

Мунтян Даниїл Миколайович*Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського», Київ*

ORCID: 0009-0003-3336-2358

Кисельов Геннадій Дмитрович*Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського», Київ*

ORCID: 0000-0003-2682-3593

КОНТРОЛЬ І ПРОГНОЗУВАННЯ ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯ В БАГАТОКВАРТИРНИХ БУДИНКАХ З ВИКОРИСТАННЯМ МЕТОДІВ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

Анотація: Об'єктом дослідження є процес прогнозування та управління електроспоживанням у багатоквартирних будинках під час аварійних відключень або роботи від резервних генераторів. Проблема, що вирішується, полягає в оптимальному застосуванні інтелектуальних методів керування навантаженням, таких як прогностичне керування, використання алгоритмів навчання з підкріпленням, уживання нечіткої логіки та багатоагентних систем.

У статті розглянуто перспективні практики підвищення стійкості та ефективності енергопостачання багатоквартирних будинків у випадках живлення від дизельного генератора або в умовах обмеженого постачання енергії. Результатами цього дослідження є комплексний аналіз сучасних методів прогнозування електронавантаження з використанням нейромереж. Окремо розглянуто методи пріоритизації навантажень під час роботи від резервних джерел живлення. Досліджено інтелектуальні системи управління енергоспоживанням, які базуються на багатоагентних технологіях. Також надано оцінку ефективності гібридних стратегій управління. У ході дослідження виявлено, що методи навчання з підкріплення (RL) у поєднанні з правилами пріоритизації та нечіткою логікою сприяють досягненню вищої стабільності та ефективності під час використання резервних джерел живлення. Впровадження багатоагентних систем забезпечує гнучкий розподіл навантаження між квартирами з урахуванням пріоритетів та актуального стану споживання. Гібридні методи показали кращі результати у сценаріях із непередбачуваними змінами навантаження. Запропонований механізм довіри та репутації дозволяє підвищити надійність прийняття рішень щодо обмеження потужностей для споживачів з історією неблагонадійного споживання.

Застосування інтелектуальних технологій для управління електроспоживанням у багатоквартирних будинках під час роботи від резервних генераторів дозволяє підвищити стійкість системи, зменшити ризик аварійних відключень та оптимізувати використання доступної потужності.

Ключові слова: керування електронавантаженнями; нечітка логіка; нейронні мережі; навчання з підкріпленням; багатоагентні системи; прогнозування навантаження; резервне живлення; аварійне розвантаження.

AI-BASED MONITORING AND FORECASTING OF ELECTRICITY CONSUMPTION IN MULTI-APARTMENT RESIDENTIAL BUILDINGS

Danyil Muntian*National Technical University of Ukraine "Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute"*

ORCID: 0009-0003-3336-2358

Gennadiy Kyselov*National Technical University of Ukraine "Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute"*

ORCID: 0000-0003-2682-3593

Abstract: The subject of this study is the process of forecasting and managing electricity consumption in multi-apartment residential buildings during emergency outages or operation on backup generators. The problem addressed concerns the optimal application of intelligent load management methods such as predictive control, reinforcement learning algorithms, fuzzy logic, and multi-agent systems.

The article explores promising practices for improving the resilience and efficiency of power supply in apartment buildings in cases of diesel generator operation or limited energy availability. The results of the study include a comprehensive analysis of modern load forecasting methods using neural networks. Special attention is given to load prioritization techniques under backup power scenarios. Intelligent energy management systems based on multi-agent

technologies are examined. The effectiveness of hybrid control strategies is also evaluated. The study found that reinforcement learning (RL) methods, when combined with prioritization rules and fuzzy logic, contribute to greater stability and efficiency during backup power operation. The implementation of multi-agent systems enables flexible load distribution among apartments, taking into account individual priorities and real-time consumption conditions. Hybrid approaches have shown superior performance in scenarios with unpredictable load changes. The proposed trust and reputation mechanism improves the reliability of decision-making regarding load limitation for consumers with a history of non-compliant consumption behavior.

The application of intelligent technologies for managing electricity consumption in multi-apartment residential buildings during backup generator operation helps enhance system resilience, reduce the risk of emergency shutdowns, and optimize the use of available capacity.

Keywords: load management; fuzzy logic; neural networks; reinforcement learning; multi-agent systems; load forecasting; backup power supply; load shedding.

1. Вступ

Енергетична стійкість багатоквартирних житлових будинків стає критично важливою проблемою в умовах сучасних викликів. Часті аварійні відключення електроенергії та необхідність переходу на резервні джерела живлення вимагають впровадження нових підходів до управління енергоспоживанням. Традиційні системи керування електричним навантаженням не забезпечують достатньої гнучкості та адаптивності в умовах обмеженої потужності резервних генераторів.

У сучасних умовах, коли енергосистема зазнає серйозних навантажень, виникає потреба у впровадженні інтелектуальних систем керування, які здатні оперативно адаптуватися до змін у рівні доступної потужності та енергоспоживанні мешканців. Застосування методів штучного інтелекту та машинного навчання відкриває нові можливості для створення ефективних систем енергоменеджменту, що враховують як технічні параметри системи, так і поведінкові особливості споживачів.

2. Постановка проблеми

Актуальність проблеми особливо загострюється в умовах України, де внаслідок воєнної агресії та систематичних атак на енергетичну інфраструктуру мільйони громадян стикаються з тривалими відключеннями електроенергії. Багатоквартирні будинки, обладнані резервними дизельними генераторами, часто зазнають повного знеструмлення через перевантаження, коли сумарне споживання квартир перевищує потужність генератора. Відсутність науково обґрунтованих методів оптимального розподілу обмеженої потужності між споживачами призводить до соціальної напруги, економічних втрат та зниження якості життя населення.

Аналіз наукової літератури свідчить про недостатній рівень досліджень сценаріїв, коли багатоквартирний будинок живиться від резервного генератора або зазнає частих відключень. Існуючі системи енергоменеджменту переважно орієнтовані на оптимізацію споживання при стабільному централізованому енергопостачанні та не враховують специфіку роботи в аварійних режимах.

Теоретична значущість проблеми полягає в необхідності розробки нових методологічних підходів до управління енергоспоживанням в умовах обмежених ресурсів. Практична значущість визначається потребою в створенні реальних систем, здатних забезпечити стабільне електропостачання критичних споживачів при мінімальних незручностях для мешканців. Відсутність науково обґрунтованих методів оптимального розподілу обмеженої потужності між споживачами призводить до соціальної напруги, економічних втрат та зниження якості життя населення. Ця проблема вимагає негайного вирішення через розробку інтелектуальних систем, здатних забезпечити справедливий та ефективний розподіл електроенергії в умовах її дефіциту.

