

АНАЛІЗ ТА ОПТИМІЗАЦІЯ ВАРТОСТІ ЗАРЯДКИ СИСТЕМИ НАКОПИЧЕННЯ ЕЛЕКТРИЧНОЇ ЕНЕРГІЇ В РОЗПОДІЛЕНИХ ЕНЕРГОСИСТЕМАХ З УРАХУВАННЯМ ДИНАМІКИ ФОТОЕЛЕКТРИЧНИХ СТАНЦІЙ ТА РИНКОВИХ ЦІН

Отримано 28 січ. 2026 р.; рекомендовано до публікації 26 чер. 2026 р.
Доступно онлайн 30 чер. 2026 р.

Зінкевич П. О.¹, Серьогін О. О.², Балюта С. М.³,
Куєвда Ю. В.⁴, Жуков М. Ю.⁵

Автор для кореспонденції: Зінкевич Петро,
e-mail: zinkevychpo@nuft.edu.ua

У роботі запропоновано алгоритм оптимального керування електроенергетичною системою промислового споживача з фотоелектричною генерацією та накопичувачем електроенергії на базі нелінійного Model Predictive Control. Алгоритм враховує змінні ціни на електроенергію ринку «на добу наперед» (РДН), обмеження експорту в мережу та нелінійну динаміку накопичувача. Моделювання показало, що за умови повного використання надлишкової генерації ФЕС накопичувач забезпечує перенесення енергії в періоди дефіциту та високих цін, що дає змогу зменшити вартість імпортованої електроенергії на 15,3 % порівняно зі сценарієм без накопичувача. Параметричне дослідження підтвердило, що визначальним чинником економічного ефекту є енергоємність накопичувача, тоді як вплив відношення потужності заряджання / розряджання до номінальної енергемісткості (C-rate) у досліджуваному діапазоні є другорядним. Отримані результати можуть бути використані для обґрунтованого вибору параметрів накопичувачів у системах керування енергоспоживанням промислових підприємств.

Ключові слова: енергоефективність, система накопичення електричної енергії (СНН), оптимізація, модель прогнозного керування (МРС), тарифи на електроенергію.

Перелік використаних позначень та скорочень

ФЕС – фотоелектрична станція
СНН – системи накопичення електричної енергії
РДН – ринок «на добу наперед»
C-rate – відношення потужності заряджання / розряджання до номінальної енергемісткості
МРС – модель прогнозного керування

P_k^{curt} – обсяг обмеження потужності
SOC – рівень заряду батареї
 P_k^{bat} – потужність батареї
 P_k^{PV} – прогнозована потужність фотоелектричної генерації
 P_k^{load} – прогнозоване навантаження
 P_k^{grid} – імпорт потужності з електричної мережі

Вступ. Проблема скорочення викидів CO₂, забезпечення надійності електропостачання та нормативних показників якості електричної енергії, зменшення споживання електричної енергії є актуальною для споживачів, оскільки дає змогу підвищити ефективність використання генерувальних потужностей, зменшити витрати на оплату електричної енергії. Для забезпечення скорочення викидів CO₂ та споживання електричної енергії з мережі в системі електропостачання, повинні використовувати фотоелектричні станції (ФЕС) та системи накопичення електричної енергії (СНН) [1, 2]

СНН – це система, яка може накопичувати енергію та постачати її для використання споживачами протягом певного періоду часу на прийнятному рівні. В електричній мережевій системі СНН забезпечує регулювання споживання та накопичення електроенергії: зарядка відбувається за низького навантаження, а розрядка – за високого. Накопичувачі енергії здатні забезпечувати згладжування піків навантаження [3, 4], регулювання частоти й напруги [5, 6], а також брати участь у ринках енергетичних послуг, що робить їх важливим елементом

том сучасного електропостачання. Водночас економічна ефективність і оперативні рішення щодо використання СНЕЕ значною мірою визначаються тарифною структурою ринку електроенергії: рівнем тарифів для споживачів, тарифами на експорт електроенергії та механізмами цінового сигналу на оптових ринках. Для цього застосовують енергетичний арбітраж або перерозподіл навантаження, що передбачає заряджання систем накопичення енергії в періоди низьких цін на електроенергію та розряджання в часи, коли ціни підвищуються [7, 8].

Особливого значення набуває розробка методів керування зарядкою СНЕЕ у розподілених енергосистемах з урахуванням динаміки ФЕС, ринкових цін та прогнозування навантаження й генерації ФЕС. Керування електрозабезпеченням з використанням ФЕС та СНЕЕ дає змогу забезпечувати енергоефективні режими, знижувати навантаження на мережу та вартість електроенергії, а також підвищувати ефективність використання відновлюваних джерел і систем накопичення [9].

Аналіз останніх досліджень та публікацій. Аналіз ґрунтується на наукових публікаціях останніх років, у яких безпосередньо розглядаються методи керування СНЕЕ з урахуванням тарифної структури та прогнозування навантаження й генерації ФЕС. Відповідно, подальший аналіз зосереджується на таких аспектах: значення прогнозування навантаження й генерації ФЕС для СНЕЕ; аналіз ринкових механізмів і тарифів функціонування СНЕЕ; а також дослідження методів керування накопичувачами з урахуванням тарифів і прогнозування навантаження й генерації ФЕС.

Аналіз прогнозування навантаження та генерації ФЕС для СНЕЕ. Прогнозування навантаження та генерації ФЕС відіграє важливу роль у підвищенні ефективності експлуатації СНЕЕ. Застосування короткострокових і середньострокових прогнозів значно покращує економічну ефективність функціонування таких систем, забезпечуючи помітно більшу фінансову вигоду порівняно з керуванням, яке здійснюється без прогнозів. Здебільшого саме якісне прогнозування навантаження та генерації енергії ФЕС є визначальним чинником для досягнення оптимального використання СНЕЕ [10, 11].

Методи прогнозування навантаження та генерації ФЕС зазвичай поділяються на: 1) методи, засновані на статистиці, та 2) методи, що базуються на інтелектуальних системах керування, зокрема штучному інтелекті. До найпоширеніших статистичних методів належать моделі часових рядів Бокса – Дженкінса (AR, MA, ARMA, ARIMA, ARMAX, ARIMAX), а також модифікації цих моделей, як-от SARIMA, SARMAX і SARIMAX. Окрім того, широко застосовується модель ARX. Методи штучного інтелекту представлені штучними нейронними мережами (ANN), нейронечіткими системами (ANFIS), генетичними алгоритмами (GA), експертними системами на основі знань та штучними нейронними мережами Long Short-Term Memory довготривалої короткочасної пам'яті (LSTM) [12, 13].

Оптимальне керування СНЕЕ ґрунтується на прогнозованій динаміці стану заряду (SOC), яка визначається очікуваними профілями споживання та генерації ФЕС. Точні прогнози дають змогу підтримувати SOC на оптимальному рівні для різних стратегій керування, тоді як помилки прогнозу призводять до неефективного використання накопичувача, зокрема до передчасного повного заряду за наявності надлишкової енергії. Вплив похибок прогнозування є важливим чинником прибутковості СНЕЕ, поряд з цінами на електроенергію, характеристиками навантаження та параметрами системи. Підвищення точності прогнозів дає змогу вдосконалити алгоритми керування, збільшити економічну доцільність СНЕЕ і сприяти їх ширшому впровадженню, що своєю чергою забезпечує більшу гнучкість енергосистеми та зростання власного споживання відновлюваної електроенергії [14, 15].

Аналіз ринкових механізмів (тарифів) функціонування систем накопичення енергії. В Україні діяльність учасників ринку електроенергії регулюється Законом України «Про ринок електричної енергії» [16], який встановлює функції виробників, споживачів і трейдерів. Починаючи з 2022 року правовий статус СНЕЕ упорядковано на законодавчому рівні відповідно до Закону № 2046-IX. У цьому законі закріплено офіційні визначення СНЕЕ та оператора СНЕЕ, запроваджено окрему ліцензію на діяльність з накопичення енергії, а також надано право використання СНЕЕ виробникам, споживачам і трейдерам [17].

СНЕЕ можуть функціонувати в ключових сегментах ринку, зокрема на ринку «на добу наперед» (РДН) і внутрішньодобовому ринку (ВДР) через електронні торги оператора ринку із застосуванням граничного або заявленого ціноутворення, відповідно [18]. Вони також залучаються до роботи на балансуєчому ринку (БР) та ринку допоміжних послуг (РДП), сприяючи забезпеченню стабільності енергосистеми [19, 20]. Крім того, СНЕЕ відіграють роль у трейдингу, даючи змогу здійснювати енергетичний арбітраж між періодами низьких і пікових цін [21]. У табл. 1 наведено ринкові механізми функціонування СНЕЕ в Україні.

Відповідно до наведених даних і проведеного аналізу ринку сегменти ринку «на добу наперед» (РДН) та внутрішньодобового ринку (ВДР) є найперспективнішими для оперативного впровадження та комерційного використання СНЕЕ в Україні з огляду на низку ключових чинників. Їх перспективність зумовлена високою добовою волатильністю цін, що створює ефективні умови для енергетичного арбітражу: СНЕЕ можуть накопичувати електроенергію в періоди низьких цін і відпускати її під час пікового попиту. ВДР також забезпечує високу оперативність завдяки можливості коригувати торгові рішення за годину до постачання, що підвищує гнучкість управління СНЕЕ. Крім того, використання СНЕЕ на ВДР зменшує ризики небалансів, особливо для виробників з відновлюваних джерел, даючи змогу швидко компенсувати відхилення між прогнозним і фактичним виробництвом. Високий рівень прозорості та цифровізації торгів

на РДН і ВДР створює умови для застосування автоматизованих систем управління енергією та підвищення економічної ефективності СЧЕЕ [22]. На відміну РДН і ВДР, балансуючий ринок має переважно штрафний характер, а ринок допоміжних послуг характеризується обмеженим попитом.

Тому саме РДН і ВДР є базовими сегментами для монетизації СЧЕЕ, формуючи стабільні цінові сигнали, високу ліквідність і передумови для залучення інвестицій та подальшого розвитку систем зберігання енергії в Україні [23].

Таблиця 1. Ринкові механізми функціонування СЧЕЕ в Україні

Сегмент ринку	Основна функція СЧЕЕ	Ключові переваги та можливості монетизації
Ринок «на добу наперед» (РДН)	Ціновий (енергетичний) арбітраж	Купівля дешевої енергії в нічні години та продаж у періоди ранкових / вечірніх піків ціни
Внутрішньодобовий ринок (ВДР)	Ціновий (енергетичний) арбітраж	Швидке реагування на зміну ціни всередині доби; можливість уникнути збитків через небаланси
Ринок допоміжних послуг (РДП)	Регулювання частоти та напруги	Отримання плати від оператора системи передачі ОСП (Укренерго) за забезпечення резервів підтримки частоти (РПЧ). Найбільш високотехнологічний сегмент
Балансуючий ринок (БР)	Врегулювання небалансів	Вирівнювання відхилень між прогнозним та фактичним споживанням / виробництвом (особливо актуально для ВДЕ)
Для виробників ВДЕ (ВЕС, ФЕС)	Згладжування пікового навантаження	Зменшення обмежень генерації з боку диспетчера; перенесення видачі енергії на години з найвищим тарифом
Для великих споживачів	Оптимізація витрат	Зниження плати за потужність; забезпечення автономного живлення та покращення якості електроенергії

Аналіз методів керування СЧЕЕ. Аналіз методів керування системами накопичення енергії (СЧЕЕ) з урахуванням тарифів, а також прогнозування навантаження і генерації ФЕС є важливим аспектом. Вибір оптимальної стратегії керування СЧЕЕ – ключовий елемент для зменшення витрат, підвищення надійності системи та забезпечення ефективною інтеграції ФЕС із СЧЕЕ.

