

DOI: [https://doi.org/10.25140/2411-5363-2026-2\(44\)-466-483](https://doi.org/10.25140/2411-5363-2026-2(44)-466-483)

УДК 621.3

Богдан Олександрович Велігорський¹, Максим Анатолійович Хоменко²¹студент аспірантури кафедри електроніки, автоматики, робототехніки та мехатроніки

Національний університет «Чернігівська політехніка» (Чернігів, Україна)

E-mail: bogdan_vel@stu.cn.ua. ORCID: <https://orcid.org/0009-0008-4492-4156>Google Scholar: https://scholar.google.com/citations?user=LTC0_2UAAAAAJ&hl=en²кандидат технічних наук, доцент кафедри електроніки, автоматики, робототехніки та мехатроніки

Національний університет «Чернігівська політехніка» (Чернігів, Україна)

E-mail: mr.homax@stu.cn.ua. ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-9084-3527>Google Scholar: <https://scholar.google.com/citations?hl=en&user=3K50Dg8AAAAJ>

МЕТОДИ КЕРУВАННЯ MICROGRID В УМОВАХ НЕВИЗНАЧЕНОСТІ

Представлено складові Microgrid та наведено два основні режими роботи. Наведено приклади невизначеностей, які існують у Microgrid. Розглянуто методи керування Microgrid в умовах невизначеності та виконано їх порівняння між собою з погляду легкості інтеграції в систему, обчислювальної ефективності та ефективності роботи конкретно при невизначеності. Обґрунтовано поділ усіх методів керування Microgrid на 3 групи: *Conventional, Advanced та Intelligent*.

Ключові слова: невизначеність; прогнозне керування; Microgrid; відновлювальні джерела електроенергії; модельно-прогнозне керування; навчання з підкріпленням; оптимальне керування.

Рис.: 9. Бібл.: 18.

Актуальність теми дослідження. Електроенергія є значним відкриттям людства, яке дає змогу вирішувати низку промислових та суспільних задач: від підвищення ефективності виробництва до забезпечення комфортного життя. У сучасному світі важко уявити людину, яка б жодного разу не користувалася електроприладами. Тому можна стверджувати, що електропостачання стало невід'ємною частиною життя людини у XXI столітті. Однак те, що, на перший погляд, сприймається як давно досліджене та просте, насправді є цілим комплексом обладнання, що генерує, розподіляє та передає електроенергію до споживачів. І навіть найменша помилка в одному з елементів може призвести до виходу з ладу цілої системи. Енергетична галузь впродовж кількох останніх десятиліть залишається однією з найбільш вагомих для людства.

Основними трендами останніх років у світовій енергетичній галузі є впровадження відновлювальних джерел електроенергії (сонячна енергія, сила вітру), зменшення загального споживання, забезпечення стабільної та безвідмовної для споживачів роботи електроенергетичного обладнання. Більшість із цього також є актуальним і для України. Проте найбільш важливим серед цих трендів у наш час для України є забезпечення стабільного та безперебійного електропостачання. Наслідки бойових дій та обстрілів часто призводять до руйнувань стаціонарних електростанцій, підстанцій, розподільчих мереж тощо. Це у свою чергу призводить до аварійних та планових відключень електроенергії для побутових споживачів і бізнесу, чим опосередковано погіршує якість життя населення. Тому постає питання надійного та рівномірного постачання електроенергії всім споживачам в умовах підвищеної ймовірності виходу з ладу окремих вузлів енергосистеми за рахунок залучення альтернативних і більш мобільних джерел енергії, зокрема, відновлювальних. Одним зі шляхів інтеграції відновлювальних джерел електроенергії в місцях, де централізоване цілодобове енергопостачання впровадити чи відновити дуже важко, є включення в енергосистему країни мереж на основі Microgrid.

Постановка проблеми. Більшість задач, характерних для сучасного етапу розвитку електроенергетики, дає змогу вирішити інтеграція мереж на основі Microgrid в енергосистему країни. Однак при керуванні Microgrid потрібно мати справу з невизначеностями.

Microgrid (мікромережі, «мікросітки») – сукупність взаємопов’язаних споживачів електроенергії й розподілених енергетичних ресурсів, що працює як цілісний контрольований об’єкт стосовно мережі [1]. Такі системи об’єднують генерацію, накопичення та споживання електроенергії для підвищення надійності та автономності, працюючи як окремо від великої мережі, так і синхронно, забезпечуючи резервне живлення, інтегруючи відновлювані джерела (сонце, вітер) та знижуючи залежність від централізованого постачання. Вони можуть працювати в ізольованому (автономному) або мережевому режимах, пропонуючи ефективне управління енергією та можливість незалежного енергопостачання.

Упродовж останніх десятиліть особливо актуальним при проектуванні будь-яких систем керування є питання вирішення можливих невизначеностей. Невизначеності виникають у будь-якій галузі: в енергетиці, в економіці, у соціально-демографічних процесах тощо. Оскільки будь-який процес містить низку вагомих та малопомітних факторів, які можуть впливати на подальший розвиток подій, то це означає, що майбутній стан системи може кардинально відрізнятись від очікуваного. Однак, яким конкретно буде цей стан, як його передбачити і взаємодіяти з ним і є основним завданням прогнозного керування, зокрема вирішення невизначеностей.

Вміння передбачати майбутнє та вирішувати таким чином невизначеність дає змогу отримати значну економічну вигоду. На підставі отриманої інформації можливим є зменшення потенційних збитків від аварій та неочевидних, на перший погляд, проблем, що можуть призвести до виходу з ладу обладнання.

Загалом впровадження Microgrid у свою чергу формує нові проблеми: генерація достатньої потужності, економічна доцільність, фінансування, віртуальна та фізична безпека обладнання тощо. У даній статті буде розглянута проблема керування Microgrid за умови невизначеностей та основні методи, що можуть її вирішувати.

Результати дослідження дають змогу виявити сильні та слабкі сторони кожного з розглянутих рішень та визначити, які саме вдосконалення необхідні.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Існує велика кількість статей, присвячених опису основних принципів роботи мереж на основі Microgrid, порівняльному аналізу методів, які використовуються для прогнозного керування, а також конкретних прикладів застосування Microgrid з метою вирішення прикладних задач. Слід зауважити, що кількість статей, які містять ключове слово «microgrid» з кожним роком стає все більшою: якщо ще у 2017 році на інформаційному ресурсі ScienceDirect кількість відповідних статей становила 1143, то за весь 2025 рік їх було опубліковано 6008, тобто за 9 років кількість зросла у понад 5 разів. Це свідчить про зростаючий інтерес серед науковців до теми локальних енергосистем.

У статті «A comprehensive review on DC microgrid control and energy management strategies» авторів S.D. Sandeep, Satyajit Mohanty, Shashi Bhushan Mohanty та Pratap Sekhar Puhan зосереджується увага на питанні управління системами на базі Microgrid постійного струму (DC). У дослідженні наводяться ключові схеми керування DC microgrid (Centralized, Decentralized, Distributed, Hierarchical), а також їх особливості [2]. Окремим розділом статті є огляд класичних та заснованих на застосуванні штучного інтелекту (AI based) методів енергетичного контролю, виділяючи при цьому останні як перспективні. Зрештою, представляється перелік проблем при впровадженні Microgrid, які все ще потребують вирішення (необхідність стійких комунікаційних протоколів, масштабованість систем керування тощо).

До оглядових також можна віднести статтю «A review of intelligent control strategies for energy management systems in microgrids» авторів Mpho Sam Nkambule, Ali Nabil Hasan і Thokozani Shongwe. У ній наводиться категоризація Microgrid (Conventional, Smart), робочі режими мікромереж (Grid-Connected, Islanded) [3]. Окрема увага надається

існуючим підходам до керування електроенергетичними системами незалежно від їх типу (Stochastic, MPC, AI-driven тощо), а також оптимізації роботи. Важливою складовою статті є огляд типів потенційних кібератак на Microgrid та визначення вразливих місць мережі, що необхідно враховувати під час впровадження Microgrid.

Питання керування перетворювачами потужності за допомогою підходів droop та inner loop порушується в статті «Advanced control strategies for microgrids: A review of droop control and virtual impedance techniques». Подібно до двох попередніх розглянутих наукових праць, у цій також здійснюється огляд архітектури управління Microgrid (Centralized, Decentralized, Distributed). Проте, на відміну від інших праць, представляються аспекти управління Microgrid-мережами кожного типу: AC microgrid, DC microgrid та Hybrid (AC-DC) microgrid [4].

