

УДК 004.89:620.9

## **АНАЛІЗ МЕТОДІВ ОПТИМІЗАЦІЇ ПЕРЕМИКАННЯ ДЖЕРЕЛ ЕНЕРГОПОСТАЧАННЯ В СИСТЕМАХ З ФОТОЕЛЕКТРИЧНОЮ ГЕНЕРАЦІЄЮ**

*Гурко О.Г., Левчунь М.М.*

*Харківський національний автомобільно-дорожній університет, Харків*

Зростання частки відновлюваної енергії, зокрема фотоелектричних систем, ускладнює процеси керування енергопостачанням та вимагає нових підходів до експлуатації енергетичних мереж. Важливою задачею в таких умовах є керування перемиканням споживача або мікромережі між локальними фотоелектричними системами та централізованою енергосистемою з урахуванням мінливості сонячного випромінювання, попиту, тарифів і технічних обмежень [1]. Основною особливістю фотоелектричних систем є непостійний характер генерації. Хмарність, зміни погоди та добові цикли спричиняють різкі коливання вихідної потужності. Дослідження показують, що протягом кількох хвилин потужність може зменшуватися на 50% і більше, що створює миттєві дисбаланси в енергомережі [2]. Тому виникає потреба в алгоритмах, здатних прогнозувати генерацію та адаптивно керувати перемиканням джерел живлення.

У традиційних підходах до автоматичного перемикання джерел, що застосовуються як у промислових системах автоматичного введення резервного живлення, так і у побутових інверторах, логіка таких перемикань формується на основі фіксованих значень параметрів генерації, споживання та стану накопичувачів енергії, що не відображає стохастичну природу процесів та веде до надмірної кількості комутацій, зносу елементів і втрат від небажаних режимів.

Аналіз сучасних досліджень дозволив виділити найбільш ефективні інструменти для вирішення задачі адаптивного керування енергомережею з фотоелектричними системами генерації.

Порівняльний огляд сучасних методів оптимізації, наведений у таблиці 1, демонструє, що інтелектуальні алгоритми забезпечують істотні переваги в умовах невизначеності та високої мінливості параметрів.

Таблиця 1 – Порівняльна характеристика підходів до оптимізації перемикання джерел

Підхід / Метод	Переваги	Недоліки	Типові застосування
Математичні моделі на основі лінійного програмування	Чітка формалізація задачі, висока швидкість обчислень, можливість роботи у великих системах	Обмежена здатність описувати нелінійні процеси, висока чутливість до похибок прогнозування	Планування режимів енергопостачання, вибір оптимальних графіків роботи обладнання
Стохастичні методи на основі еволюційних алгоритмів	Пошук глобальних рішень у задачах з невизначеністю, стійкість до локальних мінімумів	Обчислювальна складність, складність застосування в режимі реального часу	Оптимізація конфігурацій мікрореж, налаштування систем керування
Нейронні мережі	Висока точність прогнозування генерації та навантаження, моделювання складних нелінійних залежностей	Потреба у великих масивах даних для навчання, складність інтерпретації результатів	Прогнозування сонячного випромінювання, попиту та стану накопичувачів
Навчання з підкріпленням	Адаптація до змінних умов, формування гнучких стратегій перемикання без фізичної моделі системи	Складність налаштування алгоритму, можлива нестабільність поведінки під час навчання	Керування перемиканням у реальному часі, оптимізація режимів споживання та накопичення енергії
Гібридні методи (поєднання прогнозування з оптимізацією)	Компромід між точністю прогнозу та швидкістю прийняття рішень, підвищення надійності та стабільності	Залежність від прогнозної моделі та оптимізатора; збільшена складність впровадження	Розроблення інтелектуальних систем керування мікрорежежами

Нейронні мережі забезпечують високу точність прогнозування генерації та споживання завдяки здатності моделювати нелінійні залежності. Особливу

ефективність для аналізу часових рядів сонячного випромінювання та навантаження демонструють рекурентні архітектури типу «довга короткочасна пам'ять», які дозволяють зменшити похибку прогнозування на 15–20 % порівняно з класичними статистичними методами [3].

Алгоритми навчання з підкріпленням дають змогу системі керування самостійно формувати оптимальну стратегію перемикання шляхом багаторазової взаємодії з середовищем. Модель отримує «винагороду» за економію витрат та «штраф» за порушення надійності або надмірну кількість комутацій. Такий підхід дає можливість формувати гнучкі стратегії керування без необхідності створення детальної фізичної моделі енергосистеми [4].

Поєднання прогнозів, отриманих засобами машинного навчання, з оптимізаційними методами на основі математичного програмування, що лежить в основі гібридних методів, дає змогу збалансувати точність, швидкість та обчислювальну складність процесу прийняття рішень.

Як видно з таблиці 1, жоден із підходів не є універсальним. Тому доцільним є використання гібридної схеми, у якій прогнозна модель на основі рекурентної нейронної мережі прогнозує генерацію фотоелектричної системи та навантаження споживача на найближчий період (наприклад, одну годину), а оптимізаційний модуль або адаптивний керуючий алгоритм навчання з підкріпленням формує рішення щодо перемикання, враховуючи поточний тариф на електроенергію та стан заряду накопичувачів енергії.

**Висновки.** Інтеграція фотоелектричних систем вимагає переходу від жорстких правил перемикання до адаптивних стратегій керування. Використання методів машинного навчання, передусім нейронних мереж та навчання з підкріпленням, дає змогу істотно підвищити ефективність використання сонячної енергії. Дослідження свідчать, що такі підходи здатні зменшити експлуатаційні витрати та підвищити стабільність роботи енергосистеми. Подальша робота буде спрямована на розроблення

програмної моделі контролера перемикачів та її тестування на реальних даних сонячного випромінювання.

**Література:**

1. European Commission, "European Green Deal: Energy Roadmap 2030", Brussels, 2021.
2. J. Antonanzas et al., "Review of photovoltaic power forecasting", *Solar Energy*, vol. 136, pp. 78–111, 2016.
3. X. Zhang, Z. Wang, and C. Chen, "Hybrid machine learning and optimization methods for power system operations", *Electric Power Systems Research*, vol. 190, pp. 106–121, 2021.
4. D. Zhang, H. Wang, and Y. Xu, "Deep reinforcement learning for real-time optimal power flow", *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 10, no. 6, pp. 6376–6386, 2019.