатосезонні експерименти на кількох домогосподарствах.



СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Beaudin, M., & Zareipour, H. (2015). Home energy management systems: A review of modelling and complexity. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 45, 318–335. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2015.01.046>
2. Han, B., Zahraoui, Y., Mubin, M., Mekhilef, S., Seyedmahmoudian, M., & Stojcevski, A. (2023). Home energy management systems: A review of the concept, architecture, and scheduling strategies. *IEEE Access*, 11, 19999–20025. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3248502>
3. Avizienis, A., Laprie, J.-C., Randell, B., & Landwehr, C. (2004). Basic concepts and taxonomy of dependable and secure computing. *IEEE Transactions on Dependable and Secure Computing*, 1(1), 11–33. <https://doi.org/10.1109/TDSC.2004.2>
4. Pilz, M., Baghaei Naeini, F., Grammont, K., Smagghe, C., Davis, M., Nebel, J.-C., Al-Fagih, L., & Pfluegel, E. (2020). Security attacks on smart grid scheduling and their defences: A game-theoretic approach. *International Journal of Information Security*, 19(4), 427–443. <https://doi.org/10.1007/s10207-019-00460-z>
5. Sou, K. C., Weimer, J., Sandberg, H., & Johansson, K. H. (2011). Scheduling smart home appliances using mixed integer linear programming. In *Proceedings of the 50th IEEE Conference on Decision and Control and European Control Conference* (pp. 5144–5149). IEEE. <https://doi.org/10.1109/CDC.2011.6161081>
6. Liemthong, R., Srithapon, C., Ghosh, P. K., & Chatthaworn, R. (2022). Home energy management strategy-based meta-heuristic optimization for electrical energy cost minimization considering TOU tariffs. *Energies*, 15(2), 537. <https://doi.org/10.3390/en15020537>
7. Katoch, S., Chauhan, S. S., & Kumar, V. (2021). A review on genetic algorithm: Past, present, and future. *Multimedia Tools and Applications*, 80(5), 8091–8126. <https://doi.org/10.1007/s11042-020-10139-6>
8. Korab, R., Połomski, M., & Naczyński, T. (2024). Optimal scheduling of energy storage and shiftable loads in grid-connected residential buildings with photovoltaic micro-installations. *Energies*, 17(21), 5264. <https://doi.org/10.3390/en17215264>
9. Cabrera-Tobar, A., Massi Pavan, A., Petrone, G., & Spagnuolo, G. (2022). A review of the optimization and control techniques in the presence of uncertainties for the energy management of microgrids. *Energies*, 15(23), 9114. <https://doi.org/10.3390/en15239114>
10. Tostado-Véliz, M., Arévalo, P., Kamel, S., Zawbaa, H. M., & Jurado, F. (2022). Home energy management system considering effective demand response strategies and uncertainties. *Energy Reports*, 8, 5256–5271. <https://doi.org/10.1016/j.egy.2022.04.006>
11. Blonsky, M., McKenna, K., Maguire, J., & Vincent, T. (2022). Home energy management under realistic and uncertain conditions: A comparison of heuristic, deterministic, and stochastic control methods. *Applied Energy*, 325, 119770. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2022.119770>
12. Silva, C., Faria, P., Vale, Z., & Corchado, J. M. (2022). Demand response performance and uncertainty: A systematic literature review. *Energy Strategy Reviews*, 41, 100857. <https://doi.org/10.1016/j.esr.2022.100857>
13. Yang, D., Wang, W., Gueymard, C. A., Hong, T., Kleissl, J., Huang, J., Perez, M. J., Perez, R., Bright, J. M., Xia, X., van der Meer, D., & Peters, I. M. (2022). A review of solar forecasting, its dependence on atmospheric sciences and implications for grid integration: Towards carbon neutrality. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 161, 112348. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2022.112348>
14. Мельник, Р. В., & Мельник, М. В. (2025). Метод прогнозування обсягів генерації енергії сонячною електростанцією. *Український журнал інформаційних технологій*, 7(1), 149–159. <https://doi.org/10.23939/ujit2025.01.149>
15. Кулапін, О. В., & Махотіло, К. В. (2024). Моделювання графіків навантаження просьюмера на базі поведінкового підходу. *Енергетика: економіка, технології, екологія*, (1), 98–105. <https://doi.org/10.20535/1813-5420.1.2024.297584>
16. Данильченко, Д. О., Федорчук, С. О., Івахнов, А. В., Кулапін, О. В., & Гриценко, В. В. (2022). Дослідження перспектив застосування соціо-демографічних даних для аналізу потенціалу керування попитом. *Вісник Національного технічного університету «ХПІ». Серія: Енергетика: надійність та енергоефективність*, (1(4)), 11–16. <https://doi.org/10.20998/2224-0349.2022.01.06>
17. Flores, M., Heredia, D., Andrade, R., & Ibrahim, M. (2022). Smart home IoT network risk assessment using Bayesian networks. *Entropy*, 24(5), 668. <https://doi.org/10.3390/e24050668>
18. Hart, G. W. (1992). Nonintrusive appliance load monitoring. *Proceedings of the IEEE*, 80(12), 1870–1891. <https://doi.org/10.1109/5.192069>
19. Schirmer, P. A., & Mporas, I. (2023). Non-intrusive load monitoring: A review. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 14(1), 769–784. <https://doi.org/10.1109/TSG.2022.3189598>
20. Baranski, M., & Voss, J. (2004). Genetic algorithm for pattern detection in NIALM systems. In *2004 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics* (Vol. 4, pp. 3462–3468). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICSMC.2004.1400878>
21. Egarter, D., Sobe, A., & Elmenreich, W. (2013). Evolving non-intrusive load monitoring. In *Applications of*