У статті [24] продемонстровано ефективність методу навчання з підкріпленням (Reinforcement Learning, RL), зокрема алгоритму Soft Actor-Critic (SAC), який перевершує Proximal Policy Optimization (PPO) та Deep Deterministic Policy Gradient (DDPG) за стабільністю та економічними показниками. Застосування змішаного цілочисельного лінійного програмування (Mixed-Integer Linear Programming, MILP) дає змогу оптимізувати режими роботи СЧЕЕ з урахуванням тарифів і підтверджує їх економічну доцільність [25]. Підхід глибокого навчання з підкріпленням (Deep Reinforcement Learning, DRL) забезпечує зростання прибутку до 23 % і зменшення витрат генерації [26].

У статті [27] ідеться про те, що завдяки MILP-моделі можна знизити витрати до 73 % з урахуванням невизначеностей і деградації акумуляторів. У дослідженні [28] запропоновано добове планування СЧЕЕ з урахуванням прогнозу генерації та мережевих обмежень. Комбінований підхід на основі генетичного алгоритму (Genetic Algorithm, GA) та динамічного програмування (Dynamic Programming, DP) забезпечує баланс між точністю та швидкодією [29]. У статті [30] ідеться про багаторівневе керування, що поєднує прогнозування, оптимізацію та адаптацію в реальному часі. У дослідженні [31] застосовано лінійне програмування (Linear Programming, LP)

для мінімізації витрат з урахуванням динамічних тарифів. У роботі [32] запропоновано метод прогнозного керування (Model Predictive Control, MPC) з урахуванням невизначеності навантаження. У статті [33] мовиться про підвищення ефективності використання ФЕС завдяки застосуванню MPC.

У дослідженні [34] показано, що переваги MPC можуть зменшуватися при детальнішому аналізі, де керування на основі правил (Rule-Based Control, RBC) є конкурентним. У роботі [35] ідеться про те, що MPC забезпечує стабільну роботу мікромережі з ФЕС і СЧЕЕ. Адаптивне стохастичне прогнозне керування (Adaptive Stochastic Model Predictive Control, A-SMPC) забезпечує зниження витрат на 7 % і підвищення використання СЧЕЕ на 8 % [36], а економічне прогнозне керування (Economic Model Predictive Control, EMPC) забезпечує додаткове скорочення витрат до 2 % [37].

У роботі [38] розглянуто алгоритм енергетичного арбітражу в умовах мережевого обліку (net metering). Застосування MILP та DRL у промислових системах дає змогу зменшити витрати до 50 % у простих випадках [39]. Робастна модель забезпечує зниження витрат до 53,8% з урахуванням тарифів за часом використання (Time-of-Use, TOU) [40]. У статті [41] ідеться про модель на основі змішаного цілочисельного конічного програмування другого порядку (Mixed-Integer Second-Order Cone Programming, MISOCP), яка дає змогу зменшити втрати енергії на 18 % і підвищити ефективність роботи мережі.

Аналіз методів керування показав наявність таких підходів: лінійне програмування (LP), змішане цілочисельне програмування (MILP), модель прогнозного керування

(Model Predictive Control, MPC), евристичні та метаевристичні методи (зокрема, генетичні алгоритми (GA) і метод рою часток (PSO) тощо), робастна оптимізація, а та-

кож навчання з підкріпленням (RL). У табл. 2 представлено порівняльний аналіз методів оптимального керування СЧЕЕ.

Таблиця 2. Порівняльний аналіз методів оптимального керування СЧЕЕ [42, 43]

Метод керування	Переваги	Недоліки	Типові застосування СЧЕЕ	Придатність для системи керування СЧЕЕ
Лінійне програмування (LP)	- Досягнення оптимального результату: - Висока економічна ефективність - Швидке та результативне розв'язання завдань	- Залежить від точних прогнозів - Обмежена робота з нелінійними залежностями	- Планування заряджання протягом доби - Енергоменеджментова система для користувачів-споживачів і виробників (prosumer) - Агрегатори розподілених енергетичних ресурсів (DER)	Ефективно використовується як початкова або еталонна модель при лінійних наближеннях
Змішане цілочисельне програмування (MILP)	- Детальне моделювання акумуляторних батарей - Аналіз і оптимізація режимів зарядки та розрядки - Зменшення деградації АКБ	- Високі вимоги до обчислень - Обмежена ефективність при динамічних змінах	- Оптимізація добового графіка - Застосування в мікрорежах та віртуальних електростанціях (VPP) - Аналіз у позаоперативному режимі	Рекомендовано для добового планування та використання як основи системи керування
Модель прогнозного керування (MPC)	- Гнучке реагування на зміну тарифів і виробітку ФЕС - Коректна робота в межах заданих обмежень - Ефективне поєднання точності розрахунків і швидкості виконання	- Чутливий до точності прогнозних даних - Потребує більших обчислювальних ресурсів	- Управління батареями в реальному часі - Комерційні рішення для енергоменеджменту - Взаємодія з енергетичними ринками	Найкраще підходить для швидкої адаптації системи керування в реальному часі
Евристичні та метаевристичні методи (GA, PSO)	- Робота з нелінійними моделями - Гнучке налаштування задач	- Може не забезпечувати оптимальний результат - Низька швидкість збіжності	- Оптимізаційні розрахунки без роботи в реальному часі - Проведення порівняльного аналізу - Аналіз різних сценаріїв	Ефективні при побудові складних нелінійних моделей
Робастна оптимізація	- Забезпечує підвищену надійність системи в умовах невизначеності - Сприяє обґрунтованому прийняттю операційних рішень з урахуванням ризиків - Підходить для довгострокового планування та відповідності вимогам мережі	- Значні обчислювальні ресурси необхідні для масштабних задач - Генерація сценаріїв може спрощувати реальну динаміку - Складність моделювання спільних імовірнісних розподілів	Робастні методи оптимізації враховують невизначеність у прийнятті рішень EMS та забезпечують оптимізацію для найгіршого сценарію в межах заданих множин невизначеностей	Для систем з високими вимогами до безпеки та надійності
Навчання з підкріпленням (RL)	- Здатність до самонавчання - Висока здатність до адаптації - Функціонує без потреби в точній моделі	- Тривалий процес навчання - Складність у перевірку та валідації - Можлива нестабільність системи	- Інтелектуальні системи енергоменеджменту (EMS) - Динамічні електроенергетичні ринки - Науково-дослідні проекти	Автономна система, яка самостійно формує оптимальні стратегії зарядки та розрядки, враховуючи безпекові обмеження як частину винагороди або через штрафи

Аналітичне обговорення методів керування СЧЕЕ. У вирішенні задач управління СЧЕЕ лінійне програмування (LP) та змішане цілочислове лінійне програмування (MILP) зарекомендували себе як стандартні підходи завдяки їх високій точності та здатності досягати

глобально оптимальних рішень. Особливе значення у застосуванні до систем керування СЧЕЕ має MILP, оскільки його можливості дають змогу обробляти бінарні рішення, як-от активація або деактивація процесів зарядки, а також встановлення цінових обмежень.

Методи прогнозованого керування (MPC) поєднують у собі переваги оптимізації з можливістю адаптації до змін у реальному часі. Вони працюють на основі прогнозного вікна, регулярно оновлюючи рішення відповідно до надходження нових даних. Такі методи ефективно справляються з невизначеністю прогнозів шляхом використання сценаріїв і стохастичних розширень. MPC є доцільним у випадках динамічних змін тарифів або в ситуаціях, що потребують збалансування економічної вигоди з підтримкою стану батарей, включно зі зменшенням їх деградації.

Робастні методи часто застосовують у контекстах з критичною невизначеністю прогнозів. Проте висока обчислювальна складність цих підходів обмежує їх ефективність для роботи в реальному часі, особливо в побутових системах та мікромережах.

Евристичні та метаевристичні підходи демонструють значну гнучкість, проте їх нездатність гарантувати оптимальність рішень, а також складність впровадження суворих обмежень знижують їх доречність для систем, де забезпечення економічної ефективності й безпеки є важливими вимогами.

Методи навчання з підкріпленням (RL) відзначаються високою адаптивністю та здатністю навчатися без залежності від детальних моделей систем. Це робить їх перспективним інструментом для вирішення складних задач СНЕЕ за умов невизначеності у цінах та навантаженнях. Однак RL-підходи мають високі вимоги до обчислювальних ресурсів і потребують ретельної розробки функції винагород. Крім того, вони можуть стикатися з проблемами стабільності, що робить необхідним використання гібридних методологій або інтеграцію з традиційними підходами, зокрема MPC.

Аналіз літературних джерел свідчить, що сучасні підходи до оптимізації заряджання СНЕЕ і керування енергетичними системами добре розвинені. Однак відсутня універсальна модель, яка б одночасно інтегрувала технічні, економічні та прогнозні складові в одному алгоритмі.

Найперспективнішим методом у цьому контексті є прогнозне керування моделлю (MPC). Цей підхід сприяє досягненню оптимальної роботи СНЕЕ в умовах змінної генерації, навантаження та ринкових цін. Зокрема, метод забезпечує:

- адаптацію до змін генерації ФЕС та навантаження;
- оптимізацію процесів зарядки й розрядки батарей з урахуванням прогнозів генерації, споживання та системних обмежень (SOC, потужності);
- функціонування в режимі реального часу;
- урахування тарифів на електроенергію для досягнення економічної ефективності.

Метод MPC дає змогу періодично вирішувати задачі оптимізації на обмеженому часовому горизонті прогнозу-

вання, беручи до уваги актуальний стан системи та прогнозні дані, з подальшим виконанням лише першого кроку керування. Важливою умовою такого підходу є стійкість до похибок у прогнозуванні генерації ФЕС, навантаження та змін ринкових тарифів. Це дає змогу забезпечувати оперативну адаптацію до нових умов експлуатації й значно підвищити економічну ефективність заряджання і розряджання.

На основі проведеного аналізу можна зробити висновок, що подальші дослідження мають бути спрямовані на розвиток моделей, здатних враховувати реальні мережеві обмеження, високу волатильність тарифів на електроенергію, а також точне прогнозування генерації ФЕС і навантаження. Саме така комплексна оптимізаційна платформа стане ключем до створення високо-ефективного алгоритму керування СНЕЕ.

Мета дослідження. Мета роботи полягає у зниженні витрат СНЕЕ завдяки застосуванню прогнозного управління (MPC). У межах дослідження були сформульовані завдання розробки моделі накопичувача та алгоритму керування з урахуванням тарифів на електроенергію, прогнозування навантаження і генерації ФЕС. Крім того, дослідження спрямоване на оптимізацію параметрів алгоритму з метою максимізації техніко-економічних вигод системи електропостачання.

Матеріал і результати досліджень. У роботі розглянуто задачу оптимального керування електроенергетичною системою на боці споживача, до складу якої входять ФЕС з можливістю обмеження її генерації, СНЕЕ, споживачьке навантаження, а також зовнішня електромережа. Передбачається, що ціна на електроенергію є змінною, отже, основною метою є вирішення задачі оптимального керування з мінімізацією вартості імпорту електроенергії з зовнішньої мережі з дотриманням енергетичного балансу в системі, а також врахування нелінійних обмежень роботи накопичувача. Також метою є чисельне моделювання процесу роботи системи та оцінка характеристик накопичувача ЕЕ, який є достатнім для забезпечення повного використання електроенергії фотоелектричної генерації та умови для мінімізації вартості електроенергії з зовнішньої мережі.

