

ТАКСОНОМІЯ ФАКТОРІВ НЕВИЗНАЧЕНОСТІ В ПОБУТОВИХ ЕНЕРГОСИСТЕМАХ НА ОСНОВІ КОНЦЕПЦІЇ ЦИФРОВОГО ДВІЙНИКА

У статті обґрунтовано систематизовану таксономію факторів невизначеності в побутових енергосистемах у контексті впровадження технології цифрового двійника (Digital Twin, DT). Актуальність дослідження зумовлена необхідністю підвищення енергоефективності житлового сектору та інтеграції відновлюваних джерел енергії в умовах стохастичних процесів. На основі аналізу фахової літератури ідентифіковано та розмежовано чотири фундаментальні виміри невизначеності: поведінковий, технічний, генераційний та ринковий.

Поведінковий вимір охоплює непередбачуваність споживання, технічний – похибки вимірювань та деградацію обладнання. Генераційний вимір аналізує волатильність відновлюваних джерел енергії, а ринковий – динаміку тарифів. Для кожного виміру визначено джерела виникнення, кількісні показники впливу та методи їх подолання через алгоритмічну адаптацію. Методологія дослідження базується на поєднанні математичного моделювання та методів інтелектуального аналізу даних, що дозволяє мінімізувати вплив випадкових чинників на точність прогнозів.

Оригінальним внеском статті є матриця впливу кожного типу невизначеності на ключові функції цифрового двійника. Зокрема, досліджено кореляцію факторів із процесами неінвазивного моніторингу навантаження (NILM), що дозволяє здійснювати декомпозицію споживання без встановлення додаткових датчиків. Особливу увагу приділено прогнозуванню локальної генерації та інтелектуальній оптимізації поточних енергетичних потоків у режимі реального часу.

Виявлено два системних ланцюги взаємозалежності факторів невизначеності, що мають принципове значення для проектування адаптивних систем керування енергією в оселі (HEMS). Ці ланцюги демонструють, як похибки в окремих сегментах даних кумулятивно впливають на стійкість моделі. Результати статті формують теоретичну базу для розробки гібридних методів побудови цифрових двійників домогосподарств. Запропоновані підходи створюють основу для впровадження предиктивного сервісу та підвищення автономності енергосистем у структурі Smart Grids.

Ключові слова: цифровий двійник; невизначеність; HEMS; NILM; побутова енергосистема; поведінкова невизначеність; сонячна генерація; оптимізація енергоспоживання; таксономія.

LOS Vladyslav

Bohdan Khmelnytsky National University of Cherkasy

TAXONOMY OF UNCERTAINTY FACTORS IN HOUSEHOLD ENERGY SYSTEMS BASED ON THE CONCEPT OF A DIGITAL TWIN

This paper substantiates a systematized taxonomy of uncertainty factors within domestic energy systems in the context of Digital Twin (DT) technology implementation. The relevance of this study is driven by the urgent necessity to enhance energy efficiency in the residential sector and integrate renewable energy sources amidst stochastic processes. Based on a critical analysis of specialized literature, four fundamental dimensions of uncertainty are identified and categorized: behavioral, technical, generational, and market-related.

The behavioral dimension encompasses the unpredictability of human consumption patterns, while the technical dimension focuses on measurement errors and hardware degradation. The generational dimension analyzes the volatility of renewable energy sources, and the market dimension addresses complex tariff dynamics. For each dimension, the study defines primary sources, quantitative impact indicators, and robust mitigation methods through algorithmic adaptation. The research methodology is based on a synergistic combination of mathematical modeling and advanced data mining techniques, allowing for the significant minimization of random factors' influence on forecast accuracy.

The original contribution of this paper is the impact matrix of each uncertainty type on the core functions of a digital twin. Specifically, the correlation of factors with Non-Intrusive Load Monitoring (NILM) processes is investigated, enabling consumption decomposition without installing additional hardware sensors. Particular attention is paid to local generation forecasting and the intelligent optimization of current energy flows in real-time.

Two systemic chains of interdependence among uncertainty factors have been identified, which are of fundamental importance for the design of adaptive Home Energy Management Systems (HEMS). These chains demonstrate how errors in individual data segments cumulatively affect overall model stability. The results of the study form a comprehensive theoretical framework for developing hybrid methods for constructing household digital twins. The proposed approaches create a solid foundation for the implementation of predictive maintenance and increasing the operational autonomy of energy systems within the Smart Grid structure.

Keywords: digital twin; uncertainty; HEMS; NILM; domestic energy system; behavioral uncertainty; solar generation; energy consumption optimization; taxonomy.