У статті «A review on microgrid control: Conventional, advanced and intelligent control approaches» авторів Vijayeeni Samal, Mitali Mahapatra, Swagat Pati, Manoj Kumar Debnath здійснюється детальний огляд структури та архітектури Microgrid та режимів роботи Microgrid. Значна увага приділяється методам керування Microgrid (PID controller, LQR, MPC, Reinforcement Learning тощо), а також питанню стійкості досліджуваної системи (Robust control) [5]. З погляду змісту, у цю статтю включено всі оглядові питання з теми Microgrid, притаманні розглянутим попереднім статтям, але з більшою деталізацією, що добре підходить тим, хто тільки починає працювати з Microgrid.

На основі вищенаведеного огляду можна зробити такі висновки.

- З кожним роком інтерес до Microgrid серед науковців поступово зростає, про що свідчить зростаюча кількість публікацій.

- Більшість оглядових статей зосереджена на питанні структури та архітектури Microgrid і лише деякі з них детально розглядають методи управління.

- Велика увага приділяється нерозв'язаним питанням (масштабованість, оптимізація керування, безпека), що особливо корисно для науковців, які тільки починають проводити дослідження.

- Відсутня чітка та регламентована класифікація типів Microgrid та їхніх методів, про що свідчать розбіжності у вмісті статей.

Виділення недосліджених частин загальної проблеми. Більшість оглядових статей розглядають структуру та архітектуру мереж на основі Microgrid, а також методи керування Microgrid. Однак питанню використання методів управління Microgrid з точки зору можливих невизначеностей (uncertainty) при прогнозованому керуванні приділяється дуже мало уваги. Незважаючи на те, що в деяких статтях все ж є інформація про те, як методи підходять для вирішення питання невизначеності, усе ж вона розкрита мало та досить часто губиться у великому масиві оглядової інформації.

Метою дослідження є ознайомлення з методами оптимального керування системами з Microgrid, у тому числі в умовах невизначеності, висвітлення основних проблем імплементації алгоритмів відповідних методів під час впровадження Microgrid, а також виділення переваг та недоліків кожного з розглянутих рішень. Крім того, необхідно з'ясувати невизначеності у Microgrid. Ці результати дозволять спростити процес впровадження та проектування нових алгоритмів, які зроблять процес керування системою на основі Microgrid більш простим, масштабованим та ефективним.

Виклад основного матеріалу. Microgrid – це інтегрована система генерації, електроенергії, розподільчої інфраструктури, а також систем накопичення електроенергії (за необхідності), які дозволяють забезпечувати стабільне постачання електроенергії кінцевим споживачам. При цьому системи на базі Microgrid відрізняються від, на перший погляд, подібних за функціональністю рішень, таких як smart grids та віртуальні станції (VPP – Virtual Power Plants), двома характерними ознаками [6]:

- Microgrid включає в себе вузли генерації та навантаження з фіксованими обмеженнями;

- Microgrid може працювати в одному з двох основних режимів: мережевому (grid connected) та ізолюваному (islanded).

Архітектура мережі на основі Microgrid у мережевому та ізолюваному режимах роботи відповідно представлена на рисунках 1 і 2.

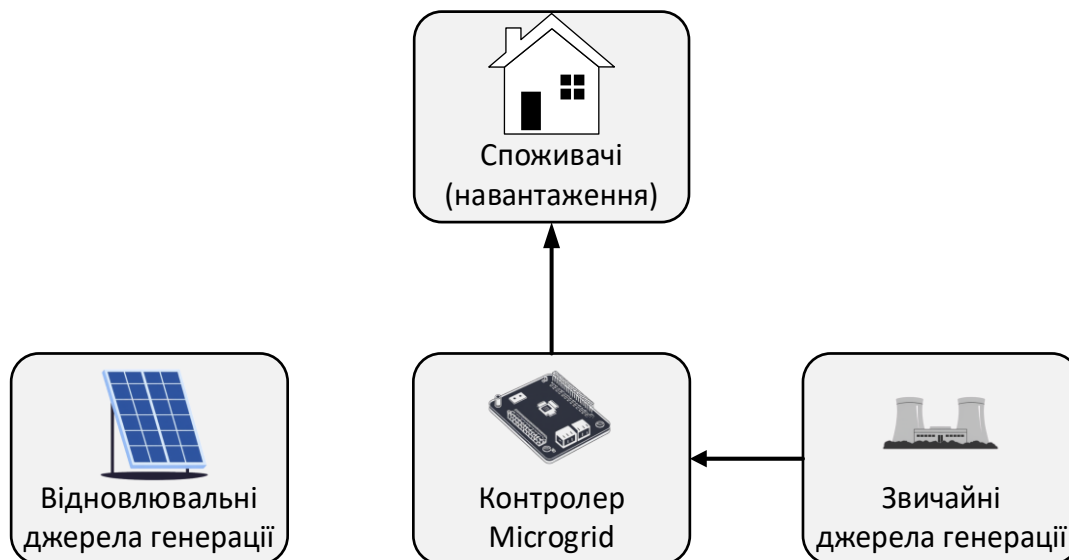


Рис. 1. Архітектура системи на основі Microgrid (мережевий режим роботи)

Джерело: розроблено авторами.

Основними компонентами системи на основі Microgrid є:

- відновлювальні джерела електроенергії (сонячні, вітрові та гідроелектростанції);
- звичайні (невідновлювальні та централізовані, як-от теплові та атомні електростанції) джерела генерації електроенергії;
- споживачі (навантаження), яким передається згенерована електроенергія;
- контролер Microgrid.

Головною складовою у Microgrid є контролер. Перелік задач контролера включає в себе забезпечення стабільного енергопостачання споживачам, перемикання між мережевим та ізолюваним режимами, а також прогнозне керування всією мережею таким чином, щоб використати можливості відновлювальних джерел електроенергії і задовольнити потреби всіх споживачів.

Слід зауважити, що звичайні джерела генерації електроенергії, як правило, розміщуються поза Microgrid. Однак для кращого розуміння режимів роботи Microgrid їх слід розміщувати на діаграмах.

У випадку мережевого режиму роботи Microgrid споживачам подається електроенергія з централізованих (звичайних) джерел генерації (атомні, теплові електростанції), а відновлювальні джерела працюють у режимі накопичення електроенергії.

Однак у місцях, де забезпечити цілодобове та стабільне централізоване електропостачання неможливо, або в разі надзвичайних ситуацій, за яких нормальна функціональність звичайних джерел генерації порушується, стає у пригоді ізолюваний режим роботи (див. рис. 2). У цьому випадку споживачі продовжують отримувати електроенергію, але вже накопичену з відновлювальних джерел.

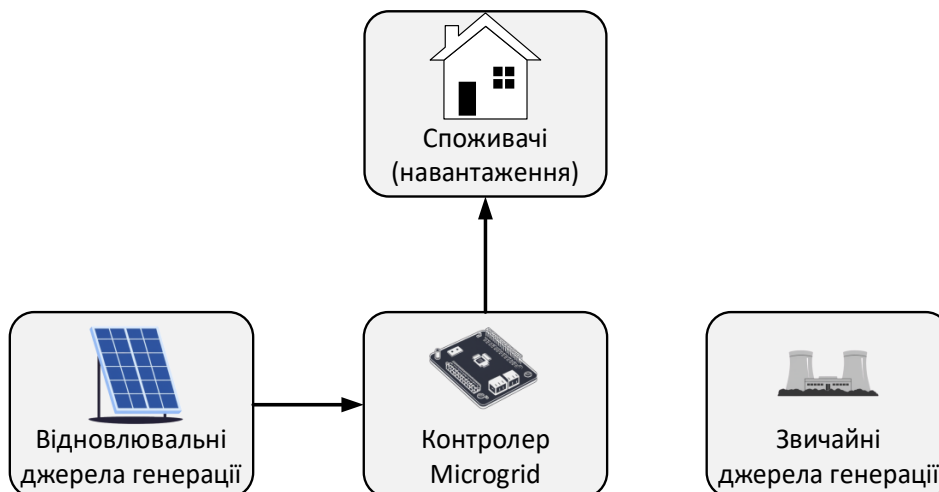


Рис. 2. Архітектура системи на основі Microgrid (ізолюваний режим роботи)
Джерело: розроблено авторами.