Для розв'язання задачі мінімізації вартості імпорту електроенергії в системі керування використовується підхід Model Predictive Control (MPC), який дає змогу компенсувати обмеженість горизонту прогнозування навантаження та фотоелектричної генерації, а також враховувати поточний стан системи.

Керування здійснюється в дискретному часі з кроком Δt та реалізується за допомогою регулятора на базі нелінійного MPC з фіксованим прогнозним горизонтом довжини H . Стан системи описується рівнем заряду накопичувача SOC_k , динаміка якого описується виразом:

$$SOC_{k+1} = SOC_k - \frac{\Delta t}{E_{\max}} \begin{cases} \eta_c P_k^{bat}, & P_k^{bat} \geq 0 \\ \frac{P_k^{bat}}{\eta_d}, & P_k^{bat} < 0 \end{cases}, \quad (1)$$

де P_k^{bat} – потужність батареї на кроці k , що є додатною під час заряджання та від'ємною під час розряджання,

E_{max} – номінальна енергоємність накопичувача, а η_c та η_d – коефіцієнти корисної дії заряджання та розряджання, відповідно. Рівень заряду накопичувача обмежується величинами, які залежать від параметрів його моделі:

$$SOC_{min} \leq SOC_k \leq SOC_{max}. \quad (2)$$

Керуючими змінними задачі є потужність батареї P_k^{bat} , імпорт потужності з електричної мережі P_k^{grid} та обсяг обмеження P_k^{curt} фотоелектричної генерації, необхідний для врахування передумови заборони експорту електроенергії до зовнішньої мережі. Ці змінні мають такі обмеження:

$$P_{min} \leq P_k^{bat} \leq P_{max}, P_k^{curt} \geq 0, P_k^{grid} \geq 0. \quad (3)$$

Для кожного кроку часу повинен виконуватись баланс потужності, який описується рівнянням:

$$P_k^{PV} - P_k^{curt} + P_k^{bat} + P_k^{grid} = P_k^{load}. \quad (4)$$

де P_k^{PV} – прогнозована потужність фотоелектричної генерації, а P_k^{load} – прогнозоване навантаження, значення яких є вхідними даними для задачі мінімізації.

$$F_k^P = \gamma \left[\max \left(0, P_k^{bat} - P_{max}^{ch}(SOC_k) \right) \right]^2 + \gamma \left[\max \left(0, -P_k^{bat} - P_{max}^{dis}(SOC_k) \right) \right]^2. \quad (8)$$

Основною метою оптимального керування є мінімізація сумарної вартості електроенергії, імпортованої з мережі $c_k P_k^{grid} \Delta t$, де c_k – ціна електроенергії за одну годину. Отже, з урахуванням цього та за умови введення доданку з метою регуляризації з параметром α , отримуємо покрокову складову цільової функції:

$$F_k = c_k P_k^{grid} \Delta t + \alpha P_k^{bat} + F_k^P. \quad (9)$$

Для забезпечення довгострокової збалансованості енергетичної системи в цільову функцію введено термінальний штраф з ваговим параметром w , який змушує рівень заряду накопичувача наприкінці горизонту оптимізації наближатися до заданого опорного значення SOC_{ref} :

$$F_{term} = w(SOC_T - SOC_{ref})^2. \quad (10)$$

У результаті за умови початкового значення SOC_0 накопичувача цільова функція задачі мінімізації за змінними P_k^{bat} , P_k^{grid} та P_k^{curt} виглядає так:

$$F = \sum_{k=0}^{T-1} F_k + F_{term}. \quad (11)$$

Отже, отримана задача являє собою нелінійну задачу оптимізації з обмеженнями, яка розв'язується в межах нелінійного MPC із застосуванням схеми рухомого горизонту. На кожному часовому кроці здійснюється розв'язання відповідної оптимізаційної задачі, після чого до системи застосовується лише перше оптимальне керуюче рішення, що забезпечує адаптивність керування до змін прогнозів генерації, навантаження та цін на електроенергію при збереженні фізичної коректності та економічної ефективності системи.

Розглянемо задачу вибору характеристик накопичувача, достатнього для повного використання електро-

У цій моделі враховано також нелінійність роботи накопичувача при наближенні під час заряджання до верхньої межі SOC та до нижньої межі – під час розряджання, коли допустима потужність зарядження плавно зменшується. Для цього вводиться така функція:

$$\sigma(x; x_0) = \frac{1}{2} \left(1 + \tanh \left(\frac{x - x_0}{\varepsilon} \right) \right), \quad (5)$$

де x_0 та ε – параметри, що визначають, відповідно, точку переходу на режим обмеження та ширину перехідної зони SOC . Ця функція використовується для корегування максимально допустимої потужності розряджання та заряджання до таких меж:

$$P_{max}^{ch}(SOC_k) = P_{max} (1 - \sigma(SOC_k; SOC_{ch})), \quad (6)$$

$$P_{max}^{dis}(SOC_k) = P_{max} (\sigma(SOC_k; SOC_{dis})), \quad (7)$$

Враховуючи нові допустимі межі потужності заряджання і розряджання накопичувача, жорсткі обмеження $P_{min} \leq P_k^{bat} \leq P_{max}$ замінюються на м'які шляхом введення штрафних доданків до цільової функції, F_k^P де γ – налагоджуваний параметр:

енергії фотоелектричної генерації та мінімізації вартості електроенергії, імпортованої з зовнішньої мережі, за умови застосування вищенаведеного алгоритму оптимального керування на базі MPC.

Повне використання фотоелектричної генерації означає, що в будь-який момент часу обмеження відсутнє, а значить $P_k^{curt} = 0$ при будь-якому k у межах часового діапазону керування $(0, H)$, що приводить до того, що накопичувач повинен мати здатність прийняти надлишкову потужність генерації. Звідси впливає достатня умова на потужність заряджання

$$P_{max}^{ch} \geq \max_{k \in \{0, \dots, H\}} (P_k^{PV} - P_k^{load})_+, \quad (12)$$

де $(x)_+ = \max(x, 0)$.

Для мінімізації імпорту електроенергії з мережі у години дефіциту генерації накопичувач повинен мати достатню потужність розряджання

$$P_{max}^{dis} \geq \max_{k \in \{0, \dots, H\}} (P_k^{load} - P_k^{PV})_+. \quad (13)$$

Також можна отримати достатню умову за енергетичною ємністю накопичувача, яка формується на основі суми надлишкової фотоелектричної енергії протягом усього часу керування

$$E_m \geq \sum_{k=0}^H (P_k^{PV} - P_k^{load})_+ \Delta t. \quad (14)$$

З урахуванням допустимого діапазону SOC необхідна ємність накопичувача повинна задовольняти умову

$$E_{max} \geq E_m / (SOC_{max} - SOC_{min}). \quad (15)$$

За весь час процесу керування можна записати енергетичний баланс в системі з урахуванням (4) та умови $P_k^{curt} = 0$

$$\sum_{k=0}^H P_k^{grid} \Delta t = \sum_{k=0}^H P_k^{load} \Delta t - \sum_{k=0}^H P_k^{PV} \Delta t + E_{max}(SOC_{max} - SOC_{min}). \quad (16)$$

Щоб забезпечити мінімальний імпорт з мережі, накопичувач повинен бути здатний компенсувати максимальне кумулятивне відхилення між генерацією та наван-

таженням, інакше кажучи, «перенести у часі» найбільший енергетичний розрив між виробництвом і споживанням, що приводить до умови

$$E_{max} \geq \max_{k \in \{0, \dots, H\}} \left| \sum_{k=0}^{k-1} (P_k^{load} - P_k^{PV}) \Delta t \right| / (SOC_{max} - SOC_{min}). \quad (17)$$

Оцінка (17) є сильно завищеною, тому що вона передбачає повну відсутність імпорту електроенергії з зовнішньої мережі. Шляхом чисельного моделювання процесу керування цю оцінку можна суттєво зменшити.

Моделювання роботи СНЕЕ. Для чисельної реалізації запропонованого алгоритму нелінійного MPC використано розв'язувач IPOPT, що базується на методі внутрішніх точок (interior-point method) [36].

Чисельне моделювання виконано для електроенергетичної системи промислового підприємства з установленою ФЕС протягом 48 год. У процесі моделювання за-

стосовано методи прогнозування електричного навантаження та генерації ФЕС. Прогнозування навантаження виконувалося з використанням моделі ARIMA [37, 38], а прогноз генерації ФЕС – із застосуванням штучної нейронної мережі NARX [39].

Вхідними даними моделювання слугували прогнозні значення електричного навантаження підприємства, потужності фотоелектричної генерації та цін на електроенергію з зовнішньої мережі на ринку «на добу наперед» (РДН) з часовим горизонтом прогнозування 24 год, сформовані на загальний період 72 год (рис. 1).

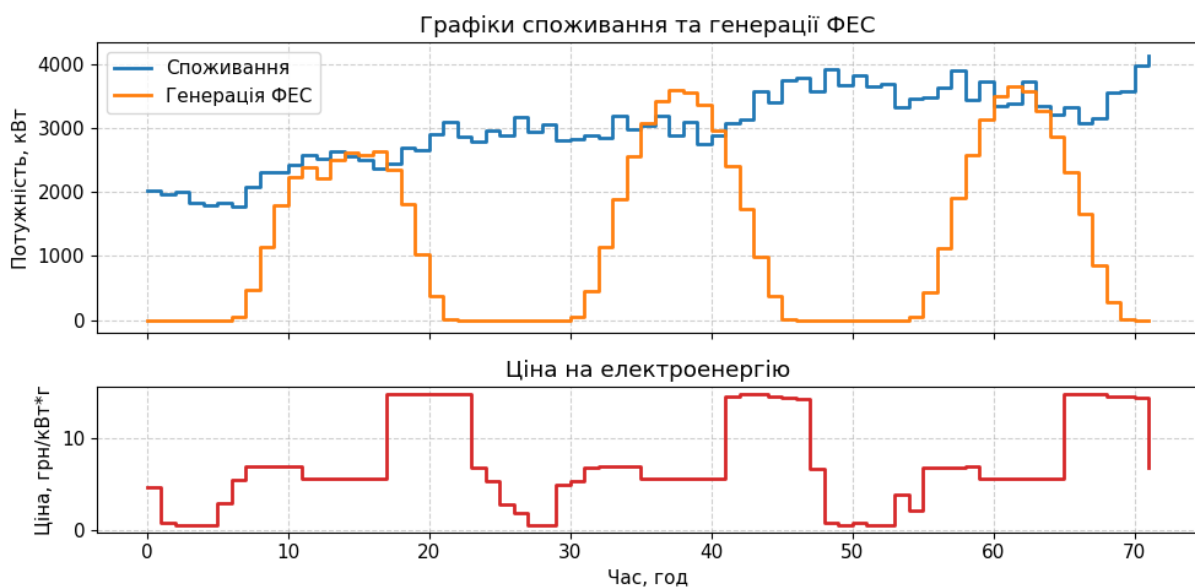


Рис. 1. Вхідні дані для чисельної реалізації алгоритму нелінійного MPC

За вихідними даними, представленими на рис. 1 та за відсутності накопичувача, вартість електроенергії із зовнішньої мережі за перших 2 доби становить 586 944,46 грн. Надлишок електричної енергії за той самий період за рахунок генерації ФЕС – 2513,06 кВт-год, а кількість імпортованої електроенергії – 76 305,92 кВт-год.