Особливу цінність мають *практики*, що враховують не лише технічні [1–5], а й поведінкові чинники користувачів, адже ефективне управління навантаженням можливе лише за наявності взаємодії технічної системи зі споживачем. В науковій літературі майже не розглянуто сценарії, коли багатоквартирний будинок живиться від резервного генератора або зазнає частих відключень. Недостатній рівень досліджень у цьому напрямку, особливо в контексті резервного електропостачання, зумовлює потребу у поглибленому вивченні й розробці адаптивних систем енергоменеджменту, заснованих на штучному інтелекті, нейронних мережах і багатоагентних підходах. *Штучний інтелект (ШІ)* та методи машинного навчання (ML) пропонують перспективні рішення цієї проблеми. Зокрема, вони знаходять застосування у двох взаємопов'язаних напрямках:

- *Прогнозування електроспоживання*: побудова моделей, що передбачають майбутнє навантаження як для окремих квартир, так і для будинку в цілому. Точні прогнози дозволяють заздалегідь планувати розподіл потужності та уникати пікових перевантажень генератора.

• *Розумне керування навантаженням*: алгоритми, що в реальному часі приймають рішення про підключення/відключення або обмеження навантаження на основі пріоритетів, поточних умов та прогнозів. Сюди входять системи пріоритезації навантажень, адаптивні алгоритми із зворотним зв'язком, методи навчання з підкріпленням (reinforcement learning) та гібридні системи керування.

3. Мета і задачі дослідження

Мета дослідження – надати рекомендації з використання інтелектуальних методів керування та прогнозування електроспоживання в багатоквартирних житлових будинках під час аварійних відключень або переходу на резервні джерела живлення з використанням методів штучного інтелекту.

Об'єктом дослідження є процес прогнозування та управління електроспоживанням у багатоквартирних будинках під час аварійних відключень або роботи від резервних генераторів.

Предметом дослідження є методи інтелектуального управління електроспоживанням у багатоквартирних житлових будинках, що працюють в умовах резервного енергозабезпечення. Аналіз охоплює різні рівні ієрархії споживання – від окремих квартир до поверхів і будівлі в цілому. Основну увагу зосереджено на методах штучного інтелекту, здатних забезпечити адаптивне керування електричним навантаженням за умов обмеженої потужності генератора та змінного поведінкового профілю мешканців. Розглянуто наявні методи управління, що вже застосовуються в сучасних системах енергоменеджменту, а також новітні рішення для підвищення ефективності управління в аварійних режимах.

Сценарій тривалого блекауту чи роботи будинку від резервного генератора можна розглядати як окремий випадок *резильєнтності (resilience)* електричної системи будівлі. Ціль – максимізувати час і якість електропостачання життєво важливих потреб під час відсутності магістрального енергопостачання. При дослідженні були використані наступні наукові методи:

• *Прогностичні моделі* [6]: перед самим переходом на генератор (або в перші хвилини після) можуть надати оцінку очікуваного сумарного навантаження від квартир. Якщо прогноз вказує на перевищення потужності генератора, BEMS (Building Energy Management System) може завчасно розіслати сигнал про економію або автоматично знизити навантаження. Проте при тривалому блекауті прогнози стають менш надійними, бо поведінка мешканців змінюється (наприклад, люди масово виїжджають чи навпаки постійно перебувають вдома). Тому прогностичні моделі доцільно комбінувати з адаптивними – корегувати прогноз за фактичними даними споживання кожної наступної години.

• *Правила пріоритетів* [7]: фактично є обов'язковою складовою в аварійному плані будинку. Вже на етапі проектування системи резервного живлення визначаються критичні лінії (ліфти, насоси водопостачання, аварійне освітлення, системи безпеки тощо) і другорядні (розетки в квартирах, кондиціонери тощо). Простий пріоритетний автоматичний вимикач захистить генератор від перевантаження, навіть якщо усі інші інтелектуальні системи відмовлять. Тому такий підхід надзвичайно придатний для резервних сценаріїв, хоча і не оптимізує використання енергії.

• *Нечіткі алгоритми та ANN (Artificial Neural Network)* [8]: показують себе ефективно у запобіганні аварійних провалів частоти/напруги. Вони можуть дуже швидко відреагувати на ознаки перевантаження генератора і відсікати рівно стільки, скільки треба. Це робить їх практичними для дизель-генератора, де перевантаження на 20-30% протягом кількох секунд може привести до його відключення. Відповідно, в сценарії резервного живлення нечіткі контролери чи нейро-нечіткі схеми є цінними як швидкодіючий рівень аварійного захисту, що працює плавніше ніж релейні схеми.

• *Навчання з підкріплення* [9]: найбільш перспективне для довготривалих блекаутів або частих відключень, коли агент може навчитися на множині епізодів. У разі одиничного інциденту (рідкісного блекауту) агент RL навряд чи встигне навчитися оптимально, якщо не був натренований заздалегідь у симуляції. Однак наперед натренований RL-агент здатен приймати рішення в реальному часі, адаптуючись до фактичного ходу подій. Це корисно, зокрема у випадках, коли тривалість резервного живлення невідома. У такій ситуації агент прагне збалансувати комфорт та економію енергії, щоб продовжити роботу генератора. Метод навчання з підкріпленням (RL) ефективно працює в умовах нестаціонарності. Він адаптується до змін кількості присутніх осіб та непередбачуваного характеру навантажень. Алгоритм постійно оновлює свою стратегію, орієнтуючись на отриману винагороду. У питанні запобігання перевантаженням RL також ефективний, але може потребувати підстраховки у вигляді правил.

• *Багатоагентні системи* [10]: для аварійних режимів підходять, якщо в будинку є складна конфігурація генерації (наприклад, кілька генераторів, відновлювальні джерела енергії, накопичувачі)

або потрібно врахувати різномірні ресурси. Для простого випадку “один генератор – багато квартир” MAS (Multi-Agent Systems) може бути надмірним. Втім, елементи MAS (наприклад, локальні агенти-комутатори в квартирах) можуть спростити локальне керування: квартира сама відключить собі бойлер чи кондиціонер за командою від центра, без потреби центральному контролеру знати внутрішню структуру навантаження квартири.