Метою прогнозного керування Microgrid є виконання обчислень на основі даних та алгоритмів, які дозволяють виконувати вибір режиму роботи на основі кількості згенерованої відновлювальними джерелами енергії, приблизного числа споживачів тощо з метою мінімізації економічних втрат. Таким чином, особливість відновлювальних джерел електроенергії – залежність від погодних умов, загальне споживання, а також потенційні проблеми з обладнанням формують невизначеність при здійсненні процесу керування мережею.

Для вирішення задачі оптимізації управління в Microgrid використовують різні алгоритми. Згідно із [5], усі відомі алгоритми оптимального керування можна поділити на 3 великі групи:

- Conventional control (традиційні);
- Advanced control (прогресивні);
- Intelligent control («розумні»).

Традиційні методи керування Microgrid (Conventional Control). До традиційних методів управління Microgrid відносять PID та LQR [5].

PID (Proportional-Integral Regulator), або PID-controller – пропорційно-інтегральний регулятор; алгоритм автоматичного керування, який має на меті підтримувати керовану величину близько до заданого значення, автоматично коригуючи при цьому керуючий вплив. Більш точного та стабільного керування системою можна досягти шляхом включення додаткових параметрів [7].

На рис. 3 представлена схема PID.

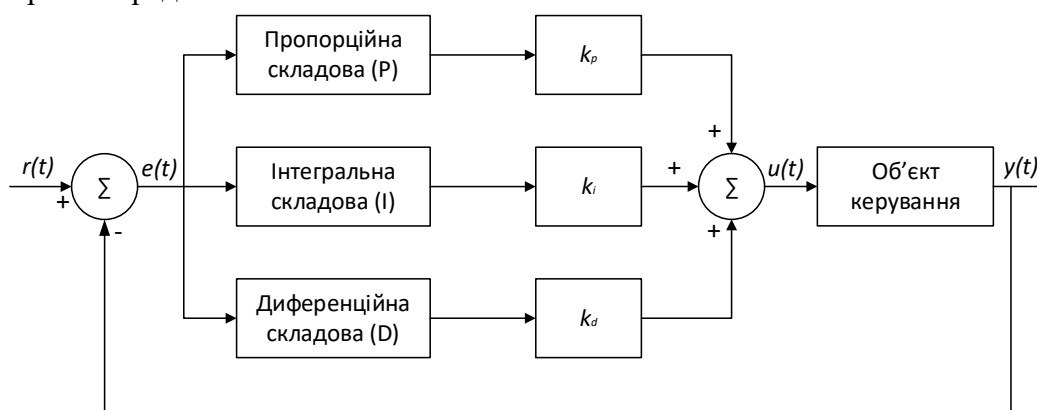


Рис. 3. Схема PID

Джерело: розроблено авторами.

Формула PID:

$$u(t) = k_p e(t) + k_i \int_0^t e(\tau) d\tau + k_d \frac{de(t)}{dt}. \tag{1}$$

Керуючий сигнал $e(t)$ обчислюється на основі похибки $e(t) = r(t) - y(t)$, де $r(t)$ – задане значення, а $y(t)$ – виміряне значення.

Пропорційна складова $k_p e(t)$ в (1) дає змогу реагувати на статичну похибку, що виникає у процесі роботи контролера. Чим більшим є значення похибки, то тим сильнішою є дія.

Статична похибка у рівнянні (1) усувається інтегральною складовою $k_i \int_0^t e(t) dt$. Однак, неправильно підібрані значення можуть спричинити додаткові коливання та перерегулювання.

Зрештою, диференційною складовою $k_d \frac{de(t)}{dt}$ у рівнянні (1) зменшується перерегулювання.

Загалом PID використовується в системах зі збуреннями, а також у випадках, коли модель системи є невідомою та складною. Крім того, ще однією особливістю є гнучка модифікованість, що дозволяє адаптувати PID під свої потреби. Однак, попри свою простоту та універсальність, PID чутливий до шумів і погано працює з нелінійними системами, якими зазвичай і є системи керування Microgrid. Звичайний PID не включає прогнозування, а тому вирішення невизначеності при керуванні Microgrid є обмеженим лише до невеликих збурень та помірних похибок.

Ще одним представником традиційних методів, що можуть здійснювати автоматичне керування системою є LQR.

LQR (Linear-Quadratic Regulator) – лінійно-квадратичний регулятор; підхід до автоматичного керування системою, заснований на зворотному зв'язку (feedback) від цієї ж системи, що включає в себе повний стан системи (вектор стану x), який використовується для здійснення подальшого управління. LQR пропонує оптимальний закон для динамічної системи, який мінімізує конкретну квадратичну функцію [8], що робить цей підхід більш пристосованим до Microgrid, ніж PID.

Схема LQR зображена на рис. 4.

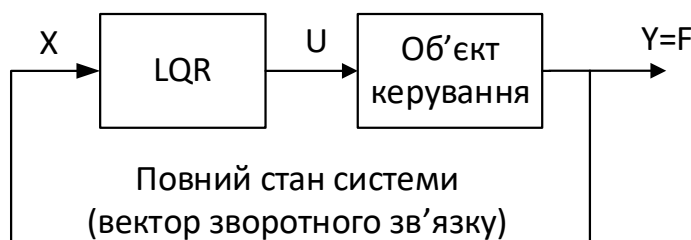


Рис. 4. Схема LQR

Джерело: розроблено авторами.

Вхідний сигнал X визначається на основі F , який є різницею між значенням на виході контролера та бажаним значенням. Сигнал U є керуючим.

Опис системи в LQR:

$$\dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) \tag{2}$$

З вектором стану системи x у (2) та вектором керування u впливають матриці A та B . A є матрицею стану системи, що описує взаємозв'язки між змінними стану та процес зміни системи без урахування керуючих впливів. Матриця B визначає, як керуючий сигнал u впливає на роботу стани системи, а також ефективність та напрям дії самого керування.

У LQR здійснюється пошук оптимального закону керування:

$$u(t) = -Kx(t) \tag{3}$$

K у законі керування динамічною системою (3) обчислюється на основі матриць A і B , а також матриць ваг Q (або Y , вага штрафу за відхилення стану) і R (або Z , вага штрафу за керування). K є рішенням алгебраїчного рівняння Ріккати:

$$K = Z^{-1}B^T X \quad (4)$$

Функція вартості в LQR має наступний вигляд:

$$J = \int_0^{\infty} x(t)^T Y x(t) + x(t)^T Z u(t) dt \quad (5)$$

Технологія LQR широко використовується для Microgrid з метою оптимізації, мінімізації/максимізації функції вартості (cost function) для визначення найкращої стратегії керування. Однак для застосування LQR і забезпечення належної точності у Microgrid необхідною є лінеаризація моделі, оскільки Microgrid зазвичай є нелінійною системою. Крім того, LQR не враховує обмеження, що може також позначатися на оптимальності керування.

Прогресивні методи керування Microgrid (Advanced control). На відміну від традиційних методів управління, прогресивні методи підходять для реалізації системи на основі Microgrid без необхідності здійснювати модифікацію самих методів, підлаштовуючи їх під конкретну задачу. Особливо актуально це для випадку роботи з нелінійностями та невизначеностями.

Типовими методами, що належать до категорії прогресивних, є MPC та Stochastic control [5].

MPC (Model Predictive Control) – модельно-прогнозне керування; різновид автоматичного керування, який виник у кінці 1970-х років і за останні майже 50 років пройшов довгий шлях становлення та реалізації в різноманітних системах, у тому числі й Microgrid. Загалом поняття «Model Predictive Control» не позначає конкретну методику керування, а використовується для загального опису методів, які застосовують модель для визначення подальшої поведінки об'єкта керування шляхом мінімізації цільової функції (objective function) [9]. Різноманітні алгоритми MPC (такі як receding horizon Predictive Control - RHPC) відрізняються між собою моделлю, що використовується у процесі роботи, а також збуреннями (noises) і функцією втрат (cost function), яка потребує мінімізації.

На будь-якому заданому кроці MPC-контролер отримує або визначає поточний робочий стан Microgrid. Після цього він вирішує обмежену задачу оптимізації на основі внутрішньої моделі Microgrid та поточного стану системи, щоб визначити мінімальні витрати на горизонті прогнозування.