Розглянемо декілька сценаріїв, які відрізняються параметрами накопичувача. Для початку проведемо моделювання за алгоритмом нелінійного MPC для накопичувача, який є достатнім для збереження та перенесення на інший період усього надлишку електроенергії за одну добу. Для цього порахуємо надлишок за кожну з двох діб та знайдемо максимум: відповідно, 409,48 кВт-год та 2103,57 кВт-год, максимум досягається на 2-й добі. Максимум надлишкової потужності за дві доби – 707,94 кВт. Тоді, якщо $SOC_{min} = 0,1$, а $SOC_{max} = 0,9$, то ємність накопичувача повинна бути більша за $2103,57 / (0,9 - 0,1) = 2629,47$ кВт-год, а потужність заря-

дження, відповідно, більша за 707,94 кВт. Модель накопичувача за цих умов має такі параметри: ємність – 2800 кВт-год, потужність заряджання / розряджання – 900 кВт. Результати моделювання з таким накопичувачем наведені на рис. 2. Як видно на рисунку (лінія «Обмеження ФЕС»), в цьому сценарії $P_k^{curt} = 0$, при цьому накопичувач проходить два повних цикли заряджання / розряджання за добу. Вартість імпортованої електроенергії 497 123,06 грн., що на 15,3 % менше за варіант без накопичувача.

На рис. 2 (графік «Потужність») можна спостерігати різні режими заряджання накопичувача: протягом 1–4 та 25–28 год він заряджається від зовнішньої мережі, у проміжку 36–40 год – від надлишків генерації ФЕС, а з 14 до 16 год іде комплексна зарядка від обох вищезгаданих джерел.

Нижче представлено дослідження залежності вартості імпортованої електроенергії від ємності та нормованої характеристики швидкості заряджання / розряджання

накопичувача C-rate, що визначається як відношення потужності заряджання / розряджання до його номінальної енергоємності (E_{max}). Дослідження проводилось пос-

лідовним виконанням представленого вище алгоритму нелінійного MPC для набору характеристик накопичувача E_{max} від 2000 до 30 000 кВт·год та C-rate 0,5; 1,0; 2,0.

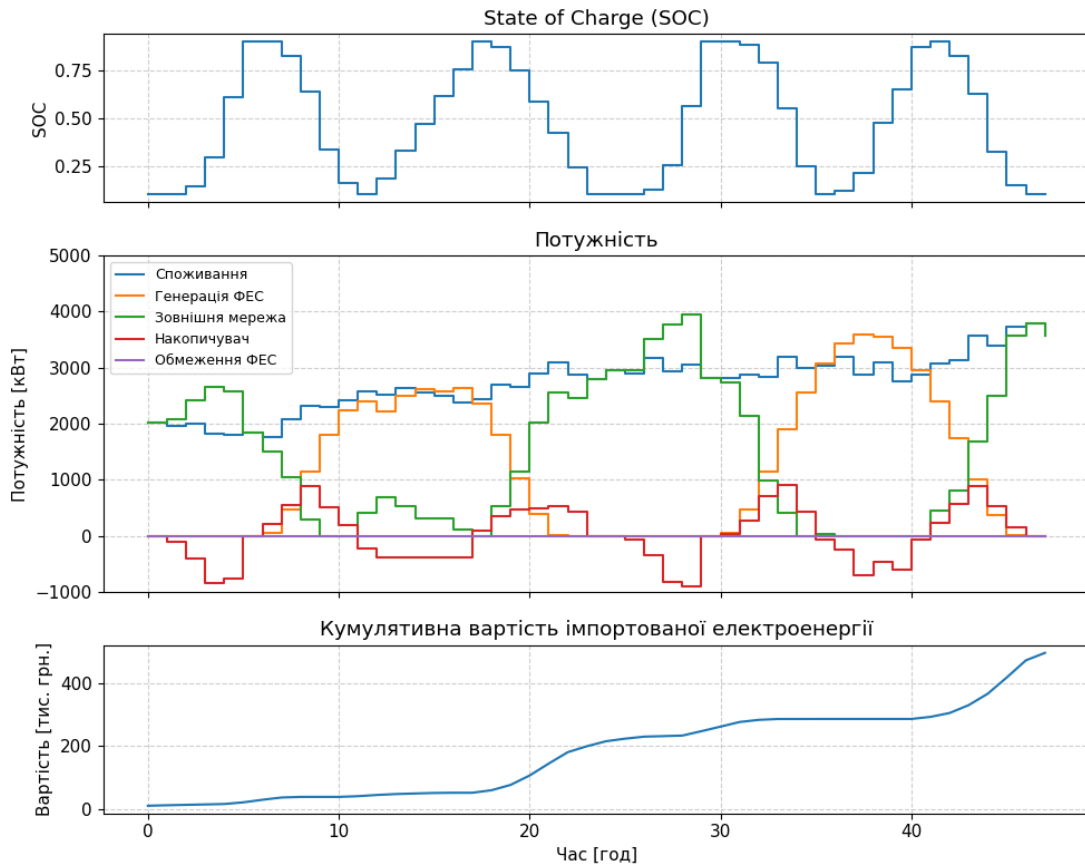


Рис. 2. Моделювання сценарію з параметрами накопичувача, достатніми для акумулювання надлишків генерації ФЕС

На рис. 3 зображена теплова карта відсоткової різниці вартості системи з накопичувачем та без нього залежно від його енергоємності та характеристики C-rate.

На рис. 4 показано графіки відсоткової різниці з розбивкою за C-rate, вони візуально не розрізняються, оскільки значення в стовпці теплової карти є близькими відносно різниць між стовпцями.

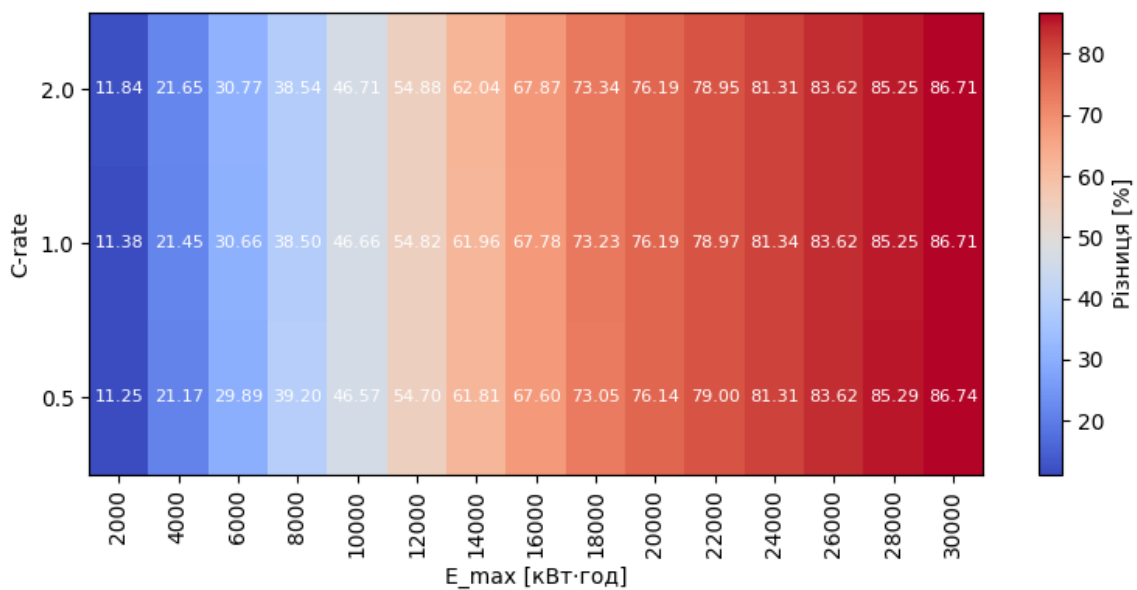


Рис. 3. Теплова карта різниці у відсотках між вартістю імпортованої електроенергії в системі без накопичувача та з накопичувачем залежно від ємності та характеристики C-rate

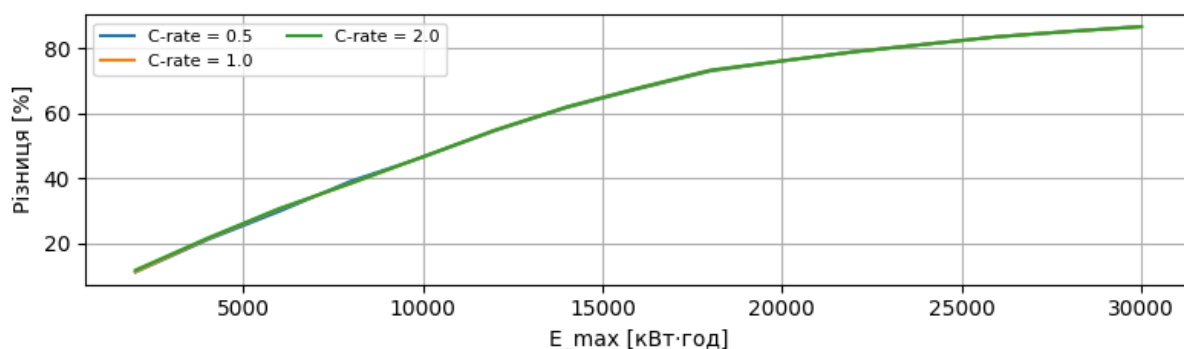


Рис. 4. Графіки відсоткової різниці між вартістю імпортованої електроенергії в системі з накопичувачем та без нього залежно від ємності за C-rate

Проведене параметричне дослідження алгоритму оптимального керування в широкому діапазоні енергоємностей накопичувача та для значень C-rate = 0,5; 1,0; 2,0 засвідчило, що домінуючим чинником зниження вартості імпортованої електроенергії є саме енергоємність накопичувача. Це наочно підтверджується тепловою картою на рис. 3, де залежність цільового показника від ємності є значно більше вираженою порівняно з впливом C-rate у досліджуваному діапазоні. Аналіз графіків відсоткової різниці між вартістю імпортованої електроенергії в системі з накопичувачем і без нього (рис. 4) додатково демонструє, що зі зростанням ємності досягається істотне зменшення витрат, тоді як варіації C-rate мають другорядний ефект. Для достатньо великих значень енергоємності спостерігається насичення економічного ефекту, і подальше збільшення параметрів накопичувача не приводить до суттєвого додаткового скорочення витрат.

Висновки та перспективи подальших досліджень. У роботі запропоновано та досліджено алгоритм оптимального керування електроенергетичною системою промислового споживача з фотоелектричною генерацією та накопичувачем електроенергії на базі нелінійного Model Predictive Control. Алгоритм враховує змінні ціни на електроенергію за РДН, обмеження на експорт у зовнішню мережу, нелінійну динаміку накопичувача та обмеження його робочих режимів за рівнем заряду.

Проведено моделювання використання алгоритму для електроенергетичної системи промислового об'єкта з урахуванням наявності як надлишку, так і дефіциту фотоелектричної генерації в різні години доби. Для сценарію з накопичувачем, параметри якого підібрані з умови повного використання надлишкової генерації ФЕС із застосуванням алгоритму, забезпечено повну відсутність обмеження генерації ФЕС протягом усього періоду керування. Накопичувач при цьому здійснює до двох повних циклів заряджання / розряджання на добу, ефективно переносючи енергію з періодів надлишкової генерації у години дефіциту та високих цін. У цьому разі вартість імпортованої електроенергії зменшується на 15,3 % порівняно з базовим сценарієм без накопичувача. Отриманий результат підтверджує коректність аналітичних

оцінок мінімально необхідної енергоємності накопичувача та показує їх практичну застосовність у поєднанні з нелінійним MPC.