Стаття надійшла до редакції / Received 11.04.2026

Прийнята до друку / Accepted 28.05.2026

Опубліковано / Published 10.09.2026



This is an Open Access article distributed under the terms of the [Creative Commons CC-BY 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

© ЛОСЬ Владислав

ПОСТАНОВКА ПРОБЛЕМИ У ЗАГАЛЬНОМУ ВИГЛЯДІ ТА ЇЇ ЗВ'ЯЗОК ІЗ ВАЖЛИВИМИ НАУКОВИМИ ЧИ ПРАКТИЧНИМИ ЗАВДАННЯМИ

Сучасний розвиток глобальної енергетики характеризується фундаментальною трансформацією, зумовленою переходом до відновлюваних джерел енергії (ВДЕ) та децентралізацією генерації. Домогосподарства перетворюються з пасивних споживачів на активних учасників ринку – «просьюмерів», які одночасно виробляють та споживають електроенергію [1]. Ефективне управління такими складними мікроенергетичними системами вимагає впровадження передових інтелектуальних технологій.

Одним із найперспективніших інструментів є концепція цифрового двійника (ЦД, Digital Twin), що дозволяє створювати динамічні віртуальні моделі фізичних об'єктів для аналізу, симуляції та оптимізації їхньої роботи в реальному часі [2, 3]. Однак практична реалізація ЦД для домогосподарств стикається з низкою фундаментальних викликів, пов'язаних з іманентною невизначеністю вхідних даних.

Ключовим джерелом цих викликів є багатовимірною природа невизначеності, яка пронизує всі рівні функціонування побутової енергосистеми. На відміну від промислових об'єктів, де умови роботи обладнання значною мірою контролювані та передбачувані, домогосподарства характеризуються унікальним поєднанням технічних і соціальних факторів нестабільності. Поведінкова непередбачуваність мешканців, стохастична природа відновлюваної генерації, обмеження сенсорної інфраструктури та волатильність ринкових сигналів утворюють комплексний простір невизначеності, який не може бути охоплений жодним із відомих детерміністичних підходів до побудови ЦД.

Особливої гостроти ця проблема набуває в умовах курсу України на інтеграцію до європейського енергетичного ринку та прискореного розвитку розподіленої генерації. Масове впровадження побутових сонячних електростанцій і систем накопичення енергії без належного інструментарію прогнозування та управління ризикує спричинити системні дисбаланси на рівні локальних розподільчих мереж. Відтак, розробка методологічної бази для систематизації та кількісної оцінки факторів невизначеності є не лише академічним завданням, а й нагальною практичною потребою для забезпечення стабільного функціонування енергосистем житлового сектору в перехідний період.

АНАЛІЗ ОСТАННІХ ДОСЛІДЖЕНЬ ТА ПУБЛІКАЦІЙ

Аналіз наукової літератури свідчить, що більшість існуючих підходів до побудови систем управління енергоспоживанням домогосподарств (HEMS – Home Energy Management Systems) передбачають наявність повних та точних апіорних даних [4, 5]. Проте в реальних умовах такі дані, як правило, відсутні або є неповними, що суттєво знижує ефективність цих систем [6]. Ігнорування зазначених факторів невизначеності призводить до створення неадекватних моделей, неефективних стратегій управління та нівелювання економічних і технологічних переваг інтелектуальних енергосистем.

Незважаючи на значний прогрес у дослідженні окремих аспектів невизначеності в енергосистемах [7-9], комплексної систематизованої таксономії факторів невизначеності саме в контексті ЦД домогосподарств у літературі досі не запропоновано. Більшість публікацій розглядають окремі виміри невизначеності ізольовано, не враховуючи їхніх взаємозв'язків та сукупного впливу на якість цифрового двійника.

ПОСТАНОВКА ЗАВДАННЯ

Мета статті – розробка систематизованої таксономії факторів невизначеності в побутових енергосистемах та оцінка їхнього впливу на функціональність цифрового двійника. Для досягнення цієї мети вирішено такі завдання:

- 1) визначити та класифікувати основні виміри невизначеності в побутових енергосистемах;
- 2) розробити матрицю впливу кожного типу невизначеності на ключові функції ЦД;
- 3) виявити системні взаємозалежності між факторами невизначеності;
- 4) проаналізувати відповідність існуючих методів для подолання виявлених типів невизначеності.