Функція витрат в MPC:

$$J = \sum_{k=0}^{N-1} \left(\|x_{k+1} - x_{ref,k+1}\|_Q^2 + \|u_k\|_R^2 \right) + \|x_N - x_{ref,N}\|_P^2, \quad (6)$$

У функції втрат (6) коефіцієнт N є горизонтом прогнозування (prediction horizon; визначає, наскільки далеко від поточного стану слід здійснювати планування поведінки системи), K є часовим кроком (time step). $x_K, x_{ref,K}$ та u_K – стан системи, відношення та значення виходу керування відповідно. $\|x_{k+1} - x_{ref,k+1}\|_Q^2$ – відхилення стану (state deviation; різниця між прогнозованим значенням та бажаним на кожному кроці, де матриця Q визначає кількість можливих варіантів). $\|x_N - x_{ref,N}\|_P^2$ – кінцева вартість (terminal cost; вартість у кінці горизонту прогнозування). $\|u_k\|_R^2$ – зусилля керування (control effort; визначає великий вхідний сигнал керування, що може свідчити про надмірне використання виконавчих механізмів, а матриця R обчислює вартість використання вхідних сигналів керування). x_N – обмеження (terminal constraints; забезпечують стабільність).

Після виконання розрахунків контролером застосовується початкова дія до Microgrid, і алгоритм повторюється (рис. 5).

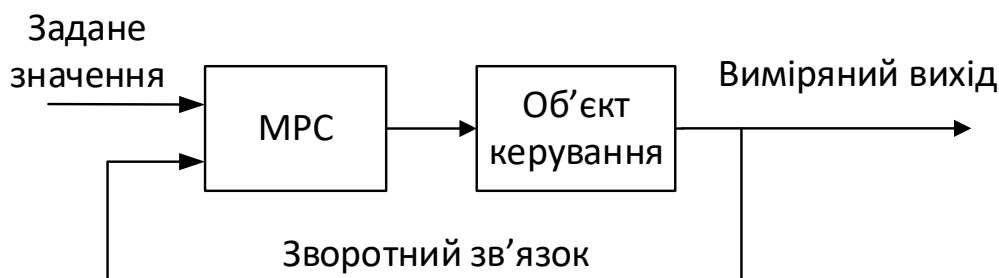


Рис. 5. Схема MPC

Джерело: розроблено авторами.

Слід зауважити, що MPC має також властивості традиційного оптимального управління, такі як достатній обсяг для роботи з Microgrid з множинними входами та виходами (multi-input multi-output), врахування часових затримок і стійкість проти помилок моделі.

Перевагами MPC є [9]:

- можливість застосування в системах, якими керують особи, що не володіють достатніми знаннями про управління системою;
- можливість застосування для керування як простими, так і складними системами, у тому числі нестабільними й з великими часовими затримками;
- здатність обробляти багатоваріантність;
- наявність feed forward control, що дає змогу компенсувати вимірювані збурення;
- легка реалізація;
- відкритість методології, яка дає змогу створювати розширення в майбутньому.

Незважаючи на значну кількість переваг MPC, похідні обчислення є більш складними порівняно з PID-controller. Звісно, якщо динамка процесу не змінюється, то прогнозування може бути здійснено заздалегідь. Однак адаптивне керування вимагає обчислень кожної ітерації, що може призвести до суттєвих втрат обчислювальних ресурсів виробничих пристроїв, які, крім цього, повинні виконувати інші робочі функції [9]. До того ж ще одним слабким місцем MPC є вимога доступності відповідної моделі, а тому модель має бути максимально точною до реального об'єкта керування. Попри свої недоліки, MPC зрештою підходить для вирішення задачі управління Microgrid в умовах невизначеності, а самі алгоритми легко інтегруються в будь-яку систему.

Окремим випадком MPC є Economic MPC (економічний MPC, EMPC). EMPC – різновид Model Predictive Control, у якому головна мета керування має чіткий економічний зміст, а не спрямована на стабілізацію управління біля заздалегідь заданої точки [10].

Функція витрат в EMPC має такий вигляд:

$$J = \sum l(x_k, u_k) \quad (7)$$

У виразі (7) $l(x_k, u_k)$ – економічний критерій. Ним може бути енергоспоживання, собівартість продукції, ефективність процесу, енергоспоживання тощо. Оптимальний режим роботи може змінюватися з часом або бути періодичним, що і є задачею для EMPC. Крім того, цей вид керування поєднує в собі оптимізацію та керування в режимі реального часу. Прикладом EMPC в енергосистемі є мінімізація вартості електроенергії та витрат.

Для Microgrid економічний критерій може мати такий вигляд:

$$l(x_k, u_k) = c_{buy} P_{grid}(u_k) - c_{sell} P_{export}(u_k). \quad (8)$$

У (8) c_{buy} – поточна вартість купівлі електроенергії, c_{sell} – поточна вартість продажу електроенергії, $P_{grid}(u_k)$ – електроспоживання системи (залежить від сигналу керування), а $P_{export}(u_k)$ – електроспоживання, що відправляється в мережу (залежить від сигналу керування).

Ще одним поширеним способом керування, що належить до Advanced control, є Stochastic control (стохастичне керування). Характерною особливістю цього різновиду управління є його орієнтованість на керування системою в умовах невизначеності. Слід зазначити, що цей підхід інколи відносять до таких, що вирішують задачі оптимізації, який має на меті зменшення вартості управління, підвищення надійності чи ефективності системи паралельно з розв'язанням задачі керування в умовах невизначеності [11].

Невизначеності системи зазвичай виражаються у вигляді методів теорії ймовірностей. Процес прийняття рішень системою у випадку застосування Stochastic control зазвичай виконується поетапно. При цьому поточне рішення має вплив на подальші варіанти функціонування системи.

Ключовими засобами впровадження стохастичного керування в Microgrid є динамічне програмування і Марківські процеси.

Динамічне програмування (dynamic programming) – ефективний метод вирішення задач, розроблений Річардом Беллманом [12]. Його суть полягає у розкладанні однієї задачі оптимізації на декілька дрібніших, внаслідок чого одна складна задача розбивається на декілька менших і простіших. Зрештою, на основі одержаних рішень у кожній задачі виводиться загальний розв'язок задачі оптимізації. Такі поетапні обчислення чудово підходять для цифрових обчислювальних пристроїв, особливо тих, які можуть здійснювати паралельні обчислення.

Схематичне представлення суті динамічного програмування наведено на рис. 6.

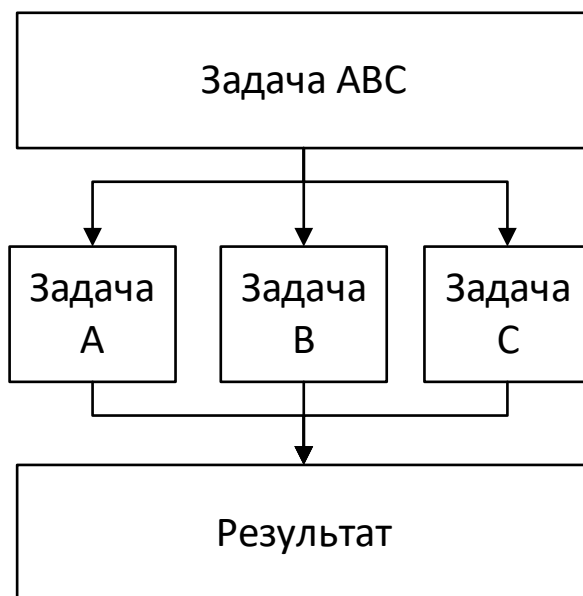


Рис. 6. Схема динамічного програмування

Джерело: розроблено авторами.

Основою динамічного програмування є рівняння Беллмана:

$$V(s) = \text{Max}_a [R(s, a) + \gamma \sum P(s'|s, a)V(s')]. \quad (9)$$

У рівнянні (9) s' позначає стан, a – дію, γ – фактор знижки (discount factor). $V(s')$ – функція-значення (value function), $R(s, a)$ – миттєва винагорода (immediate reward), $P(s'|s, a)$ – ймовірність переходу до наступного стану.