Параметричне дослідження алгоритму оптимального керування в широкому діапазоні енергоємностей накопичувача та значень C-rate = 0,5; 1,0; 2,0 показало, що ключовим фактором зниження вартості імпорту є саме енергоємність накопичувача, тоді як вплив C-rate у досліджуваному діапазоні є другорядним. Для достатньо великих ємностей подальше зростання параметрів накопичувача призводить до насичення ефекту й не дає суттєвого додаткового зменшення витрат.

Таким чином, запропонований підхід дає змогу не лише мінімізувати вартість електроенергії, імпортованої з мережі, але й сформулювати обґрунтовані кількісні рекомендації щодо вибору характеристик накопичувача електроенергії. Це робить розроблений алгоритм придатним для практичного використання під час проектування та оптимізації систем керування енергоспоживанням промислових підприємств з фотоелектричною генерацією.

Унікальність цього дослідження полягає у комплексному застосуванні нелінійного Model Predictive Control для оптимального керування електроенергетичною системою промислового споживача з ФЕС та СНЕЕ з урахуванням реальних ринкових, технічних обмежень та прогнозування навантаження і генерації ФЕС. На відміну від більшості існуючих методів керування СНЕЕ, у роботі одночасно враховано змінні ціни електроенергії на ринку «на добу наперед», обмеження на експорт електроенергії в зовнішню мережу, а також нелінійну динаміку накопичувача і його експлуатаційні обмеження за рівнем заряду та потужністю. Запропонований алгоритм поєднує аналітичні оцінки мінімально необхідної енергоємності накопичувача з оптимізаційною стратегією керування в режимі MPC, що дає змогу не лише досягти мінімізації витрат на імпорт електроенергії, але й отримати кількісно обґрунтовані рекомендації щодо вибору параметрів накопичувача. Такий підхід забезпечує високу практичну цінність результатів і відрізняється від відомих рішень орієнтацією саме на промислові об'єкти з реалістичними режимами роботи та обмеженнями.

Подальші дослідження доцільно спрямувати на врахування процесів деградації накопичувача електроенергії в алгоритмі оптимального керування. Зокрема, перспективним є розроблення розширеної математичної моделі накопичувача, яка описує зменшення доступної енергоємності та зростання внутрішніх втрат залежно від кількості циклів заряджання / розряджання, глибини розряду, швидкості заряджання (C-rate) та температурних умов експлуатації. Інтеграція моделей деградації в нелінійний Model Predictive Control дасть змогу врахувати довгострокові наслідки керувальних рішень та долучити до цільової функції оптимізації вартісну оцінку зносу накопичувача. Це дасть змогу знаходити компроміс між мінімізацією поточних витрат на імпорт електроенергії та продовженням терміну служби накопичувача, а також оцінювати економічну доцільність інтенсивних режимів його використання.

ПОСИЛАННЯ

- Baliuta S., Zinkevych P. Automated power supply control system for a food industry enterprise using a photovoltaic plant and energy storage. *Ukrainian Journal of Food Science*, 2022, 10(2), 184–199. DOI: 10.24263/2310-1008-2022-10-2-8.
- Дерій В., Нечаєва Т., Згуровець О. Дослідження потреб енергосистем у накопичувачах електроенергії при масовому впровадженні електростанцій негарантованої потужності. *Енерготехнології та ресурсозбереження*, 2025, 84(3), 51–64. DOI:10.33070/etars.3.2025.04
- Фіалко Н., Сігал О., Халатов А., Падерно Д., Меранова Н., Плашихін С., Шеренковський Ю. Розвиток методів та технологій покриття пікових навантажень в енергетиці України. *Енерготехнології та ресурсозбереження*, 2025, 84(3), 26–38. DOI:10.33070/etars.3.2025.02
- Obrycki P., Perlicki K., Stawowy M. Peak Shaving Strategy in the Context of the Charging Process of a Battery Energy Storage System in the Railway Microgrid. *Energies*, 2025, 18(11), 2674. DOI:10.3390/en18112674
- Скрипник Р. Я., Гриценко В. В. Застосування алгоритмів керування системами накопичення енергії інтегрованих в системи з великою часткою відновлених джерел енергії. *Вісник Національного технічного університету "ХПІ"*, 2025, 1 (10), 127–133. DOI:10.20998/EREE.2025.1(10).331452
- Yang X., Du Y., Yang Z., Guo L., Wu S., Ai Q., Li A. Coordinated Participation Strategy of Distributed PV-Storage Aggregators in Energy and Regulation Markets: Day-Ahead and Intra-Day Optimization. *Electronics*, 2025, 14(22), 4514. DOI:10.3390/electronics14224514
- Giannakopoulos G. T., Papadaskalopoulos D. A., Karasavvidis M. D., Vovos P. N. (2025). Profitability Analysis of Battery Energy Storage in Energy and Balancing Markets: A Case Study in the Greek Market. *Energies*, 2025, 18(4), 911. DOI:10.3390/en18040911
- Veenstra A. T., Mulder M. Profitability of batteries in day-ahead and intraday electricity markets: Assessment of operation strategies with endogenous prices. *Energy Economics*, 2025, 148, 108608. DOI:10.1016/j.eneco.2025.108608
- Зінкевич П. О., Балюта С. М. Системний аналіз та підходи до розробки автоматизованої системи електрозабезпечення цивільних об'єктів з фотоелектричними станціями та накопичувачами електроенергії. *Наукові праці Національного університету харчових технологій*, 2023, 29(4), 117–125. DOI: 10.24263/2225-2924-2023-29-4-11.
- Mystakidis A., Koukaras P., Tsalikidis N., Ioannidis D., Tjortjis C. Energy Forecasting: A Comprehensive Review of Techniques and Technologies. *Energies*, 2024, 17(7), 1662. DOI:10.3390/en17071662
- Koskela J., Mutanen A., Järventausta P. Using Load Forecasting to Control Domestic Battery Energy Storage Systems. *Energies*, 2020, 13(15), 3946. DOI:10.3390/en13153946
- Singh M., Maini Dr. R. Various Electricity Load Forecasting Techniques with Pros and Cons, *International Journal of Scientific and Technology Research*, 2020, 8(6), 220–229. DOI: 10.35940/ijrte.F6997.038620
- Das U. K., Tey K. S., Seyedmahmoudian M., Mekhilef S., Idris M. Y. I., Van Deventer W., Horan B., Stojcevski A. Forecasting of photovoltaic power generation and model optimization: A review, *Renewable and Sustainable Energy Reviews, Elsevier*, 2018, 81(P1), 912–928. DOI: 10.1016/j.rser.2017.08.017.
- Sharma V., Cortes A., Cali U. (2021). Use of Forecasting in Energy Storage Applications: A Review. *IEEE Access*, 2021, 9, 114690–114704. DOI:10.1109/access.2021.3103844
- Bobček M., Štefko R., Šimčák J., Čonka Z. A Novel Approach to Day-Ahead Forecasting of Battery Discharge Profiles in Grid Applications Using Historical Daily. *Batteries*, 2025, 11(10), 370. DOI:10.3390/batteries11100370
- Закон України «Про ринок електричної енергії» (зокрема стаття 67 про РДН/ВДР та зміни щодо СНЕ): <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/2019-19>
- Закон України № 2046-IX від 15 лютого 2022 року «Про внесення змін до деяких законів України щодо розвитку установок зберігання енергії», <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/2046-20>

18. Постанова НКРЕКП № 308 «Про затвердження Правил ринку «на добу наперед» та внутрішньодобового ринку»: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/v0308874-18>
19. Постанова НКРЕКП № 307 «Про затвердження Правил ринку» (регулює Балансуючий ринок та Ринок допоміжних послуг): <https://www.nerc.gov.ua/acts/pro-zatverdzhennya-pravil-rinku>
20. Лежнюк П., Кравчук С., Прокопенко І., Малогулко Ю. Математичне моделювання роботи систем накопичення енергії на ринку допоміжних послуг об'єднаної електроенергетичної системи України. *Вісник Національного технічного університету «ХПІ»*, 2021, 2(8), 21–29. DOI: 10.20998/2413-4295.2021.02.04.
21. Довгалюк О. М., Саїдов Ш. Н., Яковенко І. С. Дослідження особливостей використання систем накопичення енергії при роботі трейдерів на енергоринку України. *Вісник Національного технічного університету «ХПІ»*, 2019, 14 (1339), 54–60.
22. Мотайло М., Мороз О., Мірошник О., Павлов А. Оптимізація режимів роботи систем накопичення енергії (СЕ) на основі аналізу ринкових цін на електроенергію в Україні. *Вісник Національного технічного університету «ХПІ»*, 2025, 2(11), 55–63. DOI:10.20998/eree.2025.2(11).345310
23. Метеленко Н., Сіліна І., Радзівіло І. Функціонування сучасного ринку електричної енергії в Україні та особливості ціноутворення на його сегментах. *Огляд економіки та управління транспортом*, 2024, 10(26), 15–33. DOI:10.15802/rtem2023/300012
24. Fan J., Wang H. Deep Reinforcement Learning for Community Battery Scheduling Under Uncertainties of Load, PV Generation, and Energy Prices. *In 2023 IEEE 7th Conference on Energy Internet and Energy System Integration (EI2)*, 2023, 4871–4876. DOI:10.1109/ei259745.2023.10513300
25. Sani Hassan, A., Cipcigan, L., Jenkins, N. Optimal battery storage operation for PV systems with tariff incentives. *Applied Energy*, 2017, 203, 422–441. DOI:10.1016/j.apenergy.2017.06.043
26. Li J., Wang C., Wang H. Attentive Convolutional Deep Reinforcement Learning for Optimizing Solar-Storage Systems in Real-Time Electricity Markets. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2024, 20(5), 7205–7215. DOI:10.1109/tii.2024.3352229
27. Rehman W. Ur., Bo R., Mehdipourpicha H., Kimball J. W. Sizing battery energy storage and PV system in an extreme fast charging station considering uncertainties and battery degradation. *Applied Energy*, 2022, 313, 118745. DOI:10.1016/j.apenergy.2022.118745
28. Mumtahina U., Alahakoon S., Wolfs P. A Day-Ahead Optimal Battery Scheduling Considering the Grid Stability of Distribution Feeders. *Energies*, 2025, 18(5), 1067. DOI:10.3390/en18051067
29. Lee S.-J., Yoon Y. Electricity Cost Optimization in Energy Storage Systems by Combining a Genetic Algorithm with Dynamic Programming. *Mathematics*, 2020, 8(9), 1526. DOI:10.3390/math8091526
30. Talluri G., Lozito G. M., Grasso F., Iturrino Garcia C., Luchetta A. Optimal Battery Energy Storage System Scheduling within Renewable Energy Communities. *Energies*, 2021, 14(24), 8480. DOI:10.3390/en14248480
31. Прасол А., Бориченко О. Оптимізація роботи BESS з урахуванням циклів вартості заряду і розряду за допомогою лінійного програмування. *Енергетика: економіка, техніка, екологія*, 2025, 2, 155–161. DOI:10.20535/1813-5420.2.2025.331737
32. Jovanovic P.D., Ledwich F.G., Walker R. G. Electricity Tariff Aware Model Predictive Controller for Customer Battery Storage with Uncertain Daily Cycling Load. *Journal of Modern Power Systems and Clean Energy*, 2022, 10(1), 140–148. DOI:10.35833/mpce.2020.000305
33. Raoufat M. E., Asghari B., Sharma R. Model predictive BESS control for demand charge management and PV-utilization improvement. *In 2018 IEEE Power & Energy Society Innovative Smart Grid Technologies Conference (ISGT)*, 2018, 1–5. DOI:10.1109/isgt.2018.8403403
34. Pinter J., Beichter M., Mikut R., Zahn F., Hagenmeyer V. Averaging favors MPC: How typical evaluation setups overstate MPC performance for residential battery scheduling. *arXiv*, 2025. DOI:10.48550/ARXIV.2510.25373
35. Basir Khan M. R., Pasupuleti J., Al-Fattah J., Tahmasebi M. Energy management system for PV-battery microgrid based on model predictive control. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, 2019, 15(1), 20–25. DOI:10.11591/ijeecs.v15.i1.pp20-25
36. Ghosh A., Cortes-Aguirre C., Chen Y.-A., Khurram A., Kleissl, J. Adaptive Chance Constrained MPC under Load and PV Forecast Uncertainties. *In 2023 IEEE PES Grid Edge Technologies Conference & Exposition (Grid Edge)*, 2023, 1–5. DOI:10.1109/gridedge54130.2023.10102711
37. Cortes-Aguirre C., Chen Y.-A., Ghosh A., Kleissl J., Khurram, A. Economic MPC with an Online Reference Trajectory for Battery Scheduling Considering Demand Charge Management. *arXiv*, 2024. DOI:10.48550/ARXIV.2412.10851
38. Hashmi M. U., Mukhopadhyay A., Bušić A., Elias J. Storage Optimal Control under Net Metering Policies. *arXiv*, 2020. DOI:10.48550/ARXIV.2002.01524