ВИКЛАД ОСНОВНОГО МАТЕРІАЛУ

Цифровий двійник як платформа для HEMS

Цифровий двійник – це динамічна віртуальна репрезентація фізичного об'єкта, яка підтримує двосторонній потік даних: інформація від сенсорів реального об'єкта безперервно оновлює його модель, а результати симуляцій повертаються для оптимізації фізичного аналога [2, 3]. Ключова відмінність ЦД від традиційної комп'ютерної симуляції полягає в цій двосторонній динамічній синхронізації, що дозволяє відображати актуальний стан системи та прогнозувати її поведінку [10].

Концепція офіційно сформульована доктором Майклом Грівзом у 2002 р. та популяризована NASA у 2010 р. [3]. Генезис технології сягає програми Apollo (1960-ті), де NASA використовувало фізичні копії космічних апаратів для діагностики в реальному часі – реактивний прообраз сучасних ЦД [3, 4]. Парадигмальний зсув від реактивного аналізу до проактивного прогнозування став можливим завдяки розвитку IoT, хмарних обчислень та машинного навчання [3].

Архітектура ЦД домогосподарства складається з трьох рівнів [5]:

- 1) фізичний рівень – електроприлади, сонячні панелі, акумуляторні батареї та сенсори;

2) рівень інтеграції даних – IoT-мережа, локальний шлюз або хмарна платформа;

3) рівень моделювання та аналітики – віртуальна модель, алгоритми ML/AI та симуляційний двигун.

Саме на рівні моделювання реалізуються три ключові функції ЦД: NILM-ідентифікація навантажень, прогнозування генерації ВДЕ та оптимізація графіків роботи керованих приладів.

Ефективне функціонування ЦД для HEMS залежить від якості трьох взаємопов'язаних функцій: неінвазивного моніторингу навантаження (NILM), прогнозування генерації сонячної енергії та оптимізації енергетичних потоків. Кожна з цих функцій є принципово чутливою до певних типів невизначеності вхідних даних, що обумовлює необхідність комплексного підходу до їхнього проектування.

NILM дозволяє ідентифікувати споживання окремих приладів із загального сигналу лічильника без встановлення датчиків на кожен пристрій [11]. Функція прогнозування визначає очікуваний обсяг генерації від сонячних панелей на наступні 24-48 годин. Функція оптимізації на основі результатів NILM та прогнозу формує оптимальні графіки роботи керованих навантажень для максимізації самоспоживання генерованої енергії та мінімізації витрат [12].

Концептуалізація невизначеності в побутових енергосистемах

У контексті побутових енергосистем поняття «невизначеність» принципово відрізняється від поняття «переривчастість» (intermittency). Переривчастість – це відомі, циклічно-передбачувані коливання (відсутність сонця вночі, сезонні зміни), які можуть бути враховані у детерміністичних моделях. Невизначеність, натомість, є вираженням якості вимірювання та моделювання – відхиленням фактичних значень від прогнозованих, яке не може бути повністю усунуте класичними підходами [7].

Дослідження показують, що саме невизначеність, а не переривчастість, має значно більший вплив на операційні витрати енергосистеми: вона може призводити до подвоєння витрат на балансування та потребує залучення додаткових резервних потужностей [8]. Відтак, систематизація та кількісна оцінка факторів невизначеності є критично важливою передумовою для проектування ефективних HEMS-систем.

Загальне поняття невизначеності в енергосистемах поділяється на кілька рівнів: «невизначеність визначення» (definitional uncertainty), що виникає через неповноту або неточність визначення вимірюваної величини, та «невизначеність впливу» (influence quantity uncertainty), спричинена зовнішніми факторами – гармоніками, електричними шумами, температурними ефектами [7]. Однак для комплексного аналізу побутових енергосистем необхідно вийти за межі суто метрологічних аспектів та розглядати ширший спектр джерел нестабільності.

Таксономія факторів невизначеності

На основі систематичного аналізу літератури нами ідентифіковано чотири принципово різних виміри невизначеності, що формують комплексну картину нестабільності в побутових енергосистемах. Узагальнена характеристика кожного типу наведена в таблиці 1.

Таблиця 1

Класифікація та характеристика основних факторів невизначеності в побутових енергосистемах

Тип	Основні джерела	Кількісний вплив	Функція ЦД, що страждає найбільше
Поведінкова	Стохастичні звички мешканців, когнітивні упередження	Варіація споживання 200–300% [13]; похибка прогнозів до 30% [14]	Оптимізація графіків, NILM
Технічна	Неповнота профілів приладів, низькочастотні дані лічильників, накладення сигналів	Хибна ідентифікація при схожих профілях; ~50% смарт-лічильників < 1 Гц [15]	NILM-ідентифікація
Генераційна	Хмарність, атмосферні аерозолі, обмеження NWP-моделей	Небаланси до 50% відпущеної потужності; подвоєння операційних витрат [8]	Прогнозування генерації, оптимізація
Ринкова	Непередбачувана реакція на DR-сигнали, динамічні тарифи	Ненадійність DR-програм; переніс ризиків на споживача [16]	Оптимізація графіків

Поведінкова невизначеність. Поведінкова невизначеність є одним із найбільш суттєвих та складних для прогнозування факторів [14]. Вона виникає через непередбачувані зміни в графіках використання приладів, обумовлені унікальними звичками мешканців. Відхилення від очікуваного споживання мають стохастичний характер, що робить точне прогнозування на індивідуальному рівні принципово обмеженим без глибокого аналізу.