Динамічне програмування особливо ефективно у випадках, коли прийняття рішень в системі здійснюється у чітко зазначеному порядку. Однак, динамічне програмування має і свої недоліки. Велика кількість утворених унаслідок декомпозиції підзадач вимагає більших обчислювальних ресурсів, що зменшує ефективність алгоритму та призводить до більших часових затримок. Крім того, виникають також інтерполяційні проблеми, що теж накладає свої обмеження на універсальність методу динамічного програмування [12].

Марківські процеси (Markov decision process) визначаються як керовані стохастичні процеси, що задовольняють Марківським властивостям [13]. Такими властивостями є часова (майбутній стан залежить лише від поточного, а не від попередніх), локальна (змінна умовно незалежна від усіх інших змінних, якщо відомі її безпосередні сусіди), та глобальна (дві множини змінних умовно незалежні, якщо їх розділяє третя множина в графі).

Математично Марківські процеси описується у вигляді кортежу (S, A, T, p, r) , де S – простір станів процесу, A – множина усіх можливих дій, які керують динамікою станів, T – множина часових проміжків прийняття рішень, $p()$ – функція ймовірності переходу зі стану, $r()$ – функція винагорода відповідних переходів між станами [13].

Структура Марківського процесу представлена на рисунку 7.

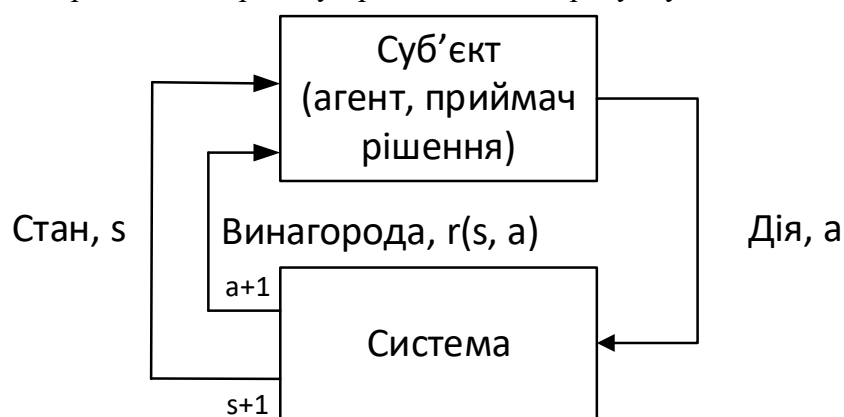


Рис. 7. Структура Марківського процесу

Джерело: розроблено авторами.

Застосування Марківських процесів дозволяє моделювати процес прийняття рішень у випадках, коли частина вихідних даних має випадковий характер, а інша частина визначається приймачем рішення. Водночас цей підхід потребує чіткого визначення усіх можливих станів та дій.

Загалом, стохастичні методи дуже добре підходять для здійснення керування Microgrid в умовах невизначеності, оскільки їх можна представити математично за допомогою числових ймовірностей. Проте обчислювальна ефективність цих методів залишається на низькому рівні через наявність численних переходів між станами та декомпозицію, що проявляється у збільшеному часі обчислень для великих і складних систем, зокрема Microgrid.

«Розумні» методи керування Microgrid (Intelligent control). Штучний інтелект (artificial intelligence) у наш час є одним із найбільш затребуваних та впроваджуваних напрямків у бізнесі та виробництвах по всьому світу [14]. Пройшовши довгий шлях від суто наукової проблеми, штучний інтелект став суттєвим допоміжним засобом у розроблених рішеннях: від надання допомоги при керуванні транспортним засобом до розсилки сповіщень про потенційно цікаві товари на основі переглянутих на вебсайті зразків.

Таким чином, штучний інтелект може використовуватися не лише як кінцевий продукт, а і як допоміжний засіб при проектуванні чогось нового. Зокрема, методи, які працюють на засадах AI лежать в основі різноманітних алгоритмів оптимізації. Це також стосується і алгоритмів керування Microsoft.

З технічного погляду штучний інтелект – сукупність інформаційно-обчислювальних засобів для вирішення задач та прийняття рішень шляхом здобуття нового та використання вже накопиченого досвіду системи подібно до того, як працює людський мозок [14]. Система на основі штучного інтелекту здебільшого здатна засвоювати нову інформацію, систематизувати наявні знання і використовувати їх для вирішення задач, а не лише виконувати записану програмістом функцію.

Велику роль у штучному інтелекті відіграють нейронні мережі. Нейронні мережі – це особливий тип комп’ютерних алгоритмів, які допомагають розв’язувати дуже складні завдання, подібні до тих, які ми розв’язуємо, міркуючи та ухвалюючи рішення. Ці мережі назвали так через їхню схожість зі структурою людського мозку – нейронною мережею. З біологічного погляду, мозок людини складається з великої кількості нейронів – нервових клітин, які здатні приймати, обробляти та відправляти далі інформацію у вигляді електричних та хімічних сигналів. Інформація передається від одного нейрона до іншого, що таким чином утворює складні зв’язки та дає змогу людському мозку діяти відповідно до того, які саме нейрони були збуджені. Нейрон містить у своєму складі два важливих компоненти: дендрити, що приймають сигнали від інших нейронів, та аксон, задачею якого є передача сигналу до іншого нейрона. Саме завдяки аксонам і дендритам можливо є передача інформації через довгі ланцюжки нейронів. Однак для того щоб нейрон «збудився», необхідне перевищення певного порогового значення.

Математична модель нейрона подібна до біологічної за своєю суттю. Вона зображена на рис. 8.

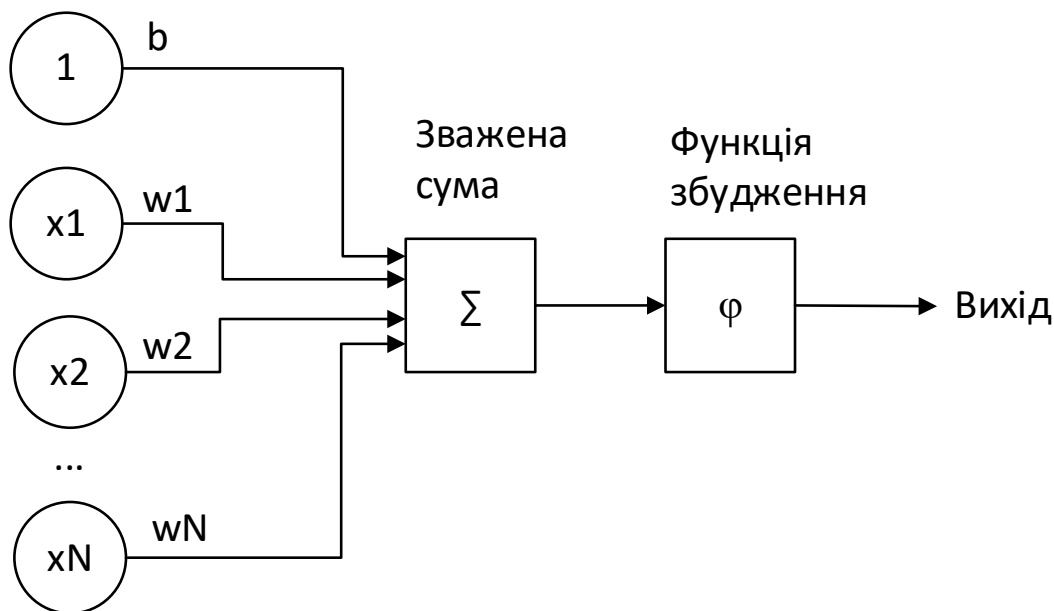


Рис. 8. Математична модель нейрона

Джерело: розроблено авторами.

Математичні нейрони представляються у вигляді вузлів із заданими коефіцієнтами.

$$sum = \vec{X}^T \vec{W} + \vec{B} = \sum_{i=1}^n x_i w_i + b \tag{10}$$

$$output = \varphi(sum) \tag{11}$$

Функція збудження (Activation function) обчислює значення від параметра - суми добутоків вхідних нейронів на відповідні коефіцієнти (зважена сума (Weighted sum function), 10). Ця функція використовується для визначення того, чи досяг нейрон порогового значення активації (11).

Реальні штучні нейронні мережі можуть бути багатошаровими. За допомогою різноманітних методів, як-от метод зворотного поширення помилки, можливим є самонавчання системи, зокрема Microgrid, з метою подальшого управління на основі відгуку, який дає система.