● *Гібридні системи* [11]: видаються найбільш реалістичними для практичної реалізації. У режимі резервного живлення має працювати *ієрархія керування* [2], де нижній рівень – швидкі апаратні захисти і правила (частотне розвантаження, пріоритети), верхній рівень – оптимізаційний (навчання з підкріпленням або моделі керування з прогнозуванням). Це більш повільно коригує режим живлення (наприклад, раз на кілька хвилин може перемикає живлення між некритичними навантаженнями, щоб забезпечити базовий рівень енергопостачання для всіх). Згідно з дослідженнями, гібридні системи управління демонструють високу стійкість у кризових умовах: навіть за тривалого резервного живлення забезпечується оптимізований розподіл електроенергії з мінімальними незручностями для мешканців.

Короткостроковий прогноз навантаження є важливою складовою системи управління енергоспоживанням. Традиційно для цього застосовували статистичні та класичні методи машинного навчання – зокрема, моделі авторегресії (ARIMA), метод опорних векторів для регресії (SVR), випадкові ліси та градієнтний бустинг [3]. Поступово акцент змістився на використання штучних нейронних мереж (далі - ШНМ), а в останні роки – на глибоке навчання (Deep Learning), що забезпечило суттєве підвищення точності прогнозів завдяки здатності нейронних мереж виявляти приховані закономірності у великих масивах даних [3]. Зокрема, великої популярності набули рекурентні нейронні мережі для часових рядів, зокрема архітектури LSTM (Long Short-Term Memory), які добре моделюють послідовні залежності у даних. Так, було показано, що мережі LSTM можуть перевершувати традиційні алгоритми у задачах передбачення побутового навантаження [3].

Прогнозування електроспоживання на рівні окремої квартири є особливо складним завданням. На відміну від агрегованих навантажень великої системи, споживання окремого домогосподарства має високу стохастичність і сильно залежить від поведінки мешканців [3]. На вищих рівнях агрегування (наприклад, весь будинок) індивідуальні випадкові коливання частково компенсуються одне одним, завдяки чому сукупне навантаження має більш виражені добові патерни і краще піддається прогнозуванню. Через це сучасні дослідження приділяють особливу увагу методам глибокого навчання, здатним вловлювати нестійкі режими та режимні зміни на рівні квартири, а також методам адаптивного або probabilistic-прогнозування, які враховують невизначеність в поведінці мешканців [3]. Наприклад, в роботі [4] запропоновано модель управління електроспоживанням на основі згорткової LSTM-мережі з динамічним вибором авторегресивних ознак для поквартирного короткострокового прогнозу навантаження. Запропановану модель випробували на реальних даних багатоквартирного будинку (59 квартир, 11 поверхів) у Нью-Йорку, порівнюючи точність прогнозів на різних рівнях просторової агрегації – для окремих квартир, для поверхів і для будинку загалом. Результати випробувань показали, що навіть в умовах високої варіабельності індивідуальних споживачів модель ConvLSTM із спеціально відібраними ознаками змогла досягти кращої точності, ніж традиційні методи, і адекватно відреагувати на зміну сезонів та поведінкових шаблонів мешканців. В дослідженні [5] застосовували глибокі нейронні мережі різної архітектури: від багатосарових персептрон-мереж і автокодерів – до моделей Seq2Seq (послідовність-в-послідовність) та CNN (конволюційних нейронних мереж) для вилучення добових шаблонів споживання. Наприклад, темпоральна згорткова мережа (Temporal CNN) та Seq2Seq автоенкодер продемонстрували більш високу точність прогнозування порівняно з класичними регресійними моделями. Такі успіхи у прогнозуванні на рівні домогосподарств є основою для подальшого інтелектуального управління. Маючи достовірний прогноз, система управління може завчасно обмежити непершочергові навантаження або запланувати їх увімкнення в періоди, коли прогнозована загальна потужність не перевищує можливостей генератора.

Переваги прогнозування з застосуванням ШНМ: висока точність і здатність врахувати нелінійні фактори (поведінка мешканців, погода, добові цикли). Це особливо корисно у сценаріях з резервним живленням – прогноз допомагає проактивно запобігти перевантаженню генератора, даючи сигнал системі управління заздалегідь знизити навантаження або розподілити його у часі. *Обмеження*: такі моделі потребують великих масивів даних (наприклад, історії з показів лічильників у квартирах) та обчислювальних ресурсів для навчання. Також їхня точність може знижуватися в аномальних ситуаціях, не представлених у навчальних даних (наприклад, нетипова поведінка мешканців під час тривалого блекауту). Тому для аварійних режимів одного лише прогнозування недостатньо – потрібні механізми адаптивного, в реальному часі, керування навантаженням, про які йдеться далі.

4. Результати дослідження

Під час переходу будинку на живлення від резервного генератора виникає потреба в автоматизованому управлінні електричними навантаженнями: збереженні живлення для критичних споживачів, відключенні другорядних, а також – за можливості – у рівномірному розподілі потужності між квартирами. В умовах обмеженої потужності та високої динамічності навантаження традиційні релейні схеми захисту за частотою або напругою демонструють обмежену ефективність, оскільки не враховують індивідуальні пріоритети та контекст навантажень. Це може призводити як до надмірного, так і до недостатнього відключення споживачів (over-under-shedding), що створює додаткові ризики для надійності енергопостачання [12].

З огляду на це, проведено аналіз сучасних наукових моделей інтелектуального керування аварійним навантаженням, з акцентом на сценарії резервного живлення в багатоквартирних житлових будинках. Одержані результати систематизовано за категоріями відповідно до принципів їх дії, швидкодії, складності реалізації та здатності до адаптації.

4.1. Правила пріоритезації та статичні алгоритми розподілу електроенергії

Найпростішим методом захисту генератора від перевантаження є правила на основі пріоритетів. Кожному споживачу (або квартирі) призначається певний пріоритет, і при роботі від генератора навантаження забезпечуються в порядку пріоритетності. Якщо потужності не вистачає – найнижчі за пріоритетом споживачі відключаються або обмежуються. Такі системи можуть бути реалізовані у вигляді статичних правил або порогових значень. Наприклад, у статті [13] описано метод, що базується на наборі правил для управління навантаженням у системі з PV-генерацією та акумулятором. Будинок працює від фотоелектричної станції та акумулятора. Навантаження класифіковано за критичністю або важливістю. У разі дефіциту енергії менш пріоритетні навантаження відключаються першими. Цей пріоритетний алгоритм керування дозволяє підтримувати живлення критичних приладів і перемикає інші на живлення від батареї або відключати їх, залежно від наявності сонячної генерації та стану батареї. Хоча в цьому випадку розглядалось PV/батарею, а не дизель-генератор, принцип подібний: важливі споживачі (освітлення, холодильники, системи безпеки тощо) отримують живлення в першу чергу, а необов'язкові (наприклад, бойлери, кондиціонери, зарядні пристрої) можуть бути тимчасово відімкнені.