- Evolutionary Computation* (pp. 182–191). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-642-37192-9_19
22. Deb, K. (2000). An efficient constraint handling method for genetic algorithms. *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, 186(2–4), 311–338. [https://doi.org/10.1016/S0045-7825\(99\)00389-8](https://doi.org/10.1016/S0045-7825(99)00389-8)
23. Zippenfenig, P. (2023). *Open-Meteo.com Weather API* [Computer software]. Zenodo. <https://doi.org/10.5281/zenodo.7970649>
24. Loutzenhiser, P. G., Manz, H., Felsmann, C., Strachan, P. A., Frank, T., & Maxwell, G. M. (2007). Empirical validation of models to compute solar irradiance on inclined surfaces for building energy simulation. *Solar Energy*, 81(2), 254–267. <https://doi.org/10.1016/j.solener.2006.03.009>
25. Anderson, K. S., Hansen, C. W., Holmgren, W. F., Jensen, A. R., Mikofski, M. A., & Driesse, A. (2023). pvlb python: 2023 project update. *Journal of Open Source Software*, 8(92), 5994. <https://doi.org/10.21105/joss.05994>
26. Hersbach, H., Bell, B., Berrisford, P., Hirahara, S., Horányi, A., Muñoz-Sabater, J., Nicolas, J., Peubey, C., Radu, R., Schepers, D., Simmons, A., Soci, C., Abdalla, S., Abellan, X., Balsamo, G., Bechtold, P., Biavati, G., Bidlot, J., Bonavita, M., ... Thépaut, J.-N. (2020). The ERA5 global reanalysis. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 146, 1999–2049. <https://doi.org/10.1002/qj.3803>

**Vladyslav Yu. Los**

PhD student

Bohdan Khmelnytsky National University of Cherkasy, Cherkasy, Ukraine

ORCID: 0009-0009-3948-4392

los.vladyslav1122@vu.cdu.edu.ua

Inna O. Rozlomii

PhD (Engineering), Associate Professor,

Associate Professor of the Department of Information Security and Computer Engineering

Cherkasy State Technological University, Cherkasy, Ukraine

ORCID: 0000-0001-5065-9004

i.rozломii@chdtu.edu.ua

FLEXIBLE LOAD SCHEDULING IN A HOUSEHOLD CYBER-PHYSICAL SYSTEM WITH SOLAR GENERATION: DEPENDABILITY OF DECISIONS UNDER INPUT DATA UNCERTAINTY

Abstract. Household energy management systems decide when appliances operate on the basis of data from external and not always reliable sources: weather forecasts, tariffs and appliance descriptions entered by the user. An error in, or the unavailability of, any of these sources can make a schedule that is advantageous on paper unprofitable or even more expensive than the habitual consumption pattern. The paper proposes a day-ahead flexible load scheduling method in which a genetic algorithm searches for the start times of non-interruptible appliance runs, while interruptible loads are allocated by a deterministic greedy procedure inside the evaluation of the objective function. The method is supplemented with five mechanisms that improve the dependability of decisions: stepwise degradation of the generation forecast source, exclusion of appliances with incomplete descriptions from scheduling, a guarantee that the plan is not more expensive than the baseline schedule, returning a list of violated constraints instead of failing, and storing a snapshot of the input data so that each decision can be reproduced. The method was studied on a model of a real household with a 4 kW photovoltaic plant under single-rate, two-zone and three-zone tariffs. With accurate data, the plan reduces electricity cost by 18.5–26.9 % under zone tariffs without the plant and by about half on a clear day. Under the real error of an archived generation forecast over seven days, the plan retained about 75 % of the savings achievable with a perfect forecast, and about 71 % when falling back to a clear-sky model. The exact optimum obtained by mixed-integer linear programming outperforms the method by only 0.5–2.0 percentage points on average under the real forecast and yields lower savings on the worst day, whereas simple scheduling rules produce negative savings on the same days. Relative to actual consumption, when the residents already shifted loads manually, the savings were 14.4–22.1 %, so a mismatch between appliance descriptions and reality noticeably changes the expected benefit. The guarantee of not exceeding the baseline cost is shown to hold only with respect to the forecast, and directions for extending it to actual conditions are identified.