Для навчання нейронних мереж застосовують алгоритми машинного навчання (Machine Learning). Машинне навчання досліджує методи та алгоритми навчання нейронних мереж з метою прийняття рішень і прогнозування поведінки об'єкта за рахунок самостійного вдосконалення [15]. У машинному навчанні важливу роль відіграють дані. Чим більше даних надходить до системи, яка навчається, тим більш «розумною» та досвідченою є ця система, а отже, дає змогу приймати більш раціональні та ефективні рішення.

Існує 4 типи машинного навчання:

- навчання з учителем (Supervised Learning);
- навчання без учителя (Unsupervised Learning);
- навчання з підкріпленням (Reinforcement Learning);
- напівкероване навчання (Semi-supervised Learning).

Навчання з учителем здійснюється під контролем людини. Для того, щоб навчити систему, припустимо, розпізнавати образи, відповідні зображення-приклади повинні містити мітки – правильні відповіді, що є індикатором правильності «міркувань» системи. Перевагою цього типу машинного навчання є забезпечення надійного контролю над процесом навчання системи завдяки нагляду людини. Проте ручний контроль може бути затратною в часі операцією, а тому не є оптимальним рішенням у випадку великих обсягів даних для навчання.

За некерованого навчання, або навчання без учителя алгоритм, за яким навчається нейронна мережа, сам здійснює пошук ознак і відмінностей між ними. На відміну від навчання з учителем, цей спосіб машинного навчання не передбачає зовнішнього втручання та контролю людини, а тому відповідальність за «успішність» навчання системи повністю покладається на саму систему. Цей тип навчання є більш економним з погляду зусиль людини, проте точність роботи системи може бути меншою.

Проміжним рішенням між навчанням з учителем та без учителя є напівкероване навчання. Частково допомога в навчанні системи надається людиною, а частково алгоритм працює сам.

Навчання з підкріпленням дає змогу навчити систему (приймача рішень) вибудувати оптимальну стратегію за рахунок отримання винагород (rewards) та штрафів (penalties) або оцінок на основі «успішності» навчання системи. Такий підхід дозволяє більш гнучко навчати систему, однак оцінки як результати навчання потребують адекватного визначення.

У Microgrid серед підходів Intelligent control широко використовують Reinforcement Learning та Genetic Algorithms.

Навчання з підкріпленням (Reinforcement Learning) знайшло застосування у Microgrid у таких задачах, як передбачення споживчого навантаження (load forecasting), оптимізація енергоресурсів (energy optimization), торгівля енергоресурсами (energy trading), а також виявлення збоїв у роботі (defect detection). Отже, основним призначенням Reinforcement Learning є його використання для вирішення невизначеностей споживання, параметрів струму і напруги, робочих режимів тощо у Microgrid.

Як уже зазначалося вище, машинне навчання засноване на великих обсягах даних. Усі дані, що надходять до алгоритму Reinforcement Learning, потребують очищення, вилучення неповних даних і нормалізації [16]. Сам алгоритм повинен пройти процес навчання з використанням попередньо оброблених даних. Цей процес включає в себе ітеративне коригування параметрів моделі до тих пір, поки не будуть досягнуті точні прогнози. Крім того, велику роль відіграє втручання в роботу моделі час від часу з метою отримання надійних прогнозів.

Слід також зазначити, що Reinforcement Learning у Microgrid може використовуватися разом із фізичними моделями в складі гібридних моделей (Hybrid), маючи на меті досягнення більш ефективного та надійного керування Microgrid і формуванні точніших прогнозів, з урахуванням яких і буде працювати система [17].

Загалом, навчання з підкріпленням є чудовим підходом до навчання нейронної мережі для керування роботою Microgrid в умовах невизначеностей, які представляються у вигляді великої кількості шарів нейронів мережі та ймовірностей переходу від одного шару до іншого. До того ж штучний інтелект активно розвивається у наш час, а отже, відповідні алгоритми машинного навчання є перспективними з погляду майбутнього вдосконалення. Проте існуючі нині алгоритми машинного навчання вимагають додаткових часових затримок на здійснення навчання моделі та не усувають повністю необхідність втручання людини.

Окрему увагу слід звернути на категорію алгоритмів керування Microgrid, які засновані на еволюційних обчисленнях. Такі алгоритми отримали назву генетичних.

Генетичні алгоритми (Genetic Algorithms) – загальна назва алгоритмів оптимізації та навчання нейронних мереж, які імітують біологічну еволюцію (природний відбір, схрещування, мутації тощо) для знаходження кращих рішень у складних задачах та здійснення оптимізації. Існує багато варіантів генетичних алгоритмів, які відрізняються між собою незначними деталями. Проте спільним для всіх алгоритмів цієї категорії є наявність двох базових етапів: відбору (selection), під час якого відбувається виділення кращих рішень у популяції, а також етап формування нового покоління рішень (replacement) на основі схрещування попередніх [18]. З кожною новою ітерацією генетичного алгоритму набір рішень покращується, і внаслідок зміни кількох поколінь (здійснення кількох ітерацій) можливим є знаходження оптимального рішення, яке задовольняє поставленим умовам задачі.

Спершу в генетичному алгоритмі створюється початкова випадковим чином сформована сукупність рішень-кандидатів – популяція рішень (population). Далі визначається, наскільки кожне з рішень у популяції – індивід (individual), задовольняє кінцевому рішенню. Зміст індивіда в генетичному алгоритмі полягає в можливому варіанті рішення. Індивід представляється у вигляді обчислювальної структури даних, яка називається хромосомою (chromosome), що кодується у вигляді набору символів фіксованої довжини. Кожен символ є представленням біологічного гена. Під видами (species) розуміють окремих індивідів, об'єднаних спільною характеристикою. Наступним кроком алгоритму є схрещування (crossover, crossing over) кількох відібраних на етапі відбору рішень між собою, створюючи таким чином нових нащадків. Для урізноманітнення знайдених рішень генетичні алгоритми здійснюють мутацію (mutation), яка полягає у зміні окремих генів відібраних індивідів. Процедури схрещування та мутації визначаються ймовірностями. Після остаточного формування нового покоління рішень алгоритм переходить до нової ітерації, починаючи із перевірки рішень на оптимальність.

Загальна схема однієї повної ітерації генетичного алгоритму наведена на рис. 9.

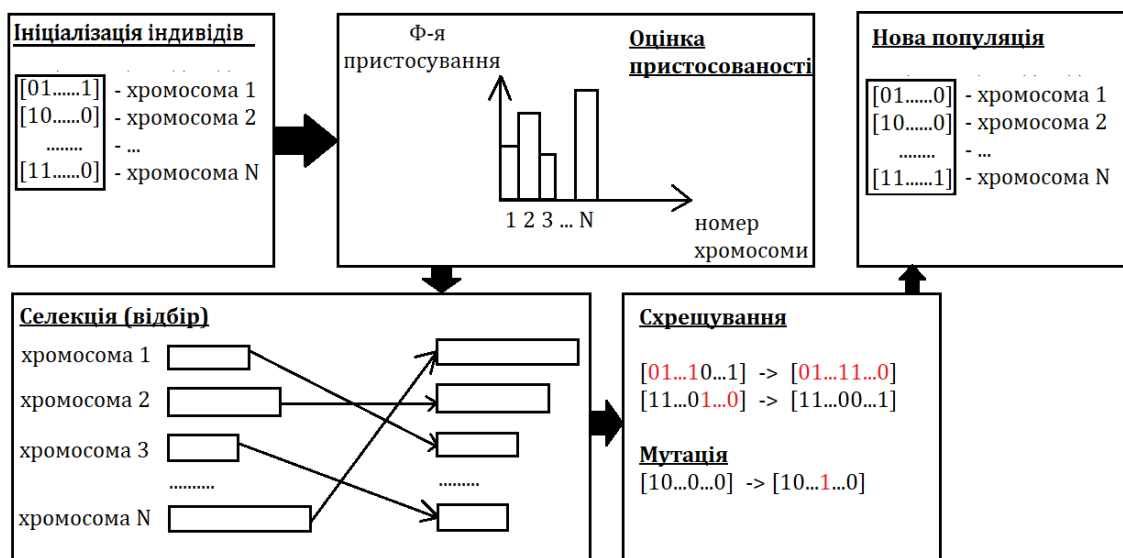


Рис. 9. Загальна схема повної ітерації генетичного алгоритму

Джерело: розроблено авторами.