Такі *правила на основі пріоритетів мають перевагу простоти і прозорості* – їх легко реалізувати в контролері і пояснити мешканцям. Вони не вимагають складного навчання моделі і можуть використовуватися як базовий рівень захисту. Крім того, у поєднанні з простим зворотним зв'язком (наприклад, вимірюванням сумарної потужності генератора) правило можна зробити динамічним. Якщо навантаження наближається до граничної потужності генератора, то поки потужність не стабілізується, по чергові відключаються навантаження з низьким пріоритетом. *Обмеження цього методу полягає у відсутності адаптації до нетипових ситуацій* – пріоритети фіксовані і не враховують, наприклад, що в деяких квартирах можуть бути особливі потреби. Також статичні правила не оптимізують розподіл – вони лише відсікають навантаження, але не намагаються, скажімо, чергувати постачання між квартирами для справедливості. Тим не менше, правило-пріоритетний метод часто використовується як основа, на якій будуються складніші алгоритми (наприклад, у вигляді функцій винагороди в навчанні з підкріплення, або у вигляді обмежень в оптимізаційних моделях).

4.2. Нечітке логічне управління та адаптивні алгоритми зі зворотним зв'язком

Для більш гнучкого реагування на зміну умов застосовують нечітку логіку (fuzzy logic) [14] та інші алгоритми зі зворотним зв'язком. Нечіткі контролери добре підходять для завдань балансування навантаження, оскільки дозволяють кодувати експертні правила у вигляді лінгвістичних змінних (наприклад, “перевантаження – високе/середнє/низьке”) і мають здатність плавно реагувати на відхилення. У застосуванні до мікромереж з обмеженою генерацією, нечіткі алгоритми використовувалися для визначення оптимальної величини навантаження, яку слід відключити при аварійному розбалансі [15]. Наприклад, в одному з досліджень запропоновано нечіткий контролер, який на основі поточної частоти системи та швидкості її зміни оцінює необхідний обсяг відключення навантаження для стабілізації частоти. Така система може попередити як надмірне відключення (залишаючи більше навантаження ніж потрібно, якщо частота просіла несуттєво), так і недостатнє (якщо частота стрімко падає, контролер швидко відсікає більший відсоток навантаження).

Крім нечіткої логіки, використовуються й інші алгоритми адаптивного керування із зворотним зв'язком, зокрема засновані на нейронних мережах. В статті [12] запропонували комбінований метод: спершу штучна нейронна мережа (ШНМ) аналізує стан системи і оцінює потрібну величину розвантаження, а потім адаптивна нейро-нечітка система (ANFIS) уточнює рішення. Цей метод

враховує актуальний стан мікромережі (наприклад, сумарну генерацію, споживану потужність, відхилення частоти) і здатен в реальному часі розрахувати мінімально необхідний обсяг відключення для відновлення стабільності. Важливо, що така система навчена на широкому діапазоні сценаріїв і тому може інтерполювати рішення навіть для випадків, не представлених прямо в тренувальних даних. У результаті, симуляції показали, що алгоритм на основі ANN+ANFIS спрацьовує швидше і точніше за традиційні порогові методи: він запобігає аварійному колапсу при мінімально можливих відключених навантаженнях. Іншими словами, система «рівно настільки, наскільки треба» відключає навантаження, тримаючи частоту/напругу в допустимих межах і водночас постачаючи максимум можливого навантаження з наявної генерації.

Подібні адаптивні системи використовувалися і для поквартирного керування [12]. Наприклад, можна реалізувати контролер, що збирає зворотний зв'язок від «розумних лічильників» кожної квартири (в реальному часі знає споживану потужність) та від генератора (його потужність/частоту), і за допомогою нечітких правил вирішує, яку квартиру слід тимчасово обмежити. В дослідженні [12], введено поняття агента-навантаження (Load Agent), який через комунікаційну шину отримує команди від енергоменеджера щодо відключення конкретних *Load #1, #2, #3* тощо.

На рис. 1 зображено схему електромережі з декількома джерелами (вітроустановка, дизель, фотоелектрика з накопичувачем) та централізованим блоком Energy Management Unit. Окремий агент «навантаження» керує групами споживачів (Load #1–#3) через шину зв'язку, відключаючи низькопріоритетних споживачів при перевантаженні. Така багатоагентна архітектура дозволяє в реальному часі узгоджувати роботу генераторів і споживачів, що є ключовим для стійкої роботи.

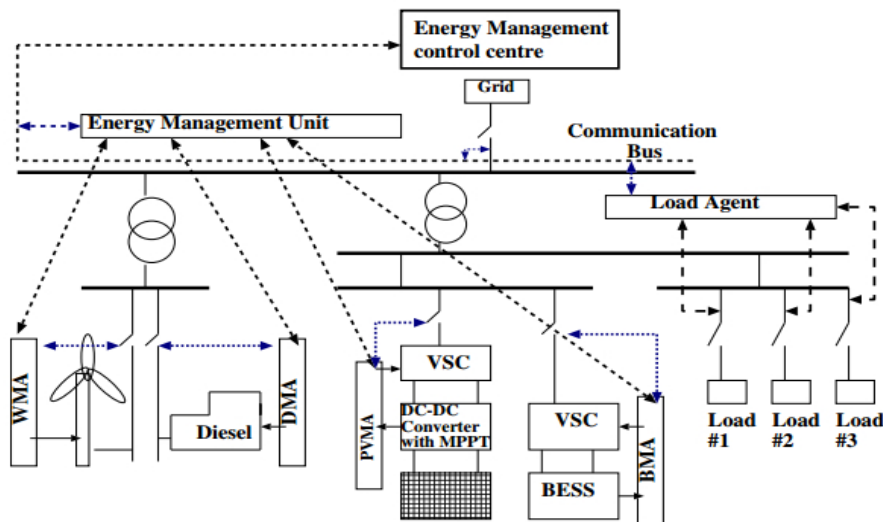


Рис. 1. Схема електромережі з гібридним управлінням

Переваги нечітких та адаптивних алгоритмів: здатність працювати в умовах неповної інформації і невизначеності, швидка реакція, можливість врахувати в логіці кілька показників (частоту, напругу, швидкість зміни навантаження, пріоритет споживача тощо). Вони добре підходять для резервного режиму, оскільки фактично реалізують замкнений цикл керування з врахуванням зворотного зв'язку – генератор “подає сигнал” (через відхилення частоти/навантаження), і контролер відразу приймає рішення кого відключити чи підключити назад. Обмеження: нечіткі системи потребують експертного налаштування функцій приналежності і правил; гібриди на основі ШНМ вимагають тренування і можуть поводитись непередбачувано поза діапазоном навчання. Також, складні адаптивні алгоритми важко формально верифікувати на предмет безпечності (порівняно з простими правилами), тому нерідко їх впроваджують поступово, під наглядом або у вигляді надбудови над базовими захисними схемами.