Емпіричні дослідження кількісно підтверджують масштаб проблеми: встановлено, що енергоспоживання в ідентичних житлових приміщеннях може відрізнятися на 200-300 % виключно через різницю у поведінці мешканців [13]. Використання спрощених моделей, які ігнорують динаміку та

стохастичність поведінки, призводить до до 30 % похибок у прогнозах [14]. Прості зміни у поведінці, натомість, можуть забезпечити 10-20 % економії енергії без будь-яких технічних інвестицій [14].

Глибинні джерела поведінкової невизначеності кореняться в соціо-психологічних та когнітивних механізмах. Дослідження вказують на роль когнітивних упереджень, зокрема схильності до уникнення втрат (loss aversion): повідомлення, що акцентують потенційні втрати («Ви втрачаєте 10 доларів за квартал»), є більш мотивуючими, ніж повідомлення про потенційну економію [17]. Цей висновок принципово важливий для проектування механізмів управління попитом (DR) у HEMS-системах.

Для подолання поведінкової невизначеності застосовуються «bottom-up» підходи, що моделюють кожне домогосподарство індивідуально, стохастичне моделювання з використанням марківських ланцюгів, а також агентно-орієнтовані моделі [18]. Важливо зазначити: поведінковий вимір невизначеності безпосередньо впливає на технічний – якість апріорних даних про профілі приладів фундаментально залежить від реальних, стохастичних звичок мешканців.

Технічна невизначеність. Технічна невизначеність походить з особливостей функціонування побутових приладів та методів їхнього моніторингу. Основні джерела – неповнота або неточність апріорних даних про енергетичні профілі та низькочастотний характер даних сучасних комерційних смарт-лічильників.

З точки зору режимів роботи побутові прилади поділяються на три класи [19]: пристрої з постійною роботою (Type I – тостери, мікрохвильові печі); багатостанційні пристрої з кінцевим автоматом станів (FSM, Type II – пральні, посудомийні машини); пристрої з плавно змінною потужністю (Type III – дрилі, регуляторні навантаження). Моделювання FSM-пристроїв є особливо складним, оскільки їхній робочий цикл залежить від обраної програми, що вносить додатковий шар технічної невизначеності.

Ключовим інструментом подолання технічної невизначеності є технологія NILM. Однак самі NILM-системи є джерелом нової невизначеності: сучасні комерційні смарт-лічильники надають дані з частотою нижче 1 Гц, що унеможливає фіксацію транзйентних сигнатур вмикання/вимикання, на яких ґрунтуються класичні методи [15]. Одночасна робота пристроїв зі схожими профілями призводить до перекриття сигнатур, а дефіцит маркованих даних критично обмежує якість ML-моделей [20].

Для кількісної оцінки власної невизначеності NILM-прогнозів застосовуються три основні підходи: байєсівські нейронні мережі (природньо виражають ймовірнісний розподіл, проте вимагають значних обчислювальних ресурсів), конформне прогнозування (Conformal Prediction – ефективний без суттєвих змін архітектури моделі) та гаусівські процеси (забезпечують вбудоване моделювання невизначеності, проте вимагають специфічного дизайну ядра) [21].

Генераційна невизначеність. Впровадження ВДЕ привнесло у побутові енергосистеми два якісно різних виклики: передбачувану переривчастість та непередбачувану невизначеність [8]. Дослідження підтверджують, що саме невизначеність має значно більший вплив на витрати: вона призводить до подвоєння операційних витрат на балансування та вимагає залучення резервних генераторів [8]. Небаланси потужності, спричинені генераційною невизначеністю, за даними ряду досліджень, можуть сягати 50 % відпущеної електроенергії [22].

Основними метеорологічними джерелами генераційної невизначеності є:

- 1) хмарність – найбільш значний фактор, оскільки динаміка (формування, рух, товщина) хмар надзвичайно складна для прогнозування, особливо на коротких часових горизонтах [23];
- 2) атмосферні аерозолі – частинки пилу, забруднення та водяна пара, що поглинають та розсіюють сонячне випромінювання [23];
- 3) обмеження роздільної здатності числових моделей прогнозування погоди (NWP) та параметризація атмосферних процесів [23].