Генетичні алгоритми є особливим способом вирішення задач оптимізації. Завдяки різноманітності отримуваних рішень, генетичні алгоритми здатні вирішувати задачі, які можуть містити декілька оптимальних рішень. До того ж генетичні алгоритми ефективні у випадку, коли кількість можливих розв’язків є надто великою для повного їх перебору. Вони добре підходять для вирішення задачі планування ресурсів, зокрема в мережі на базі Microgrid, а також здійснення прогнозного керування в умовах невизначеності. Крім того, генетичні алгоритми легко інтегруються до будь-якої системи. Проте, необхідним є чітке визначення початкової множини розв’язків та їх математичне представлення у вигляді хромосом. Ще одним недоліком генетичного алгоритму є складність обчислень та порівняно низька обчислювальна ефективність, оскільки інколи для пошуку оптимального рішення потрібно здійснювати кілька десятків ітерацій, що вимагає більших апаратних затрат.

Отже, навчання з підкріпленням та генетичний алгоритм добре працюють з невизначеністю. Однак спільним їхнім недоліком є знижена обчислювальна ефективність з огляду на необхідність здійснювати велику кількість ітерацій у деяких випадках для пошуку оптимального рішення задачі.

Порівняння методів керування Microgrid. Кожна із розглянутих груп алгоритмів по-своєму вирішує завдання керування Microgrid в умовах невизначеності.

Спільною рисою традиційних методів керування, таких як PID і LQR є їх простота реалізації та необхідність модифікації з метою інтеграції в систему, яка працює в умовах невизначеності.

Доцільність застосування прогресивних методів керування залежить від конкретного методу. У випадку MPC відповідний алгоритм легко інтегрувати в існуючу систему, але обробка невизначеності не є основною задачею, яку вирішує даний метод. Якщо ж розглядати стохастичні методи – динамічне програмування і Марківські процеси, то вони найкраще серед усіх підходять для керування системою в умовах невизначеності з огляду на те, що невизначеність зручно представляти математично у вигляді ймовірності, але через наявність декомпозиції їх обчислювальна ефективність може бути дуже низькою.

Перспективними є «розумні» методи керування Microgrid, зокрема навчання з підкріпленням. Штучний інтелект активно розвивається, а тому обчислювальна ефективність відповідних методів теж може вдосконалюватися в подальшому. Генетичні алгоритми мають знижену обчислювальну ефективність, обумовлену великою кількістю ітерацій для пошуку оптимальних рішень, але можуть добре вирішувати невизначеності, якщо оптимальних рішень декілька.

Таким чином, постає задача розробки алгоритму керування Microgrid в умовах невизначеності, який би раціонально виконував основну задачу – здійснення оптимального керування за невизначеності, а також мав би високу обчислювальну ефективність і легко інтегрувався в будь-яку систему. Розглянуті алгоритми не є досконалими: ті, що добре обробляють невизначеність, мають низьку обчислювальну ефективність, а ті, що легко інтегруються, мають гіршу адаптованість до прогнозного керування і т. ін.

Висновки. У статті проаналізовано типові методи та алгоритми, які дозволяють здійснювати оптимальне керування Microgrid з акцентом на їхню ефективність в умовах невизначеностей та нелінійних систем. Обґрунтовано доцільність та логічність поділу всіх існуючих методів управління на 3 великі групи: Conventional control (традиційні та прості в реалізації методи, як-от PID і LQR), Advanced control (більш складні методи, наприклад MPC та Stochastic control) й Intelligent control (методи, засновані на засадах штучного інтелекту й еволюційних обчислень, такі як Reinforcement Learning та Genetic Algorithm). Найбільш перспективними методами визнано представників Intelligent control, хоча їх обчислювальна ефективність ще не є досконалою. Методи PID і LQR є простими в реалізації, але погано підходять для керування Microgrid в умовах невизначеності. Прогнозне керування на основі MPC легко інтегрується в будь-яку систему, може працювати з невизначеностями, однак обчислювальна ефективність, як і призначеному для роботи з uncertainty Stochastic control, залишається на низькому рівні.

Виокремлено основні невизначеності, які існують в системах на основі Microgrid: невизначеність обсягу згенерованої електроенергії відновлювальних джерел, невизначеність обсягу споживання, невизначеність робочого режиму, невизначеності параметрів струмів і напруг окремих вузлів.

Виділено 3 якісні характеристики методів оптимального керування Microgrid: ефективність при роботі з невизначеностями, обчислювальна ефективність і легкість інтеграції.

На основі здійсненого аналізу зроблено висновок про важливість розробки методу прогнозного керування Microgrid, який би був легкоінтегрованим, мав високу обчислювальну ефективність і міг би належним чином працювати в умовах невизначеності.

Подальші дослідження доцільно спрямувати на аналіз статистичних даних, які би давали загальну оцінку споживання електроенергії окремими електроприладами, на основі чого можна виділити певні тенденції споживачів електроенергії і використати ці дані як основу майбутнього алгоритму прогнозного керування Microgrid.

Заява про використання генеративного ШІ та технологій на основі ШІ в процесі написання тексту статті

Під час написання статті автори використовували генеративний ШІ-інструмент Canva AI image generator (<https://www.canva.com/ai-image-generator/>) для створення ілюстративних картинок складових Microgrid на рисунках 1 і 2. Після використання цього інструменту автори переглянули та відредагували зміст за потреби і взяли на себе повну відповідальність за зміст публікації.

Список використаних джерел

1. Zhang, P. (2024). *Microgrids: Theory and practice*. <https://www.google.com.ua/books/edition/Microgrids/Uvj6EAAAQBAJ>.
2. Sandeep, S.D., Mohanty, S., Mohanty, S.B & Puhan, P.S. (2025). A comprehensive review on DC microgrid control and energy management strategies. *Results in Engineering*, 26 <https://doi.org/10.1016/j.rineng.2025.105479>.
3. Nkambule. M.S., Hasan. A.N. & Shongwe. T.. (2025). A review of intelligent control strategies for energy management systems in microgrids. *Energy Conversion and Management: X*. <https://doi.org/10.1016/j.ecmx.2025.101323>.
4. Yogithanjali Saimadhuri, K. N., & Janaki, M. (2025). Advanced control strategies for microgrids: A review of droop control and virtual impedance techniques. *Results in Engineering*, 25, 103799. <https://doi.org/10.1016/j.rineng.2024.103799>.
5. Samal, K.B., Mahapatra, M., Pati, S & Debnath, M.K. (2026). A review on microgrid control: Conventional, advanced and intelligent control approaches. *Unconventional Resources. Volume 9*. <https://doi.org/10.1016/j.unres.2025.100297>.
6. Guyer, J. P. (2021). *An introduction to electric power microgrids*. The Clubhouse Press. https://www.google.com.ua/books/edition/An_Introduction_to_Electric_Power_Microg/HvQuEAAQBAJ.
7. Guillermo, J., Aniruddha, D. & Shankar, P. (2005). *PID Controllers for Time-Delay Systems*. Birkhauser Boston. https://www.google.com.ua/books/edition/PID_Controllers_for_Time_Delay_Systems/gpE5Mae-RIAC.
8. Chacko, S. J., P. C., N., & Abraham, R. J. (2024). Optimizing LQR controllers: A comparative study. *Results in Control and Optimization*, 14, 100387. <https://doi.org/10.1016/j.rico.2024.100387>.
9. Camacho, E. F., & Alba, C. B. (2013). *Model predictive control*. Springer. https://www.google.com.ua/books/edition/Model_Predictive_Control/tXZDAAAQBAJ.
10. Ellis, M., Liu, J., & Christofides, P. D. (2016). *Economic model predictive control: Theory, formulations and chemical process applications*. Springer. https://www.google.com.ua/books/edition/Economic_Model_Predictive_Control/U0zADAAAQBAJ.
11. Yamashita, D.Y., Vechiu I. & Gaubert J.. (2020). A review of hierarchical control for building microgrids. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. 118. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2019.109523>.
12. Luus, R. (2000). *Iterative Dynamic Programming*. CRC Press. https://www.google.com.ua/books/edition/Iterative_Dynamic_Programming/NWYWUgmx7EoC.
13. Sigaud, O. & Buffet, O. (2010). *Markov Decision Process in Artificial Intelligence*. Wiley. https://www.google.com.ua/books/edition/Markov_Decision_Processes_in_Artificial/2J8_-O4-ABIC.
14. Introduction to Artificial Intelligence. (2020). IndraStra Global. https://www.google.com.ua/books/edition/Introduction_to_Artificial_Intelligence/1L8OEAAAQBAJ.
15. Machine learning: Concepts, methodologies, tools and applications. (2011). Information Resources Management Association. https://www.google.com.ua/books/edition/Machine_Learning_Concepts_Methodologies/1GWcHmCrl0QC.
16. Alaelddin, F. M., Sultan S.M., Lee, J. & Lim, S. (2023). Deep-reinforcement-learning-based IoT sensor data cleaning framework for enhanced data analytics, *Sensors* 23 (4) 1791. <https://doi.org/10.3390/s23041791>.
17. Pinosky, A., Abraham, I., Broad, A., Argall B. & Murphey, T.D. (2023). Hybrid control for combining model-based and model-free reinforcement learning, *Int. J. Robot Res.* 42 (6), 337–355. <https://doi.org/10.1177/02783649221083331>.
18. Chambers L. (1995). *The Practical Handbook of Genetic Algorithms*. CRC Press. https://www.google.com.ua/books/edition/The_Practical_Handbook_of_Genetic_Algori/JOavDwAAQBAJ.