4.3. Методи навчання з підкріплення для керування навантаженням

Окремий потужний клас методів – це навчання з підкріплення (reinforcement learning, RL), зокрема глибоке навчання з підкріплення (DRL). В контексті енергоменеджменту RL-агент може навчитися керувати відключенням/підключенням навантажень, отримуючи винагороду за підтримання стабільної роботи системи та постачання максимально можливого навантаження. Формально, таку задачу можна визначити як марковський процес прийняття рішень. Стан середовища визначається

показниками енергосистеми: потужністю генератора, наявністю резервів, активними навантаженнями, а також (за наявності) інформацією про пріоритети. Дії – це команди на відключення чи підключення певних навантажень або регулювання інтенсивності споживання. Функція винагороди стимулює уникнення перевантажень і максимальне забезпечення споживачів. Вона також може враховувати додаткові критерії, зокрема справедливий розподіл енергії між квартирами, мінімізацію кількості перемикачів або збереження ресурсу генератора.

У літературі є чимало прикладів успішного застосування RL для керування енергосистемами, особливо мікромережами. У роботі [16] запропоновано аварійне управління низьковольтним навантаженням на основі графового глибокого навчання з підкріпленням. Застосовано метод GraphSAGE-D3QN (Graph Sample and Aggregate з Double Dueling DQN). Він подає енергомережу у вигляді графа та навчає агента оптимально відключати навантаження при загрозі аварійного зниження напруги. Цей підхід враховує топологію мережі (важливо для розподільчих систем) і за допомогою глибокої Q-мережі навчається діям, що мінімізують недопостачання споживачам і водночас запобігають розвитку аварії. Хоча наведений приклад стосується загальної енергосистеми, концепція цілком застосовна і до будинкових мереж. Агент може тренуватися в симуляторі будинку з генератором, поступово вивчаючи, які комбінації квартирних навантажень можна залишити ввімкненими без перевантаження, а які – ні.

В статті [17] запропоновано багатоагентну DRL-стратегію для оптимального керування побутовими приладами, де кожен агент відповідає за окремий тип навантаження, а глобальна винагорода враховує як комфорт мешканців, так і обмеження потужності системи. В сценарії з резервним генератором така багатоагентна схема могла б означати, що агенти-квартири або агенти-прилади “торгуються” за потужність, а центральний координатор (можливо, теж у ролі агента) вирішує, кому дати пріоритет у даний момент. Перевага підходу RL – здатність вчитися із досвіду: при достатній кількості епізодів (симуляції аварійних ситуацій, профілів споживання тощо) агент знайде політику дій, яка максимально задовольняє критерії. При цьому можуть виникнути нетривіальні стратегії, які важко закласти за допомогою простих правил. Наприклад, агент може навчитися чергувати живлення між двома квартирами: спочатку 10 хвилин живить квартиру А (поки В обмежена), потім навпаки – щоб обидві отримали хоча б періодичне живлення критичних приладів. Така стратегія забезпечує деякий рівень комфорту всім мешканцям і одночасно утримує сумарну потужність у межах допустимого.

Важливо, що останні дослідження демонструють ефективність RL не лише в симуляціях, а й в реальних умовах. Глибоке Q-навчання здатне підтримувати 100% забезпечення критичних навантажень навіть у сценаріях стихійних лих, значно швидше реагуючи, ніж традиційні оптимізаційні методи на кшталт MPC [18]. Швидкодія і адаптивність RL особливо цінні у короткочасних аварійних режимах, де рішення про відключення мають прийматися за частки секунди, щоб не зірвати роботу генератора або не просадити напругу в мережі.

Стратегії на основі навчання з підкріпленням (RL) дозволяють враховувати одразу кілька критеріїв: стабільність, комфорт споживачів, витрати пального тощо. Це досягається шляхом налаштування функції винагороди. RL здатне знайти глобально оптимальну або близьку до оптимальної стратегію. Таку стратегію складно побудувати за допомогою жорстких правил або ізолюваних рішень. До того ж добре навчені агенти можуть адаптивно реагувати на ситуації, не явно передбачені при проектуванні (вони “узагальнюють” на основі досвіду). *Обмеження та виклики:* навчання потребує великої кількості епізодів або історичних даних; неправильна постановка винагороди може привести до небажаної поведінки агента. В реальних системах є питання безпеки: чисто RL-агент без обмежень може намагатися дізнатися наслідки критичних дій шляхом проб і помилок, що небезпечно. Тому в практиці RL часто поєднують з іншими методами (гібридні підходи) або обмежують допустимі дії правилами, щоб забезпечити безпечну експлуатацію.

4.4. Багатоагентні системи та ієрархічне управління

Багатоагентні системи (Multi-Agent Systems, MAS) в енергетиці передбачають створення окремих програмних агентів. Кожен агент керує певною підсистемою (генератором, накопичувачем, групою навантажень, окремою квартирою) і взаємодіє з іншими агентами для досягнення спільної мети – збалансувати генерацію і споживання. MAS-архітектури стали популярними в дослідженнях смарт-грид та мікромереж, оскільки відображають розподілену природу цих систем і можуть підвищити їхню гнучкість та стійкість до відмов. MAS-підхід означає, що кожної квартири має свій “агент споживання”, який може запитувати чи звільняти потужність, а у генератора – “агент генерації”, що стежить за тим, щоб сумарне навантаження не перевищувало допустимих меж. Як вже згадувалося [13], розроблено багатоагентний контролер для PV-мікромережі, націлений на забезпечення живлення

критичних навантажень з високою надійністю. У цій системі агенти обмінювалися повідомленнями про стан батарей, доступну сонячну потужність та споживання важливих будівель, що дозволяло своєчасно перемикаєти режими роботи, аби уникнути знеструмлення критичних споживачів. Аналогічно, у подальших роботах MAS застосовувалися для координування дизель-генераторів, відновлюваних джерел енергії та накопичувачів. Наприклад, у статті [19] описують мультиагентну систему на базі JADE-фреймворку для оптимального керування гібридною мікромережею з вітром, сонцем, дизелем і батареєю в режимі реального часу. Метою було мінімізувати витрати і підвищити ефективність, динамічно встановлюючи крайові параметри для кожного компоненту під час роботи мікромережі в ізолюваному режимі. Така система здатна розподіляти навантаження між генератором і накопичувачами, враховуючи гнучкість кожного компонента і дотримуючись обмежень безпеки.