Keywords: flexible load scheduling; cyber-physical system; home energy management system; dependability of decisions; forecast uncertainty; genetic algorithm; solar generation; demand response

REFERENCES (TRANSLATED AND TRANSLITERATED)

1. Beaudin, M., & Zareipour, H. (2015). Home energy management systems: A review of modelling and complexity. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 45, 318–335. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2015.01.046>
2. Han, B., Zahraoui, Y., Mubin, M., Mekhilef, S., Seyedmahmoudian, M., & Stojcevski, A. (2023). Home energy management systems: A review of the concept, architecture, and scheduling strategies. *IEEE Access*, 11, 19999–20025. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3248502>
3. Avizienis, A., Laprie, J.-C., Randell, B., & Landwehr, C. (2004). Basic concepts and taxonomy of dependable and secure computing. *IEEE Transactions on Dependable and Secure Computing*, 1(1), 11–33. <https://doi.org/10.1109/TDSC.2004.2>
4. Pilz, M., Baghaei Naeini, F., Grammont, K., Smagghe, C., Davis, M., Nebel, J.-C., Al-Fagih, L., & Pfluegel, E. (2020). Security attacks on smart grid scheduling and their defences: A game-theoretic approach. *International*



- Journal of Information Security*, 19(4), 427–443. <https://doi.org/10.1007/s10207-019-00460-z>
5. Sou, K. C., Weimer, J., Sandberg, H., & Johansson, K. H. (2011). Scheduling smart home appliances using mixed integer linear programming. In *Proceedings of the 50th IEEE Conference on Decision and Control and European Control Conference* (pp. 5144–5149). IEEE. <https://doi.org/10.1109/CDC.2011.6161081>
 6. Liemthong, R., Srithapon, C., Ghosh, P. K., & Chatthaworn, R. (2022). Home energy management strategy-based meta-heuristic optimization for electrical energy cost minimization considering TOU tariffs. *Energies*, 15(2), 537. <https://doi.org/10.3390/en15020537>
 7. Katoch, S., Chauhan, S. S., & Kumar, V. (2021). A review on genetic algorithm: Past, present, and future. *Multimedia Tools and Applications*, 80(5), 8091–8126. <https://doi.org/10.1007/s11042-020-10139-6>
 8. Korab, R., Połomski, M., & Naczyński, T. (2024). Optimal scheduling of energy storage and shiftable loads in grid-connected residential buildings with photovoltaic micro-installations. *Energies*, 17(21), 5264. <https://doi.org/10.3390/en17215264>
 9. Cabrera-Tobar, A., Massi Pavan, A., Petrone, G., & Spagnuolo, G. (2022). A review of the optimization and control techniques in the presence of uncertainties for the energy management of microgrids. *Energies*, 15(23), 9114. <https://doi.org/10.3390/en15239114>
 10. Tostado-Véliz, M., Arévalo, P., Kamel, S., Zawbaa, H. M., & Jurado, F. (2022). Home energy management system considering effective demand response strategies and uncertainties. *Energy Reports*, 8, 5256–5271. <https://doi.org/10.1016/j.egy.2022.04.006>
 11. Blonsky, M., McKenna, K., Maguire, J., & Vincent, T. (2022). Home energy management under realistic and uncertain conditions: A comparison of heuristic, deterministic, and stochastic control methods. *Applied Energy*, 325, 119770. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2022.119770>
 12. Silva, C., Faria, P., Vale, Z., & Corchado, J. M. (2022). Demand response performance and uncertainty: A systematic literature review. *Energy Strategy Reviews*, 41, 100857. <https://doi.org/10.1016/j.esr.2022.100857>
 13. Yang, D., Wang, W., Gueymard, C. A., Hong, T., Kleissl, J., Huang, J., Perez, M. J., Perez, R., Bright, J. M., Xia, X., van der Meer, D., & Peters, I. M. (2022). A review of solar forecasting, its dependence on atmospheric sciences and implications for grid integration: Towards carbon neutrality. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 161, 112348. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2022.112348>