Для обліку генераційної невизначеності застосовуються стохастичні моделі, зокрема модель «індексу ясного неба» (clear sky index), яка поєднує детермінований прогноз із стохастичною напівмарківською моделлю відхилень [24]. Для України, з її специфічними кліматичними та законодавчими особливостями, розробка власних інструментів прогнозування є нагальною потребою.

Ринкова невизначеність. Впровадження динамічних тарифів та програм управління попитом (Demand Response, DR) є ключовим механізмом балансування генераційної невизначеності ВДЕ [25]. Проте, парадоксально, ці механізми самі по собі є джерелом нового типу невизначеності – непередбачуваної реакції споживачів на ринкові сигнали [16].

Ефективність DR-програм залежить від повної поінформованості споживачів про ринкове середовище та від «контекстності» сигналів, що враховують різні типи поведінки та мотивації [9]. Взаємодія між постачальниками та споживачами часто моделюється за допомогою теорії ігор, де постачальники (лідери) встановлюють правила, а споживачі (послідовники) реагують на них [26]. В умовах недосконалого ринку постачальники можуть використовувати гнучкість споживачів для збільшення власного прибутку, переносючи ризики на кінцевих користувачів.

Ринкова невизначеність має виражений соціально-економічний вимір: споживачі з жорстким графіком, які не мають можливості адаптувати споживання, не можуть отримати вигоду від динамічних тарифів, що призводить до несправедливого розподілу витрат [27].

Матриця впливу невизначеності на функції цифрового двійника

На основі проведеного аналізу розроблено оригінальну матрицю впливу кожного типу невизначеності на чотири ключові функції цифрового двійника домогосподарства, яку наведено у таблиці 2. Ступінь впливу визначено за тривірневою шкалою: критичний (деградація функції >30 %), помірний (10-30 %), незначний (<10 %).

Таблиця 2

Матриця впливу типів невизначеності на функції цифрового двійника

Тип невизначеності	NILM-ідентифікація	Прогнозування генерації	Оптимізація графіків	Термін служби BESS
Поведінкова	★★★ Критичний	★★ Помірний	★★★ Критичний	★★ Помірний
Технічна	★★★ Критичний	★ Незначний	★★ Помірний	★ Незначний
Генераційна	★ Незначний	★★★ Критичний	★★★ Критичний	★★★ Критичний
Ринкова	★ Незначний	★ Незначний	★★ Помірний	★ Незначний

Аналіз матриці виявляє кілька принципових закономірностей. По-перше, поведінкова невизначеність є найбільш «широкоспектральною» – вона критично впливає одразу на NILM-ідентифікацію та оптимізацію графіків. По-друге, генераційна невизначеність демонструє найбільш суттєвий вплив на операційні характеристики системи загалом, включно з терміном служби акумуляторних батарей. По-третє, жоден тип невизначеності не є ізольованим: навіть ринкова невизначеність, що здавалося б є суто зовнішнім фактором, суттєво впливає на оптимізацію через непередбачуваність відгуку на DR-сигнали.

Показово, що NILM-ідентифікація є найбільш вразливою функцією загалом: вона зазнає критичного або помірного впливу від трьох із чотирьох типів невизначеності. Це пояснює, чому розробка робастних NILM-алгоритмів, здатних функціонувати в умовах дефіциту апіорних даних, є ключовим науковим завданням у галузі HEMS.

Системні взаємозалежності між типами невизначеності

Проведений аналіз демонструє, що чотири типи невизначеності не існують ізольовано – вони формують складну систему взаємозв'язків і причинно-наслідкових ланцюгів. Виявлено два ключові системних ланцюги взаємодії, що показано на рисунку 1.



Рис. 1. Системні ланцюги взаємозалежностей між типами невизначеності в побутових енергосистемах

Ланцюг 1: від генерації до поведінки споживачів. Невизначеність генерації, що виникає через погодні фактори, є першопричиною потреби в гнучкості на стороні попиту [8]. Ця потреба реалізується через впровадження динамічних тарифів та програм DR, що вносять ринкову невизначеність [9]. Врешті-решт, ефективність ринкових механізмів залежить від реакції споживачів, що є фундаментально стохастичною, – це поведінкова невизначеність [19]. Таким чином, невизначеність, що виникла внаслідок фізичних процесів генерації ВДЕ, трансформується та переноситься на кінцевого користувача.