Для багатоквартирного будинку MAS може дати переваги у вигляді масштабованості і модульності. Кожна квартира (або навіть кожен “розумний” прилад) може мати автономного агента, який вирішує локально, коли йому споживати енергію, а коли почекати, спираючись на сигнали від центра (наприклад, ціну або команду зниження навантаження). Відомий приклад – підхід *Transactive Energy*, де кожен агент робить ставку на споживання, а “ринок” (енергоменеджер) врівноважує попит і пропозицію. Робота від генератора інтерпретується як внутрішній ринок кіловат. Якщо генератор може дати лише 20 кВт, то “ціна” енергії всередині будинку підвищується і неважливі агенти відмовляються купувати (тобто відключаються), а критичні згодні “платити” (тобто залишаються ввімкненими).

MAS часто поєднують з іншими алгоритмами – наприклад, вище згадані агенти можуть використовувати RL для прийняття рішень або слідувати нечітким правилам. Multi-agent підхід – це більше про архітектуру системи керування, ніж про конкретний алгоритм. *Переваги*: розподіленість (відсутність однієї точки відмови – якщо один агент виходить з ладу, система частково може працювати). Локальність прийняття рішень (агент квартири знає краще про потреби саме цієї квартири). Гнучкість додавання/видалення агентів (наприклад, при встановленні нових генераторів або підключенні нових секцій будинку достатньо додати нові агенти, не переробляючи всю систему). *Обмеження*: складність забезпечення стабільності та узгодженості дій агентів – потрібні протоколи спілкування і механізми запобігання конфліктів. В критичних ситуаціях швидкість реакції централізованих систем може бути вищою (один контролер швидше прийме рішення, ніж кілька агентів будуть вести переговори). На практиці MAS-архітектури часто тестуються в дослідних установках; їх реальне впровадження в житлових будинках ще потребує стандартизації протоколів і гарантій безпеки.

4.5. Гібридні стратегії управління

З огляду на сильні та слабкі сторони різних підходів, багато дослідників пропонують гібридні системи, які комбінують кілька методів керування. *Мета* – використати переваги кожного і нівелювати недоліки. Найпоширеніші комбінації в інтелектуальних BEMS (Building Energy Management Systems) – це RL + нечітка логіка (FLC), RL + правила (RBC, Rule-Based Control), а також RL + нейронні мережі (ANN) [18]. Такі поєднання дозволяють, наприклад, обмежити дії агента RL рамками правил безпеки або використати треновану нейронну мережу для швидкого наближеного розрахунку оптимального рішення, яке потім уточнюється RL-агентом. Інший приклад – інтеграція моделей прогнозування та оптимізацій у цикл керування: так звана MPC (Model Predictive Control) з підсиленням RL. Дослідження показали, що алгоритми типу TD3 + MPC (Twin Delayed DDPG з MPC) можуть успішно поєднувати прогнозування навантаження та погоди (через модель) із навчанням політики керування, забезпечуючи кращу багатокритеріальну оптимізацію в домогосподарствах [18]. У свою чергу, класичні генетичні алгоритми або інші еволюційні методи можуть слугувати для налаштування параметрів нечітких контролерів чи правил, доповнюючи їх елементами штучного інтелекту.

В контексті резервного живлення, гібридні рішення видаються дуже перспективними. Зокрема, гібрид RL+ правил може гарантувати, що агент з підкріпленням ніколи не перевищить критичних меж. Наприклад, агент може пропонувати рішення, але якщо те рішення порушує обмеження (перевантажує генератор, відключає всі квартири одразу тощо), то вступає в дію жорстке правило або коригуючий модуль. Такий підхід продемонстрував успішність: повідомляється, що в реальних випробуваннях гібридний RL, що працює під наглядом правила чи моделі, здатен стабільно керувати енергосистемою будівлі протягом тривалих періодів [18]. RL+MPC також є цікавим варіантом для будинку з генератором. MPC-модель (оптимізаційна) може прорахувати оптимальний графік відключень на найближчу годину, а, у випадку відхилень, виконувати коригування в реальному часі. Щодо дій, які складно передбачити заздалегідь в межах моделі (наприклад, вибрати, який саме електропристрій слід вимкнути, щоб знизити споживання на 2 кВт), RL-агент може приймати конкретні рішення.

Переваги гібридних систем: вони забезпечують баланс між надійністю та оптимальністю. Правила і моделі гарантують безпеку і виконання фізичних обмежень, а компоненти ШІ дають гнучкість та адаптивність. Як зазначається у згаданому огляді, гібридизація дозволяє RL-агентам працювати в безпечних рамках і запобігає збоєм у реальних умовах. *Обмеження:* складність реалізації і налаштування – по суті, потрібно проектувати і правило, і агент, і забезпечити їх коректну взаємодію. Також зростають вимоги до обчислювальних ресурсів (оскільки виконується декілька алгоритмів паралельно). Втім, для сучасних контролерів це не критично, і вже є приклади комерційних BEMS, де впроваджено елементи прогнозування, оптимізації та навчання.

4.6. Порівняння методів прогнозування

Результати дослідження дозволили здійснити комплексне порівняння основних методів до прогнозування та управління електроспоживанням у багатоквартирних будинках за участі методів штучного інтелекту. В табл. 1 узагальнено їх ключові характеристики, переваги та обмеження, а також оцінено їхню доцільність застосування у сценаріях резервного енергоживлення.