39. Kohne T., Ranzau H., Panten N., Weigold M. Comparative study of algorithms for optimized control of industrial energy supply systems. *Energy Informatics*, 2020, 3(S1). DOI:10.1186/s42162-020-00115-7
40. Karimianfard H. A robust optimization framework for smart home energy management: Integrating photovoltaic storage, electric vehicle charging, and demand response. *Journal of Energy Storage*, 2025, 110, 115259. DOI:10.1016/j.est.2024.115259
41. Habib S. Robust load and energy management in smart grids with prosumer-integrated distributed energy resources. *Journal of Cleaner Production*, 2025, 496, 145138. DOI:10.1016/j.jclepro.2025.145138
42. Coccato S., Barhmi K., Lampropoulos I., Golroodbari S., van Sark W. A Review of Battery Energy Storage Optimization in the Built Environment. *Batteries*, 2025, 11(5), 179. DOI:10.3390/batteries11050179
43. Nkambule M. S., Hasan A. N., Shongwe T. A review of intelligent control strategies for energy management systems in microgrids. *Energy Conversion and Management*: 2025, 28, 101323. DOI:10.1016/j.ecmx.2025.101323
44. Potra F. A., Wright S. J. Interior-point methods. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 2000, 124 (1–2), 281–302. DOI:10.1016/S0377-0427(00)00433-7
45. Зінкевич П. О., Балюта С. М., Куєвда Ю. В. Порівняльний аналіз методів короткострокового прогнозування електричного навантаження на один крок вперед. *Наук-ові праці Національного університету харчових технологій*, 2021, 3(27), 62–77. DOI:10.24263/2225-2924-2021-27-3-9.
46. Зінкевич П. О., Балюта С. М., Куєвда Ю. В. Порівняльний аналіз методів короткострокового багатокрокового прогнозування електричного навантаження. *Наукові праці Національного університету харчових технологій*, 2022, 1(28), 77–93. DOI:10.24263/2225-2924-2022-28-1-9.
47. Зінкевич П. О., Балюта С. М., Куєвда Ю. В., Столяров О. Я. Інтелектуальна система керування з використанням нейронних мереж NARX для реалізації функції прогнозування вироблення електроенергії сонячними станціями. *Сучасні методи, інформаційне, програмне та технічне забезпечення систем керування організаційно-технічними та технологічними комплексами : VIII Міжнародна науково-технічна Internet-конференція НУХТ*, 2021, 83–85.

ANALYSIS AND OPTIMIZATION OF ENERGY STORAGE SYSTEM CHARGING COSTS IN DISTRIBUTED POWER SYSTEMS CONSIDERING PHOTOVOLTAIC GENERATION DYNAMICS AND MARKET PRICES

Received Jan. 28, 2026; accepted Jun. 26, 2026
Available online June. 30, 2026

Zinkevych P.¹, Seryogin O.², Baluta S.³,
Kuievda Iu.⁴, Zhukov M.⁵

Author for correspondence: Zinkevych Petro,
e-mail: zinkevychpo@nuft.edu.ua

The paper proposes an algorithm for optimal control of an industrial power system with photovoltaic generation and an energy storage system based on nonlinear model predictive control (MPC). The algorithm takes into account variable electricity prices on the day-ahead market (DAM), restrictions on exports to the grid, and nonlinear dynamics of the storage system. Simulation results show that, provided that excess photovoltaic (PV) generation is fully utilized, the storage system enables energy shifting during periods of shortage and high prices, which reduces the cost of imported electricity by 15.3% compared to a scenario without a storage system. A parametric study confirmed that the determining factor of the economic effect is the energy capacity of the storage system, while the influence of the C-rate within the studied range is of secondary importance. The obtained results can be used for the rational selection of storage system parameters in energy management systems of industrial enterprises.

Keywords: energy efficiency, energy storage system (ESS), optimization, model predictive control (MPC), electricity pricing.

¹Ph.D.

<https://orcid.org/0000-0003-1723-8544>

² Dr. of Tech. Sciences, Professor

<https://orcid.org/0000-0003-0238-2922>

³ Dr. of Tech. Sciences, Professor

<https://orcid.org/0009-0008-4286-0582>

⁴ Cand. of Science (Tech.), Associate Professor

<https://orcid.org/0009-0001-6630-1215>

⁵ Ph.D. student

<https://orcid.org/0009-0001-1869-3912>

^{1, 2, 3, 5} National University of Food
Technologies, Kyiv, Ukraine

⁴ National Technical University of Ukraine
“Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute”,
Kyiv, Ukraine

List of Symbols and Abbreviations

PVPP – photovoltaic power plant (PV plant)

ESS – energy storage systems

DAM – day-ahead market

C-rate – ratio of charging/discharging power to nominal energy capacity

MPC – model predictive control

P_k^{curt} – curtailed power amount

SOC – state of charge of the battery

P_k^{bat} – battery power

P_k^{PV} – forecasted photovoltaic generation power

P_k^{load} – forecasted load

P_k^{grid} – imported power from the electrical grid

Introduction. The problem of reducing CO₂ emissions, ensuring the reliability of power supply and compliance with regulatory power quality standards, as well as decreasing electricity consumption, is highly relevant for consumers, as it enables increased efficiency of generating capacity utilization and reduction of electricity costs. To achieve a reduction in CO₂ emissions and electricity consumption from the grid within power supply systems, photovoltaic power plants (PVPP) and energy storage systems (ESS) should be employed [1, 2].

Energy storage systems (ESS) are systems capable of storing energy and supplying it for consumption over a certain period of time at an acceptable level. In electric power systems, ESS provide regulation of electricity consumption and storage: charging occurs during periods of low demand, while discharging takes place during peak demand periods. Energy storage systems are capable of peak load shaving [3, 4], frequency and voltage regulation [5, 6], and participation in energy service markets, making them an important component of modern power supply systems. At the same time, the economic efficiency and operational decision-

making regarding ESS utilization are largely determined by the tariff structure of the electricity market, including consumer tariffs, electricity export tariffs, and price signaling mechanisms in wholesale markets. For this purpose, energy arbitrage or load shifting is applied, which involves charging energy storage systems during periods of low electricity prices and discharging when prices increase [7, 8].

Particular importance is attached to the development of control methods for ESS charging in distributed energy systems, taking into account the dynamics of PVPP, market prices, and the forecasting of load and PVPP generation. Power supply management using PVPP and ESS enables the implementation of energy-efficient operating modes, reduction of grid load and electricity costs, as well as improved utilization efficiency of renewable energy sources and energy storage systems [9].

Analysis of recent research and publications. The analysis is based on scientific publications from recent years that directly address methods for ESS control, taking into account tariff structures as well as forecasting of load and PVPP generation. Accordingly, the subsequent analysis focuses on the following aspects: the importance of load and PVPP generation forecasting for ESS; the analysis of market mechanisms and tariffs governing ESS operation; as well as the investigation of energy storage control methods considering tariffs and the forecasting of load and PVPP generation.

Analysis of load and PVPP generation forecasting for ESS. Load and PVPP generation forecasting plays a crucial role in improving the operational efficiency of ESS. The application of short- and medium-term forecasts significantly enhances the economic performance of such systems, providing substantially greater financial benefits compared to control strategies implemented without forecasting. In most cases, accurate forecasting of load and PVPP energy generation is a key factor in achieving optimal utilization of ESS [10, 11].

Methods for load and PVPP generation forecasting are generally classified into: (1) statistical methods and (2) methods based on intelligent control systems, in particular artificial intelligence. Among the most widely used statistical methods are the Box–Jenkins time series models (AR, MA, ARMA, ARIMA, ARMAX, ARIMAX), as well as their modifications such as SARIMA, SARMAX, and SARIMAX. In addition, the ARX model is also widely applied. Artificial intelligence methods include artificial neural networks (ANN), adaptive neuro-fuzzy inference systems (ANFIS), genetic algorithms (GA), knowledge-based expert systems, and Long Short-Term Memory (LSTM) neural networks [12, 13].

Optimal control of ESS is based on the forecasted dynamics of the state of charge (SOC), which is determined by the expected load and PVPP generation profiles. Accurate forecasts allow maintaining the SOC at an optimal level for various control strategies, whereas forecasting errors lead to inefficient utilization of the storage system, including premature full charging in the presence of excess energy. The

impact of forecasting errors is an important factor in ESS profitability, alongside electricity prices, load characteristics, and system parameters. Improving forecast accuracy enables the enhancement of control algorithms, increases the economic feasibility of ESS, and promotes their wider adoption, which, in turn, provides greater flexibility to power systems and increases self-consumption of renewable electricity [14, 15].

Analysis of market mechanisms (tariffs) for energy storage system operation. In Ukraine, the activities of electricity market participants are regulated by the Law of Ukraine “On Electricity Market” [16], which defines the functions of producers, consumers, and traders. Since 2022, the legal status of ESS has been formalized at the legislative level in accordance with Law No. 2046-IX. This law establishes official definitions of ESS and the ESS operator, introduces a separate license for energy storage activities, and grants the right to use ESS to producers, consumers, and traders [17].

ESS can operate in key market segments, including the Day-Ahead Market (DAM) and the Intraday Market (IDM), through the market operator’s electronic auctions using marginal or declared pricing, respectively [18]. They are also involved in the Balancing Market (BM) and the Ancillary Services Market (ASM), contributing to the stability of the power system [19, 20]. Additionally, ESS play a role in trading by enabling energy arbitrage between periods of low and peak prices [21]. Table 1 presents the market mechanisms for ESS operation in Ukraine.

According to the presented data and the conducted market analysis, the Day-Ahead Market (DAM) and the Intraday Market (IDM) segments are the most promising for the operational implementation and commercial utilization of ESS in Ukraine, considering a number of key factors. Their attractiveness is due to high daily price volatility, which creates favorable conditions for energy arbitrage: ESS can store electricity during periods of low prices and release it during peak demand. The IDM also provides high operational flexibility, allowing trading decisions to be adjusted one hour before delivery, which enhances the manageability of ESS. Moreover, the use of ESS in the IDM reduces imbalance risks, especially for renewable energy producers, enabling rapid compensation for deviations between forecasted and actual generation. The high level of transparency and digitalization of trading on DAM and IDM creates conditions for the application of automated energy management systems and improves the economic efficiency of ESS [22].