 14. Melnyk, R. V., & Melnyk, M. V. (2025). Metod prohnovuvannia obsiahiv heneratsii enerhii soniachnoi elektrostantsiiei [Method for forecasting the energy generation of a solar power plant]. *Ukrainskyi zhurnal informatsiynikh tekhnolohii [Ukrainian Journal of Information Technology]*, 7(1), 149–159. <https://doi.org/10.23939/ujit2025.01.149>
 15. Kulapin, O. V., & Makhotilo, K. V. (2024). Modeliuvannia hrafikiv navantazhennia prosiumera na bazi povedinkovoho pidkhodu [Modeling of prosumer load schedules based on a behavioral approach]. *Enerhetyka: ekonomika, tekhnolohii, ekolohiia [Energy: Economics, Technology, Ecology]*, (1), 98–105. <https://doi.org/10.20535/1813-5420.1.2024.297584>
 16. Danylchenko, D. O., Fedorchuk, S. O., Ivakhnov, A. V., Kulapin, O. V., & Hrytsenko, V. V. (2022). Doslidzhennia perspektyv zastosuvannia sotsio-demografichnykh danykh dlia analizu potentsialu keruvannia popytom [Study of the prospects of using socio-demographic data for analysing demand response potential]. *Visnyk Natsionalnoho tekhnichnoho universytetu «KhPI». Seriya: Enerhetyka: nadiinist ta enerhoefektyvnist [Bulletin of the National Technical University «KhPI». Series: Energy: Reliability and Energy Efficiency]*, (1(4)), 11–16. <https://doi.org/10.20998/2224-0349.2022.01.06>
 17. Flores, M., Heredia, D., Andrade, R., & Ibrahim, M. (2022). Smart home IoT network risk assessment using Bayesian networks. *Entropy*, 24(5), 668. <https://doi.org/10.3390/e24050668>
 18. Hart, G. W. (1992). Nonintrusive appliance load monitoring. *Proceedings of the IEEE*, 80(12), 1870–1891. <https://doi.org/10.1109/5.192069>
 19. Schirmer, P. A., & Mporas, I. (2023). Non-intrusive load monitoring: A review. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 14(1), 769–784. <https://doi.org/10.1109/TSG.2022.3189598>
 20. Baranski, M., & Voss, J. (2004). Genetic algorithm for pattern detection in NIALM systems. In *2004 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics* (Vol. 4, pp. 3462–3468). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICSMC.2004.1400878>
 21. Egarter, D., Sobe, A., & Elmenreich, W. (2013). Evolving non-intrusive load monitoring. In *Applications of Evolutionary Computation* (pp. 182–191). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-642-37192-9_19
 22. Deb, K. (2000). An efficient constraint handling method for genetic algorithms. *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, 186(2–4), 311–338. [https://doi.org/10.1016/S0045-7825\(99\)00389-8](https://doi.org/10.1016/S0045-7825(99)00389-8)
 23. Zippenfenig, P. (2023). *Open-Meteo.com Weather API* [Computer software]. Zenodo. <https://doi.org/10.5281/zenodo.7970649>
 24. Loutzenhiser, P. G., Manz, H., Felsmann, C., Strachan, P. A., Frank, T., & Maxwell, G. M. (2007). Empirical validation of models to compute solar irradiance on inclined surfaces for building energy simulation. *Solar Energy*, 81(2), 254–267. <https://doi.org/10.1016/j.solener.2006.03.009>
 25. Anderson, K. S., Hansen, C. W., Holmgren, W. F., Jensen, A. R., Mikofski, M. A., & Driesse, A. (2023). pvlib python: 2023 project update. *Journal of Open Source Software*, 8(92), 5994. <https://doi.org/10.21105/joss.05994>



26. Hersbach, H., Bell, B., Berrisford, P., Hirahara, S., Horányi, A., Muñoz-Sabater, J., Nicolas, J., Peubey, C., Radu, R., Schepers, D., Simmons, A., Soci, C., Abdalla, S., Abellan, X., Balsamo, G., Bechtold, P., Biavati, G., Bidlot, J., Bonavita, M., ... Thépaut, J.-N. (2020). The ERA5 global reanalysis. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 146, 1999–2049. <https://doi.org/10.1002/qj.3803>

Отримано редакцією журналу / Received: 12.09.26

Прорецензовано / Revised: 24.09.26

Схвалено до друку / Accepted: 26.10.26



This work is licensed under Creative Commons Attribution-noncommercial-sharealike 4.0 International License.