Таблиця 1

Порівняння інтелектуальних методів прогнозування та управління електроспоживанням у багатоквартирних будинках

Категорія методу	Методи ШІ/ML	Рівень застосування	Переваги	Обмеження	Придатність до резервного живлення
Прогнозування навантаження	LSTM, CNN, Seq2Seq; ансамблі моделей	Квартира, поверх, будинок	Висока точність; враховує поведінку мешканців і погоду; дозволяє передбачити пікові навантаження	Високі вимоги до даних; нестабільна точність при нетиповій поведінці	Ефективний перед переходом на резервне живлення. Під час тривалого блекауту потребує адаптації до змін
Правила пріоритетного відключення	Статичні правила за пріоритетами	Будинок (групи квартир/ліній)	Прості та надійні. Гарантують живлення критичних ліній. Легко реалізуються апаратно	Неоптимальні. Можуть відключити надмірно. Не враховують поведінку мешканців	Базовий та обов'язковий захист генератора. Слугує основою для складніших рішень
Нечітке та адаптивне керування	Нечіткі контролери; нейромережеві регресори	Локальні підсистеми, будинок	Плавне управління. Враховують багато параметрів. Мінімізують перевантаження	Складне налаштування. Потенційна нестабільність. Важко інтерпретувати рішення	Ефективні як аварійні контролери. Підтримують стабільність
Навчання з підкріплення (RL)	DQN, DDQN, D3QN, DDPG, TD3; багатоагентні RL	Централізовано (будинок) або децентралізовано (квартира як агент)	Оптимізує стратегії з досвіду. Враховує комфорт, пріоритети й обмеження. Адаптивний	Потребує тренування. Складно врахувати обмеження. Важко інтерпретувати	Перспективний для тривалих блекаутів. Потребує правил як підстраховки. Реалізується разом з іншими рівнями контролю
Багатоагентні системи (MAS)	Агенти з локальними стратегіями; ACL, JADE	Квартири, генератор, накопичувачі; координація в будинку	Розподіленість, гнучкість, немає єдиної точки відмови. Швидка реакція	Потребує узгодження дій, стабільних протоколів і кіберзахисту	Підходить для складних мікромереж. У простих випадках — надлишковий. Перспектива для «розумних» будинків
Гібридні підходи	RL + нечітка логіка, MPC, правила, ML-комбінації	Ієрархія: правила або MPC внизу, RL — на верхньому рівні	Швидкі, надійні та адаптивні. Гнучко налаштовуються під задачу	Складні в інтеграції та налаштуванні. Потребують синхронізації компонентів	Збалансоване рішення для резервного живлення. Добре підходить для BEMS нового покоління

На основі проведеного аналізу зроблено висновок, що жоден із сучасних методів не забезпечує повною мірою ефективне управління навантаженням у сценаріях резервного живлення

багатоквартирних будинків. Найбільш дієвими є гібридні системи, які поєднують переваги різних методів. Водночас у більшості існуючих досліджень фокус зосереджено виключно на технічних аспектах: прогнозуванні, оптимізації, алгоритмах відключення, тоді як поведінкові особливості мешканців залишаються поза увагою.

Пропонується новий метод, що полягає у поєднанні алгоритмів прогнозування і навчання з підкріпленням із урахуванням поведінкової відповідальності мешканців. Метод включає:

1. *Впровадження механізму довіри до кожного споживача на основі виконання ними рекомендацій щодо скорочення споживання у попередніх випадках.* Така рейтингова система може впливати на пріоритетність включення/відключення навантажень: мешканці з високим рівнем довіри (відповідальні) отримуватимуть вищий пріоритет живлення, тоді як менш відповідальні матимуть жорсткіші обмеження. Це дозволить стимулювати поведінкову мотивацію і зробити процес розподілу обмежень прозорішим та більш справедливим для всіх мешканців який на основі історичних даних про дотримання рекомендацій щодо обмеження споживання дозволяє визначати ступінь відповідальності кожного споживача. Це дозволяє реалізувати гнучку та справедливую систему пріоритезації навантажень під час аварій.

2. *Використання гібридного методу управління, в якому поєднуються прогнозні моделі споживання з алгоритмами навчання з підкріпленням.* Прогностичні моделі визначають очікуваний попит на електроенергію, а RL-агент у реальному часі керуватиме відключенням та підключенням навантажень. Функція винагороди агента враховуватиме технічні параметри (уникнення перевантаження генератора, забезпечення живлення критичних ліній) і поведінкові аспекти (рівень відповідальності споживачів). У процесі навчання агент оптимізує політику відключень таким чином, щоб стимулювати відповідальну поведінку мешканців та забезпечувати стійкість системи.

Використання цього методу дозволить врахувати поведінкові характеристики мешканців (реакції на запити про зниження споживання, історія взаємодії), покращує стабільність системи енергопостачання під час аварійного живлення і зменшує середню кількість примусових відключень. Це пов'язано з тим, що система «покарань» та репутації стимулює мешканців до довгострокової співпраці та більш усвідомленого споживання енергії під час екстреної ситуації.

5. Висновки і перспективи подальших досліджень

Аналіз актуальності проблеми інтелектуального управління електроспоживанням у багатоквартирних будинках в умовах резервного живлення підтверджує зростаючу потребу в ефективних, адаптивних та справедливих системах розподілу електроенергії. У сучасних умовах, особливо в періоди тривалих блекаутів, завдання забезпечення стійкості та автономності енергопостачання набуває критичного значення.

На основі проведеного дослідження можна сформулювати такі висновки:

Потреба у нових методах управління. Класичні методи управління навантаженням, засновані на статичних правилах, не враховують поведінкові та соціальні фактори, що обмежує їх ефективність у реальних умовах. Існує необхідність у створенні більш гнучких, адаптивних і прозорих систем енергоменеджменту.

Переваги методів штучного інтелекту. Застосування AI/ML методів – зокрема, методів прогнозування, нечіткої логіки, навчання з підкріпленням та багатоагентних систем – забезпечує динамічну оптимізацію розподілу електроенергії з урахуванням обмежень генератора, пріоритетності споживачів та можливостей до самоорганізації.

Розробка нового методу управління електроспоживанням. У роботі запропоновано новий метод, що поєднує моделі прогнозування та RL-алгоритми з механізмом формування рейтингу довіри до споживачів. Це дозволяє реалізувати систему, яка адаптується не лише до технічних, а й до поведінкових характеристик користувачів, стимулюючи відповідальне споживання.