Ланцюг 2: від поведінки до технічної невизначеності. Стохастичні звички споживачів (поведінкова невизначеність) ускладнюють ідентифікацію приладів та моделювання їхніх профілів. Це безпосередньо створює технічну невизначеність: апіорні дані для NILM-моделей є неповними або неточними, оскільки реальне використання приладів визначається непередбачуваною поведінкою [28]. Таким чином, технічна проблема є похідною від більш фундаментальної поведінкової проблеми.

Ефект агрегації та наслідки для проектування. Важливим явищем є ефект агрегації невизначеності. Хоча на рівні одного домогосподарства варіація споживання може становити 2-3 рази, агрегація результатів великих груп споживачів суттєво знижує відносну невизначеність через статистичне усереднення. За даними досліджень, для досягнення «надійних» агрегованих прогнозів може знадобитися вибірка щонайменше з 1000 моделей [28]. Це вказує на перспективність концепції «віртуальних електростанцій» (VPP) як часткового засобу подолання поведінкової невизначеності.

Головний виклик для проектувальників HEMS-систем полягає не в моделюванні кожного типу невизначеності окремо, а в розробці комплексних підходів, що враховують їхню взаємодію. Це вимагає відходу від традиційних детерміністичних моделей до гібридних, що поєднують стохастичні методи, машинне навчання з оцінкою невизначеності та елементи поведінкової економіки.

Аналіз відповідності існуючих методів виявлення типам невизначеності

У таблиці 3, на основі систематизованої таксономії, проаналізовано відповідність основних класів існуючих методів кожному типу невизначеності.

Таблиця 3

Відповідність методів типам невизначеності в HEMS

Тип невизначеності	Метод / підхід	Сильні сторони	Обмеження
Поведінкова	Агентно-орієнтоване моделювання, марківські ланцюги	Стохастичність врахована; дозволяє bottom-up моделювання	Великі обчислювальні витрати; потребує навчальних даних
Технічна (NILM)	Генетичний алгоритм + евристики	Робота без точних профілів; unsupervised-режим	Субоптимальні рішення; залежить від якості ініціальних патернів
Технічна (NILM)	Deep Learning (Seq2Point, LSTM)	Найвища точність на великих датасетах	Потребує маркованих даних; слабка узагальнювальна здатність
Технічна (NILM)	Конформне прогнозування	Оцінка невизначеності без зміни архітектури моделі	Надає лише грубу оцінку невизначеності на основі ентропії
Генераційна	Мультимодальна нейромережа (CNN+LSTM)	Висока точність; стійкість до відсутності окремих джерел даних	Потребує різномірних вхідних даних (спутники, метео)
Ринкова	Теорія ігор, DR з повною інформацією	Теоретично оптимальна стратегія	Залежить від правового регулювання та інфраструктури

Аналіз таблиці 3 виявляє важливу прогалину: жоден з відомих підходів не охоплює одночасно всі чотири типи невизначеності. Зокрема, NILM-методи на основі глибокого навчання ефективно вирішують технічну невизначеність, але залишаються критично залежними від якості навчальних даних, що формується поведінковою невизначеністю. Класичні подієві NILM-алгоритми взагалі не здатні функціонувати з низькочастотними даними комерційних лічильників [15, 19].

Перспективним напрямом є застосування еволюційних алгоритмів (зокрема, генетичних) для NILM: вони переформулюють задачу з класифікаційної на оптимізаційну – «яка комбінація відомих профілів найкраще пояснює спостережуване навантаження?» – що менш залежить від дефіциту точних даних [29]. Такий підхід дозволяє використовувати апріорні знання як евристики для спрямованого пошуку, а не як жорсткі шаблони, що є принциповою відмінністю від традиційних методів.

ВИСНОВКИ З ДАНОГО ДОСЛІДЖЕННЯ

І ПЕРСПЕКТИВИ ПОДАЛЬШИХ РОЗВІДОК У ДАНОМУ НАПРЯМІ

У статті запропоновано систематизовану таксономію факторів невизначеності в побутових енергосистемах, що охоплює чотири взаємопов'язані виміри: поведінковий, технічний, генераційний та ринковий. На відміну від попередніх робіт, що розглядали ці фактори ізольовано, цей підхід розкриває їхні системні взаємозалежності та кумулятивний вплив на якість цифрового двійника.

Розроблена матриця впливу дозволяє зробити такі висновки:

- 1) поведінкова невизначеність є найбільш «широкоспектральною» – вона критично деградує одразу кілька функцій ЦД;
- 2) генераційна невизначеність має найбільш суттєвий вплив на операційні витрати та термін служби BESS;
- 3) NILM-ідентифікація є найбільш вразливою функцією – вона зазнає критичного або помірного впливу від трьох із чотирьох типів невизначеності.