In contrast to DAM and IDM, the Balancing Market (BM) is predominantly penalty-oriented, while the Ancillary Services Market (ASM) is characterized by limited demand. Therefore, DAM and IDM represent the primary segments for ESS monetization, providing stable price signals, high liquidity, and prerequisites for attracting investments and further development of energy storage systems in Ukraine [23].

Table 1. Market mechanisms for the functioning of ESS in Ukraine

Market Segment	Primary Function of ESS	Key Benefits and Monetization Opportunities
Day-Ahead Market (DAM)	Price (energy) arbitrage	Purchase of low-cost electricity during nighttime hours and sale during morning/evening peak price periods.
Intraday Market (IDM)	Price (energy) arbitrage	Rapid response to intra-day price changes; ability to avoid losses due to imbalances.
Ancillary Services Market (ASM)	Frequency and voltage regulation	Receiving payments from the transmission system operator (TSO) Ukrenergo for the provision of frequency containment reserves (FCR). The most technologically advanced segment.
Balancing Market (BM)	Imbalance regulation	Balancing deviations between forecasted and actual consumption/generation (especially relevant for renewable energy sources (RES))
For RES producers (wind power plants (WPP), PVPP)	Peak load smoothing	Reduction of generation curtailments by the system operator; shifting energy delivery to hours with the highest tariffs.
For large consumers	Cost optimization	Reduction of capacity charges; provision of autonomous power supply and improvement of electricity quality.

Analysis of ESS control methods. The analysis of control methods for energy storage systems (ESS), taking into account tariffs as well as load and PVPP generation forecasting, is an important aspect. The selection of an optimal ESS control strategy is a key element for reducing costs, improving system reliability, and ensuring the efficient integration of PVPP with ESS.

In paper [24], the effectiveness of the reinforcement learning (RL) method is demonstrated, in particular the Soft Actor-Critic (SAC) algorithm, which outperforms Proximal Policy Optimization (PPO) and Deep Deterministic Policy Gradient (DDPG) in terms of stability and economic performance. In study [25], the application of Mixed-Integer Linear Programming (MILP) enables the optimization of ESS operating modes considering tariffs and confirms their economic feasibility. In work [26], the Deep Reinforcement Learning (DRL) approach provides up to a 23% increase in profit and a reduction in generation losses.

In paper [27], an MILP model allows cost reduction of up to 73%, taking into account uncertainties and battery degradation. Study [28] proposes day-ahead scheduling of ESS considering generation forecasts and network constraints. In work [29], a combined approach based on a Genetic Algorithm (GA) and Dynamic Programming (DP) ensures a balance between accuracy and computational efficiency. In paper [30], a multi-level control approach integrates forecasting, optimization, and real-time adaptation. Study [31] applies Linear Programming (LP) to minimize costs while considering dynamic tariffs. In work [32], a Model Predictive Control (MPC) method is proposed with consideration of load uncertainty. In paper [33], MPC improves the efficiency of PVPP utilization.

In study [34], it is shown that the advantages of MPC may diminish under more detailed analysis, where Rule-Based Control (RBC) proves to be competitive. In work [35], MPC ensures the stable operation of a microgrid with a photovoltaic power plant (PVPP) and an energy storage system (ESS). In paper [36], Adaptive Stochastic Model Predictive Control (A-SMPC) enables a 7% reduction in costs and increases ESS utilization by 8%. In study [37], Economic

Model Predictive Control (EMPC) provides an additional cost reduction of up to 2%.

In work [38], an energy arbitrage algorithm under net metering conditions is considered. In paper [39], the application of MILP and DRL in industrial systems allows cost reductions of up to 50% in simple cases. In study [40], a robust model ensures cost reduction of up to 53.8%, taking into account Time-of-Use (TOU) tariffs. In paper [41], a Mixed-Integer Second-Order Cone Programming (MISOCP) model enables a reduction in energy losses by 18% and improves overall network efficiency.

The analysis of control methods revealed the following approaches: Linear Programming (LP), Mixed-Integer Linear Programming (MILP), Model Predictive Control (MPC), heuristic and metaheuristic methods (including Genetic Algorithms (GA) and Particle Swarm Optimization (PSO), among others), robust optimization, and Reinforcement Learning (RL). Table 2 presents a comparative analysis of optimal control methods for ESS.

Analytical discussion of ESS control methods. In solving ESS control problems, Linear Programming (LP) and Mixed-Integer Linear Programming (MILP) have established themselves as standard approaches due to their high accuracy and ability to achieve globally optimal solutions. MILP is of particular importance in ESS control applications, as its capabilities allow for handling binary decisions, such as the activation or deactivation of charging processes, as well as the enforcement of pricing constraints.

Model Predictive Control (MPC) methods combine the advantages of optimization with the ability to adapt to changes in real time. They operate based on a prediction horizon, regularly updating decisions as new data become available. Such methods effectively handle forecast uncertainty through the use of scenarios and stochastic extensions. MPC is particularly suitable in cases of dynamic tariff changes or in situations requiring a balance between economic benefits and battery health management, including the reduction of degradation.

Table 2. Comparative analysis of optimal control methods for ESS [42,43]

Control Method	Advantages	Disadvantages	Typical ESS Applications	Suitability for ESS Control Systems
Linear Programming (LP)	<ul style="list-style-type: none"> - Achievement of an optimal solution - High economic efficiency - Fast and effective problem solving 	<ul style="list-style-type: none"> - Depends on accurate forecasts - Limited capability in handling nonlinear relationships 	<ul style="list-style-type: none"> - Day-ahead charging scheduling - Energy management systems for prosumers (consumers and producers) - Aggregators of distributed energy resources (DER) 	Effectively used as an initial or benchmark model under linear approximations
Mixed-Integer Linear Programming (MILP)	<ul style="list-style-type: none"> - Detailed modeling of battery systems - Analysis and optimization of charging and discharging modes - Reduction of battery degradation 	<ul style="list-style-type: none"> - High computational requirements - Limited efficiency under dynamic changes 	<ul style="list-style-type: none"> - Day-ahead schedule optimization - Applications in microgrids and virtual power plants (VPP) - Offline (non-real-time) analysis 	Recommended for day-ahead planning and as a foundation for control system design
Model Predictive Control (MPC)	<ul style="list-style-type: none"> - Flexible response to changes in tariffs and PVPP generation - Proper operation within defined constraints - Effective balance between computational accuracy and execution speed 	<ul style="list-style-type: none"> - Sensitive to forecast accuracy - Requires higher computational resources 	<ul style="list-style-type: none"> - Real-time battery control - Commercial energy management solutions - Interaction with electricity markets 	Best suited for rapid real-time adaptation of control systems
Heuristic and Metaheuristic Methods (GA, PSO)	<ul style="list-style-type: none"> - Capability to handle nonlinear models - Flexible problem formulation 	<ul style="list-style-type: none"> - May not guarantee an optimal solution - Slow convergence speed 	<ul style="list-style-type: none"> - Optimization tasks outside real-time operation - Comparative analysis - Scenario analysis 	Effective for developing complex nonlinear models
Robust Optimization	<ul style="list-style-type: none"> - Ensures increased system reliability under uncertainty - Supports well-founded operational decision-making considering risks - Suitable for long-term planning and grid compliance 	<ul style="list-style-type: none"> - High computational burden for large-scale problems - Scenario generation may oversimplify real dynamics - Complexity in modeling joint probability distributions 	<ul style="list-style-type: none"> - Decision-making in energy management systems (EMS) under uncertainty - Optimization for worst-case scenarios within defined uncertainty sets 	Appropriate for systems with high safety and reliability requirements
Reinforcement Learning (RL)	<ul style="list-style-type: none"> - Self-learning capability - High adaptability - Operates without requiring an accurate system model 	<ul style="list-style-type: none"> - Long training process - Complexity in verification and validation - Potential system instability 	<ul style="list-style-type: none"> - Intelligent energy management systems (EMS) - Dynamic electricity markets - Research-oriented projects 	An autonomous approach that independently develops optimal charging and discharging strategies, incorporating safety constraints as part of the reward function or via penalty mechanisms

Robust methods are often applied in contexts with critical forecast uncertainty. However, the high computational complexity of these approaches limits their effectiveness for real-time operation, especially in residential systems and microgrids.

Heuristic and metaheuristic approaches demonstrate significant flexibility; however, their inability to guarantee optimality, as well as the difficulty of incorporating strict constraints, reduces their suitability for systems where economic efficiency and safety are critical requirements.

Reinforcement Learning (RL) methods are characterized by high adaptability and the ability to learn without reliance on detailed system models. This makes them a promising tool for solving complex ESS problems under uncertainty in prices and loads. However, RL approaches have high computational requirements and require careful design of the reward function. In addition, they may face stability issues, necessitating the use of hybrid methodologies or integration with traditional approaches, particularly Model Predictive Control (MPC).

An analysis of the literature indicates that modern approaches to ESS charging optimization and energy system control are well developed. However, there is no universal model that simultaneously integrates technical, economic, and forecasting components within a single algorithm.

The most promising method in this context is Model Predictive Control (MPC). This approach enables optimal ESS operation under conditions of variable generation, load, and market prices. In particular, the method provides:

- adaptation to changes in PVPP generation and load;
- optimization of battery charging and discharging processes considering forecasts of generation, consumption, and system constraints (state of charge (SOC), power limits);
- real-time operation;
- consideration of electricity tariffs to achieve economic efficiency.

The MPC method allows periodic solution of optimization problems over a finite prediction horizon, taking into account the current system state and forecast data, followed by the implementation of only the first control action. An important requirement of this approach is robustness to forecasting errors in PVPP generation, load, and changes in market tariffs. This enables operational adaptation to new conditions and significantly improves the economic efficiency of charging and discharging processes.

Based on the conducted analysis, it can be concluded that further research should focus on the development of models capable of accounting for real network constraints, high volatility of electricity tariffs, as well as accurate forecasting of PVPP generation and load. Such a comprehensive optimization framework will be key to developing a highly efficient ESS control algorithm.

Objective of the study. The aim of this work is to reduce the cost of an energy storage system (ESS) through the application of Model Predictive Control (MPC). Within the scope of the study, tasks were formulated for the development of a storage system model and a control algorithm that accounts for electricity tariffs, load forecasting, and photovoltaic power plant (PVPP) generation forecasting. In addition, the study is aimed at optimizing the parameters of the algorithm in order to maximize the techno-economic benefits of the power supply system.

Materials and results of the study. The paper considers the problem of optimal control of an electric power system on the consumer side, which includes a PVPP with the capability of generation curtailment, an ESS, consumer load, as well as the external power grid. It is assumed that the electricity price is variable; therefore, the main objective is to solve an optimal control problem aimed at minimizing the cost of electricity import from the external grid while maintaining the energy balance in the system and accounting for nonlinear constraints of the storage operation. Another objective is the numerical simulation of the system operation process and the evaluation of the characteristics of the electrical energy storage system, which are sufficient to ensure full utilization of photovoltaic generation and conditions for minimizing the cost of electricity from the external grid.

To solve the problem of minimizing the cost of electricity import, the control system employs the Model Predictive Control (MPC) approach, which makes it possible to compensate for the limited forecasting horizon of load and photovoltaic generation, as well as to account for the current state of the system.