Практичне значення дослідження. Врахування історичної поведінки мешканців дозволяє формувати гнучку політику відключень, де пріоритетність живлення залежить не лише від технічних характеристик, а й від соціального внеску кожного споживача. Комбінований підхід забезпечує баланс між оперативністю рішень та довгостроковою оптимізацією використання ресурсів. Особливо важливим це стає в умовах воєнного стану в Україні, де справедливий розподіл обмежених енергоресурсів безпосередньо впливає на якість життя населення.

Обмеження дослідження. Основним обмеженням є відсутність польових даних для повноцінного тренування моделей, що враховують поведінкові чинники. Впровадження рейтингів довіри вимагає розробки механізмів захисту персональних даних та прозорих критеріїв оцінки. Використання RL-алгоритмів супроводжується підвищеними обчислювальними затратами, що може бути критичним для систем з обмеженими ресурсами.

Перспективи подальших досліджень пов'язані з експериментальною перевіркою запропонованого підходу у реальному середовищі, розробкою інтегрованих рейтинг-систем довіри та побудовою симуляційних моделей для тестування стратегій RL з урахуванням соціальних факторів. Крім того, доцільно досліджувати можливості багатокритеріальної оптимізації, яка поєднує технічні, поведінкові та етичні аспекти управління енергоспоживанням.

Отже, результати роботи можуть бути використані як наукова та методологічна основа для створення нового типу систем енергоменеджменту в житлових будинках, здатних забезпечити стабільне та справедливе постачання електроенергії в умовах обмежених ресурсів і надзвичайних ситуацій.

Список використаної літератури

1. Rehman, U. u., Faria, P., Gomes, L., Vale, Z. (2025). *Future of Energy Management Models in Smart Homes: A Systematic Literature Review of Research Trends, Gaps, and Future Directions*. Process Integration and Optimization for Sustainability, (2025). <https://doi.org/10.1007/s41660-025-00506-x>
2. Yao, L., Liu, P.-Y., Teo, J. C. (2025). *Hierarchical multi-agent deep reinforcement learning with adjustable hierarchy for home energy management systems*. Energy and Buildings, 115391. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2025.115391>
3. Ma, P., Cui, S., Chen, M., Zhou, S., Wang, K. (2023). *Review of Family-Level Short-Term Load Forecasting and Its Application in Household Energy Management System*. Energies, 16(15), 5809. <https://doi.org/10.3390/en16155809>
4. Li, L., Meinrenken, C. J., Modi, V., Culligan, P. J. (2021). *Short-term apartment-level load forecasting using a modified neural network with selected auto-regressive features*. Applied Energy, 287, 116509. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2021.116509>
5. Zhang, G., Bai, X., Wang, Y. (2021). Short-time multi-energy load forecasting method based on CNN-Seq2Seq model with attention mechanism. Machine Learning with Applications, 5, 100064. <https://doi.org/10.1016/j.mlwa.2021.100064>
6. Moulla, D. K., Attipoe, D., Mnkandla, E., Abran, A. (2024). Predictive Model of Energy Consumption Using Machine Learning: A Case Study of Residential Buildings in South Africa. Sustainability, 16(11), 4365. <https://doi.org/10.3390/su16114365>
7. Chehri, C. et al. (2020). Fuzzy Efficient Energy Smart Home Management System for Renewable Energy Resources. Sustainability, 12(8), 3115. <https://doi.org/10.3390/su12083115>
8. Luo, X. et al. (2024). Intelligent Type-2 Fuzzy Logic Controller for Hybrid Microgrid Energy Systems. Energies, 17(12), 2949. <https://doi.org/10.3390/en17122949>
9. Nagy, Z., Henze, G., Dey, S., Arroyo, J., Helsen, L., Zhang, X., Chen, B. et al. (2023). Ten Questions Concerning Reinforcement Learning for Building Energy Management: Article No. 110435. Building and Environment, 241. <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2023.110435>
10. Lopes, M. et al. (2024). Review and Evaluation of Multi-Agent Control Applications for Energy Management in Buildings. Energies, 17(19), 4835. <https://doi.org/10.3390/en17194835>
11. Eseye, A. T., Zhang, X., Knueven, B., Reynolds, M., Liu, W., Jones, W. (2022). A Hybrid Reinforcement Learning-MPC Approach for Distribution System Critical Load Restoration. IEEE Power & Energy Society General Meeting, Denver. NREL/CP-2C00-81440. <https://www.nrel.gov/docs/fy22osti/81440.pdf>
12. Conteh, F., Tobaru, S., Lotfy, M. E., Yona, A., Senjyu, T. (2017). An effective load shedding technique for micro-grids using artificial neural network and adaptive neuro-fuzzy inference system. AIMS Energy, 5(5), 814–837. <https://doi.org/10.3934/energy.2017.5.814>
13. Ayodele, T. R., Ogunjuyigbe, A. O. A., Akpeji, K. O., Akinola, O. O. (2017). Prioritized rule based load management technique for residential building powered by PV/battery system. Engineering Science and Technology, an International Journal, 20(3), 859–873. <https://doi.org/10.1016/j.jestech.2017.04.003>
14. Fuzzy Logic – Introduction. (2023). GeeksforGeeks. Available at: <https://www.geeksforgeeks.org/fuzzy-logic-introduction>
15. Kumari, S., Suryawanshi, H. M., Govind, D., Nachankar, P. P., Narayana, C. L. (2021). A fuzzy logic based load shedding approach for islanding mode of microgrid. In Proceedings of the 2021 IEEE International Power and Renewable Energy Conference (IPRECON), 2021, pp. 1–6.
16. Pei, Y., Yang, J., Wang, J., Xu, P., Zhou, T., Wu, F. (2023). An emergency control strategy for undervoltage load shedding of distribution network considering distributed generation. IET Generation, Transmission & Distribution, 17(9), 2130–2141. <https://doi.org/10.1049/gtd2.12795>
17. Lu, J., Mannion, P., Mason, K. (2022). A multi-objective multi-agent deep reinforcement learning approach for intelligent home energy management. IET Smart Grid, 5(4), 260–270. <https://doi.org/10.1049/stg2.12068>
18. Michailidis, P., Michailidis, I., Kosmatopoulos, E. (2025). Reinforcement learning for optimizing renewable energy utilization in smart buildings. Energies, 18(7), 1724. <https://doi.org/10.3390/en18071724>
19. El Hafiane, D., El Magri, A., Chakir, H. E., Lajouad, R., Boudoudouh, S. (2024). A multi-agent system approach for real-time energy management and control in hybrid low-voltage microgrids. Results in Engineering, 15, 103035. <https://doi.org/10.1016/j.rineng.2024.103035>