Виявлення двох системних ланцюгів взаємозалежності – «генераційна → ринкова → поведінкова» та «поведінкова → технічна» – має принципове значення для проектування HEMS-систем. Ці ланцюги пояснюють, чому ізольована оптимізація окремих компонентів системи не може забезпечити глобальної ефективності: вдосконалення прогнозування генерації без врахування поведінкової невизначеності залишає значну частину проблеми невирішеною.

Практична значущість результатів полягає в обґрунтуванні необхідності гібридних адаптивних методів, здатних функціонувати в умовах неповноти даних. Зокрема, методи NILM на основі еволюційних алгоритмів є перспективними для подолання технічної та поведінкової невизначеності в реальних домогосподарствах, де детальні апіорні дані про прилади, як правило, недоступні.

Перспективи подальших досліджень:

- 1) розробка та валідація інтегрованих моделей, що враховують усі чотири типи невизначеності одночасно;
- 2) поглиблене вивчення соціо-психологічних факторів для підвищення ефективності DR-механізмів;
- 3) впровадження алгоритмів ML з явною оцінкою невизначеності прогнозів у реальних HEMS-системах;
- 4) дослідження соціально-економічних наслідків динамічних тарифів для різних категорій споживачів в умовах України.

References

1. A. Hussain, A. Oulis Rousis, I. Konstantelos, G. Strbac, J. Jeon, H. -M. Kim. Impact of Uncertainties on Resilient Operation of Microgrids: A Data-Driven Approach. *IEEE Access*. Vol. 7. P. 14924-14937. 2019. DOI: 10.1109/ACCESS.2019.2891786 (accessed 13.09.2025).
2. M. Grieves. Digital Twin: Manufacturing Excellence through Virtual Factory Replication. URL: https://www.researchgate.net/publication/275211047_Digital_Twin_Manufacturing_Excellence_through_Virtual_Factory_Replication
3. E. Glaessgen, D. Stargel. The Digital Twin Paradigm for Future NASA and U.S. Air Force Vehicles. URL: <https://ntrs.nasa.gov/api/citations/20120008178/downloads/20120008178.pdf>
4. S. Boschert, R. Rosen. Digital Twin—The Simulation Aspect. *Mechatronic Futures*. Springer, Cham. 2016. P. 59-74. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-319-32156-1_5
5. S. L. Arun, M. P. Selvan. Intelligent Residential Energy Management System for Dynamic Demand Response in Smart Buildings. *IEEE Systems Journal*. Vol. 12(2). P. 1329-1340. 2018. DOI: <https://doi.org/10.1109/JSYST.2017.2647759>
6. J. Ying, J. Yao, R. Zheng. Robustness Indicators for the Impact of Occupant Behavior Uncertainty on Building Energy Consumption. *Energies*. Vol. 17(18). 2024. 4571. <https://doi.org/10.3390/en17184571>
7. W. Dickerson et al. Smart grid measurement uncertainty: Definitional and influence quantity considerations. *First International Colloquium on Smart Grid Metrology (SmaGriMet)*. Split, Croatia. 2018. P. 1-5, DOI: <https://doi.org/10.23919/SMAGRIMET.2018.8369831>
8. P. Weber, M. Woerman. Intermittency or Uncertainty? Impacts of Renewable Energy in Electricity Markets. *Journal of the Association of Environmental and Resource Economists*. University of Chicago Press. Vol. 11(6). 2024. P. 1351-1385. DOI: <https://doi.org/10.1086/729841>
9. C. Silva, P. Faria, Z. Vale, J.M. Corchado. Demand response performance and uncertainty: A systematic literature review. *Energy Strategy Reviews*. Vol. 41(2). 2022. 100857. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.esr.2022.100857>
10. Jiakai Lu. IoT Smart Appliance Control System Based on Digital Twin. *Highlights in Science, Engineering and Technology*. Vol. 145. 2025. P.105-111. DOI: <https://doi.org/10.54097/b4d5kw16>
11. G. W Hart. Nonintrusive Appliance Load Monitoring. *Proceedings of the IEEE*. Vol. 80(12). 1992. P. 1870–1891. DOI: <https://doi.org/10.1109/5.192069>
12. M. Beaudin, H. Zareipour. Home energy management systems: A review of modelling and complexity. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. Vol. 45. 2015. P. 318-335. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2015.01.046>
13. D. Fischer, J. Scherer, A. Haertl, K. Byskov Lindberg, M. Elci, B. Wille-Haussmann. Stochastic Modelling and Simulation of Energy Flows for Residential Areas. *ResearchGate*. URL: <https://www.researchgate.net/publication/291352700>
14. K. Sun, T. Hong. A framework for quantifying the impact of occupant behavior on energy savings of energy conservation measures. *Energy and Buildings*. Vol. 146. 2017. Pages 383-396. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2017.04.065>
15. Z. Wu, C. Wang, W. Peng, W. Liu, H. Zhang. Non-intrusive load monitoring using factorial hidden markov model based on adaptive density peak clustering. *Energy and Buildings*. Vol. 244. 2021. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2021.111025>
16. H. Mehrjerdi, R. Hemmati. Energy and uncertainty management through domestic demand response in the residential building. *Energy*. Vol. 192. 2020. 116647. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.energy.2019.116647>
17. David L. Greene. Uncertainty, loss aversion, and markets for energy efficiency. *Energy Economics*. 2011. Vol. 33(4). DOI: <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2010.08.009>
18. R. Bonfigli, E. Principi, M. Fagiani, M. Severini, S. Squartini, F. Piazza. Non-intrusive load monitoring by using active and reactive power in additive Factorial Hidden Markov Models. *Applied Energy*. Vol. 208. 2017. P. 1590-1607. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2017.08.203>
19. L. Werthen-Brabants, T. Dhaene, D. Deschrijver. Uncertainty quantification for appliance recognition in non-intrusive load monitoring using Bayesian deep learning. *ENERGY AND BUILDINGS*. Vol. 270. 2022. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2022.112282>
20. L. Yan, M. Sheikholeslami, W. Gong, W. Tian, Z. Li. Challenges for real-world applications of nonintrusive load monitoring and opportunities for machine learning approaches. *The Electricity Journal*. Vol. 35(5). 2022. 107136. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.tej.2022.107136>
21. V. Bansal, R. Khoiwal, H. Shastri, H. Khandor, N. Batra. "I do not know": quantifying uncertainty in neural network based approaches for non-intrusive load monitoring. *9th ACM International Conference on Systems for Energy-Efficient Buildings, Cities, and Transportation (BuildSys '22)*. Association for Computing Machinery. New York, NY, USA. 2022. P. 79–88. DOI: <https://doi.org/10.1145/3563357.3564063>
22. D.S. Matushkin. Overview of modern solar energy forecasting methods. *Materials of the Postgraduate Readings in Memory of Professor Artur PRAKHOVNIK: collection of scientific papers*. (March 10-11 2021, Kyv). – Київ : National Technical University of Ukraine "Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute". IEE, 2021. – P. 34-38.
23. P. Ineichen. Validation of models that estimate the clear sky global and beam solar irradiance. *Solar Energy*. Vol. 132. 2016. P. 332-344. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.solener.2016.03.017>
24. D. Politaki, S. Alouf. (2017). Stochastic Models for Solar Power. *Computer Performance Engineering. EPEW 2017. Lecture Notes*