References

1. Zhang, P. (2024). *Microgrids: Theory and practice*. <https://www.google.com.ua/books/edition/Microgrids/Uvj6EAAAQBAJ>.
2. Sandeep, S.D., Mohanty, S., Mohanty, S.B & Puhan, P.S. (2025). A comprehensive review on DC microgrid control and energy management strategies. *Results in Engineering*, 26 <https://doi.org/10.1016/j.rineng.2025.105479>.
3. Nkambule. M.S., Hasan. A.N. & Shongwe. T.. (2025). A review of intelligent control strategies for energy management systems in microgrids. *Energy Conversion and Management: X*. <https://doi.org/10.1016/j.ecmx.2025.101323>.
4. Yogithanjali Saimadhuri, K. N., & Janaki, M. (2025). Advanced control strategies for microgrids: A review of droop control and virtual impedance techniques. *Results in Engineering*, 25, 103799. <https://doi.org/10.1016/j.rineng.2024.103799>.
5. Samal, K.B., Mahapatra, M., Pati, S & Debnath, M.K. (2026). A review on microgrid control: Conventional, advanced and intelligent control approaches. *Unconventional Resources. Volume 9*. <https://doi.org/10.1016/j.unres.2025.100297>.
6. Guyer, J. P. (2021). *An introduction to electric power microgrids*. The Clubhouse Press. https://www.google.com.ua/books/edition/An_Introduction_to_Electric_Power_Microg/HvQuEAAAQBAJ.
7. Guillermo, J., Aniruddha, D. & Shankar, P. (2005). *PID Controllers for Time-Delay Systems*. Birkhauser Boston. https://www.google.com.ua/books/edition/PID_Controllers_for_Time_Delay_Systems/gpE5Mae-RIAC.
8. Chacko, S. J., P. C., N., & Abraham, R. J. (2024). Optimizing LQR controllers: A comparative study. *Results in Control and Optimization*, 14, 100387. <https://doi.org/10.1016/j.rico.2024.100387>.
9. Camacho, E. F., & Alba, C. B. (2013). *Model predictive control*. Springer. https://www.google.com.ua/books/edition/Model_Predictive_Control/tXZDAAAQBAJ.
10. Ellis, M., Liu, J., & Christofides, P. D. (2016). *Economic model predictive control: Theory, formulations and chemical process applications*. Springer. https://www.google.com.ua/books/edition/Economic_Model_Predictive_Control/U0zADAAAQBAJ.
11. Yamashita, D.Y., Vechiu I. & Gaubert J.. (2020). A review of hierarchical control for building microgrids. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. 118. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2019.109523>.
12. Luus, R. (2000). *Iterative Dynamic Programming*. CRC Press. https://www.google.com.ua/books/edition/Iterative_Dynamic_Programming/NWYWUgmx7EoC.
13. Sigaud, O. & Buffet, O. (2010). *Markov Decision Process in Artificial Intelligence*. Wiley. https://www.google.com.ua/books/edition/Markov_Decision_Processes_in_Artificial/2J8_-O4-ABIC.
14. Introduction to Artificial Intelligence. (2020). IndraStra Global. https://www.google.com.ua/books/edition/Introduction_to_Artificial_Intelligence/1L8OEAAAQBAJ.
15. Machine learning: Concepts, methodologies, tools and applications. (2011). Information Resources Management Association. https://www.google.com.ua/books/edition/Machine_Learning_Concepts_Methodologies/1GWcHmCrl0QC.
16. Alaelddin, F. M., Sultan S.M., Lee, J. & Lim, S. (2023). Deep-reinforcement-learning-based IoT sensor data cleaning framework for enhanced data analytics, *Sensors* 23 (4) 1791. <https://doi.org/10.3390/s23041791>.
17. Pinosky, A., Abraham, I., Broad, A., Argall B. & Murphey, T.D. (2023). Hybrid control for combining model-based and model-free reinforcement learning, *Int. J. Robot Res.* 42 (6), 337–355. <https://doi.org/10.1177/02783649221083331>.
18. Chambers L. (1995). *The Practical Handbook of Genetic Algorithms*. CRC Press. https://www.google.com.ua/books/edition/The_Practical_Handbook_of_Genetic_Algori/JOavDwAAQBAJ.

Дата першого надходження статті до видання: 04.03.2026
Дата прийняття статті до друку після рецензування: 23.03.2026

Bohdan Velihorskyi¹, Maksym Khomenko²

¹PhD student of the Department of Electronics, Automatics, Robotics and Mechatronics
Chernihiv Polytechnic National University (Chernihiv, Ukraine)

E-mail: bogdan_vel@stu.cn.ua. **ORCID:** <https://orcid.org/0009-0008-4492-4156>

Google Scholar: https://scholar.google.com/citations?user=LTC0_2UAAAAJ&hl=en

²PhD in Technical Sciences, Associate Professor of the Department of Electronics, Automatics, Robotics and Mechatronics
Chernihiv Polytechnic National University (Chernihiv, Ukraine)

E-mail: mr.homax@stu.cn.ua. **ORCID:** <https://orcid.org/0000-0001-9084-3527>

Google Scholar: <https://scholar.google.com/citations?hl=en&user=3K50Dg8AAAAJ>

MICROGRID CONTROL METHODS UNDER UNCERTAINTY

From the end consumer's point of view stable 24/7 energy supply is one of the most crucial needs in XXI century. With stationary thermal power plants and substations' damage and their aging, the new challenges for electric power systems engineers are arisen, leading to the need of incorporating decentralized and smart solutions. Microgrids is one of the examples of these solutions, consisting of distributed energy sources.

The importance of renewable energy sources, provided by solar or wind power plants is increased in microgrids. However, renewable energy sources are not available anytime and anywhere, which is caused by weather changes. Furthermore, energy consumers' activity is not constant through the time. This is where uncertainty in microgrids is arisen. One of the ways of overcoming uncertainty in microgrids is incorporating the predictive control based on various control methods.

The actual researches in microgrids clarify the lack of works describing challenging uncertainty in microgrids.

The purpose of the article is to familiarize with methods of optimal control of microgrid systems, including uncertainty, to highlight the main problems of implementing algorithms of the corresponding methods during the implementation of Microgrid, as well as highlighting the advantages and disadvantages of each of the solutions. In addition, it is necessary to clarify the uncertainties in microgrid. These results will simplify the process of implementation and design of new algorithms that will make the process of controlling a system based on microgrid simpler, scalable and effective.

As the result of work, the common reasons of uncertainty in microgrid solutions are explained. Microgrid control methods and approaches in terms of working with uncertainty are analyzed. Division all microgrid control methods into three groups (Conventional, Advanced and Intelligent) is justified. Commonly used methods for microgrids control are compared in terms of integration difficulty, efficiency and working with uncertainty.

Obtained results can be helpful for future researches related to microgrids and predictive control methods.

Keywords: *uncertainty; predictive control; microgrid; renewable energy sources; model-predictive control; reinforcement learning; optimal control.*

Fig.: 9. References: 18.