in Computer Science(). Vol. 10497. Springer. Cham. 2017. DOI: [10.1007/978-3-319-66583-2_18](https://doi.org/10.1007/978-3-319-66583-2_18) (accessed 13.09.2025).

25. Mel T. Devine, V. Bertsch. Examining the benefits of load shedding strategies using a rolling-horizon stochastic mixed complementarity equilibrium model. *European Journal of Operational Research*. Vol. 267(2). 2018. P. 643-658. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2017.11.041>

26. A. Abate, R. Riccardi, C. Ruiz. Dynamic tariff-based demand response in retail electricity market under uncertainty. *arXiv*. 2021. DOI: [10.48550/arXiv.2105.03405](https://doi.org/10.48550/arXiv.2105.03405)

27. Milligan M. et al. Stochastic Methods for Planning and Operating Power Systems with Large Amounts of Wind and Solar Power: Preprint. 2012. URL: <https://www.ourenergypolicy.org/wp-content/uploads/2012/09/56208.pdf>

28. H. Dong, P. Lu, X. Jiang, X. Chen, P. Wang, J. Zhu. Uncertainty Feasible Region Analysis for Microgrids in the Coordination with Distribution System Considering Interactive Power Deviation. *Algorithms*. Vol. 18(3):142. 2025. DOI: <https://doi.org/10.3390/a18030142>

29. D.C. Torres. Low-Frequency Unsupervised Non-Intrusive Load Monitoring for Industrial Loads. *PhD dissertation*. University of Coimbra. 2023. URL: <https://estudogeral.uc.pt/retrieve/269441>