The control is performed in discrete time with a time step Δt and implemented using a controller based on nonlinear Model Predictive Control (MPC) with a fixed prediction horizon of length H . The system state is described by the state of charge of the storage system SOC_k , whose dynamics are given by:

$$SOC_{k+1} = SOC_k - \frac{\Delta t}{E_{max}} \begin{cases} \eta_c P_k^{bat}, & P_k^{bat} \geq 0 \\ \frac{P_k^{bat}}{\eta_d}, & P_k^{bat} < 0 \end{cases}, \quad (1)$$

where P_k^{bat} – is the battery power at step k , which is positive during charging and negative during discharging, E_{max} is the nominal energy capacity of the storage system, and η_c and η_d are the charging and discharging efficiencies, respectively. The state of charge is constrained by bounds that depend on the storage model parameters:

$$SOC_{min} \leq SOC_k \leq SOC_{max}. \quad (2)$$

The control variables of the optimization problem are the battery power P_k^{bat} , the imported power from the electrical grid P_k^{grid} , and the curtailed photovoltaic generation P_k^{curt} , introduced to account for the assumption of no electricity export to the external grid. These variables are subject to the following constraints:

$$P_{min} \leq P_k^{bat} \leq P_{max}, P_k^{curt} \geq 0, P_k^{grid} \geq 0. \quad (3)$$

At each time step, the power balance condition must be satisfied, which is described by the following equation:

$$P_k^{PV} - P_k^{curt} + P_k^{bat} + P_k^{grid} = P_k^{load}. \quad (4)$$

where P_k^{PV} is the forecasted photovoltaic generation power and P_k^{load} is the forecasted load; these values serve as inputs to the minimization problem.

The model also accounts for the nonlinearity of storage operation when approaching the upper SOC limit during charging and the lower SOC limit during discharging, where the allowable charging/discharging power is smoothly reduced. For this purpose, the following function is introduced:

$$\sigma(x; x_0) = \frac{1}{2} \left(1 + \tanh \left(\frac{x - x_0}{\varepsilon} \right) \right), \quad (5)$$

where x_0 and ε are parameters that define the transition point to the constrained regime and the width of the SOC transition region, respectively. This function is used to adjust

the maximum allowable charging and discharging power limits as follows:

$$P_{\max}^{ch}(SOC_k) = P_{\max} (1 - \sigma(SOC_k; SOC_{ch})), \quad (6)$$

$$P_{\max}^{dis}(SOC_k) = P_{\max} (\sigma(SOC_k; SOC_{dis})), \quad (7)$$

Taking into account the updated admissible limits for charging and discharging power, the hard constraint $P_{\min} \leq P_k^{bat} \leq P_{\max}$ is replaced with soft constraints by introducing penalty terms into the objective function, denoted as F_k^P where γ is a tunable parameter:

$$F_k^P = \gamma \left[\max \left(0, P_k^{bat} - P_{\max}^{ch}(SOC_k) \right) \right]^2 + \gamma \left[\max \left(0, -P_k^{bat} - P_{\max}^{dis}(SOC_k) \right) \right]^2. \quad (8)$$

The main objective of the optimal control is to minimize the total cost of electricity imported from the grid, $c_k P_k^{grid} \Delta t$, where c_k is the electricity price per hour. Taking this into account, and introducing a regularization term with parameter α , the stage cost function is given by:

$$F_k = c_k P_k^{grid} \Delta t + \alpha P_k^{bat} + F_k^P. \quad (9)$$

To ensure long-term balance of the energy system, a terminal penalty term with a weighting parameter w is included in the objective function. This term enforces the state of charge of the storage system at the end of the optimization horizon to approach a specified reference value SOC_{ref} :

$$F_{term} = w (SOC_T - SOC_{ref})^2. \quad (10)$$

As a result, given the initial state of charge SOC_0 , the overall objective function of the minimization problem with respect to the variables P_k^{bat} , P_k^{grid} , and P_k^{curt} takes the following form:

$$F = \sum_{k=0}^{T-1} F_k + F_{term}. \quad (11)$$

Thus, the resulting problem is a nonlinear constrained optimization problem, which is solved within the nonlinear MPC framework using a receding horizon scheme. At each time step, the corresponding optimization problem is solved, after which only the first optimal control action is applied to the system. This ensures adaptability of the control to changes in forecasts of generation, load, and electricity prices, while maintaining physical consistency and economic efficiency of the system.

Let us consider the problem of selecting storage system parameters sufficient to ensure full utilization of photovoltaic

$$\sum_{k=0}^H P_k^{grid} \Delta t = \sum_{k=0}^H P_k^{load} \Delta t - \sum_{k=0}^H P_k^{PV} \Delta t + E_{max} (SOC_{max} - SOC_{min}). \quad (16)$$

To ensure minimal import from the grid, the storage system must be capable of compensating for the maximum cumulative mismatch between generation and load. In other

$$E_{max} \geq \max_{k \in \{0, \dots, H\}} \left| \sum_{k=0}^{k-1} (P_k^{load} - P_k^{PV}) \Delta t \right| / (SOC_{max} - SOC_{min}). \quad (17)$$

The estimate in (17) is highly conservative, as it assumes a complete absence of electricity imports from the external

generation and minimization of the cost of electricity imported from the external grid under the application of the above-described MPC-based optimal control algorithm.

Full utilization of photovoltaic generation implies that curtailment is absent at any time instant, i.e., $P_k^{curt} = 0$ for any k within the control time horizon $(0, H)$. This, in turn, requires that the storage system be capable of absorbing excess generation power. Hence, a sufficient condition for the charging power is:

$$P_{\max}^{ch} \geq \max_{k \in \{0, \dots, H\}} (P_k^{PV} - P_k^{load})_+, \quad (12)$$

where $(x)_+ = \max(x, 0)$.

To minimize electricity import from the grid during periods of generation deficit, the storage system must have sufficient discharging power:

$$P_{\max}^{dis} \geq \max_{k \in \{0, \dots, H\}} (P_k^{load} - P_k^{PV})_+. \quad (13)$$

It is also possible to derive a sufficient condition for the energy capacity of the storage system, which is formed based on the total surplus photovoltaic energy over the entire control horizon:

$$E_m \geq \sum_{k=0}^H (P_k^{PV} - P_k^{load})_+ \Delta t. \quad (14)$$

Taking into account the allowable SOC range, the required storage capacity must satisfy the condition:

$$E_{max} \geq E_m / (SOC_{max} - SOC_{min}). \quad (15)$$

Over the entire control horizon, the energy balance in the system can be expressed, taking into account (4) and the condition $P_k^{curt} = 0$

words, it must be able to “shift in time” the largest energy gap between production and consumption, which leads to the following condition:

grid. Through numerical simulation of the control process, this estimate can be significantly reduced.

Simulation of ESS operation. For the numerical implementation of the proposed nonlinear MPC algorithm, the IPOPT solver, based on the interior-point method [36], was used.

Numerical simulations were performed for the electric power system of an industrial enterprise equipped with a PVPP over a 48-hour period. Forecasting methods for both the electrical load and PVPP generation were applied. Load forecasting was carried out using an ARIMA model [37, 38],

while PVPP generation forecasting was implemented using a NARX artificial neural network [39].

The input data for the simulation consisted of forecasted values of the enterprise's electrical load, photovoltaic generation power, and electricity prices from the external grid in the day-ahead market (DAM) with a 24-hour prediction horizon, prepared for a total period of 72 hours (Fig. 1).

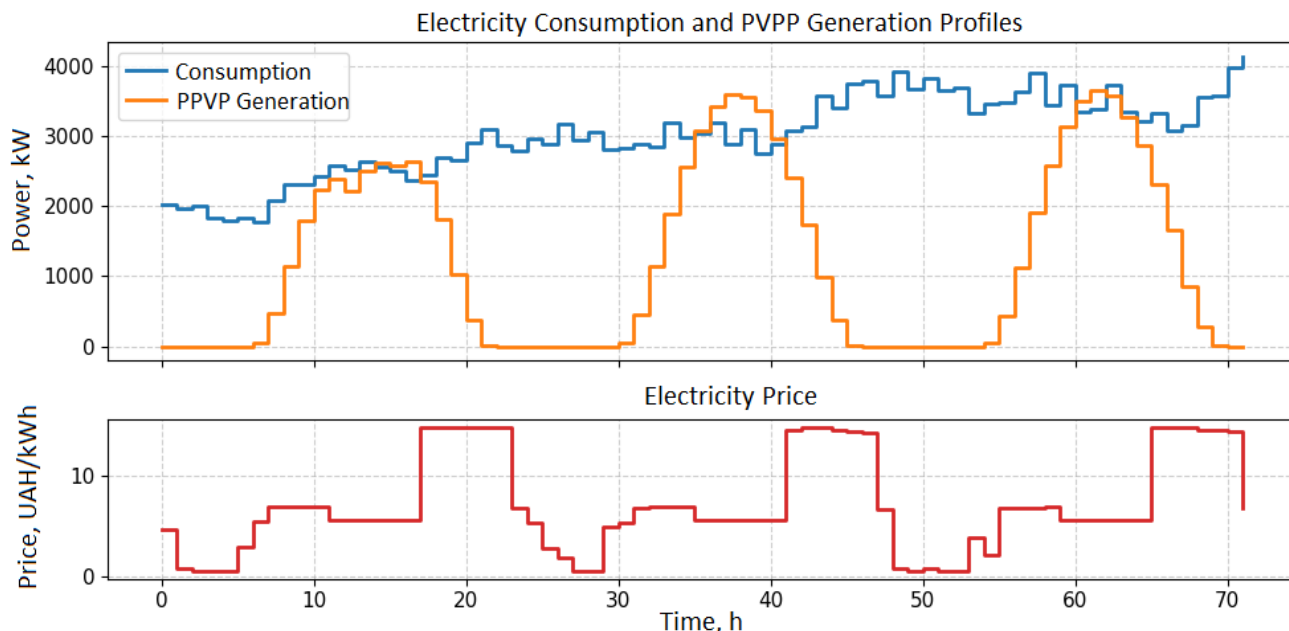


Fig. 1. Input data for numerical implementation of the nonlinear MPC algorithm

Based on the input data shown in Fig. 1 and in the absence of a storage system, the cost of electricity imported from the external grid over the first two days amounts to UAH 586,944.46. The surplus electricity generated by the PVPP during the same period is 2,513.06 kWh, while the total imported electricity is 76,305.92 kWh.

Let us consider several scenarios that differ in the parameters of the energy storage system. First, we perform a simulation using a nonlinear MPC algorithm for a storage system that is sufficient to store and shift to another period the entire surplus of electrical energy over one day. To this end, we calculate the surplus for each of the two days and determine the maximum: 409.48 kWh and 2,103.57 kWh, respectively, with the maximum occurring on the second day. The maximum surplus power over the two days is 707.94 kW. Then, if $SOC_{min} = 0.1$ and $SOC_{max} = 0.9$, the storage capacity must exceed $2,103.57 / (0.9 - 0.1) = 2,629.47$ kWh, and the charging power must accordingly exceed 707.94 kW. Under these conditions, the storage model has the following parameters: capacity of 2,800 kWh and charge/discharge power of 900 kW. The simulation results for such a storage system are presented in Fig. 2. As can be seen from Fig. 2 (the "PVPP Curtailment" curve), in this scenario $P_k^{curt} = 0$, while the storage system undergoes two full charge–discharge cycles per day. The cost of

imported electricity is UAH 497,123.06, which is 15.3% lower than in the case without storage.

In Fig. 2 (the "Power" plot), different charging modes of the storage system can be observed: during hours 1–4 and 25–28, it is charged from the external grid; in the interval of 36–40 hours, it is charged from excess PVPP generation; and from 14 to 16 hours, combined charging from both of the aforementioned sources takes place.

Below, a study is presented of the dependence of the cost of imported electricity on the storage capacity and the normalized charge/discharge rate characteristic (C-rate), defined as the ratio of the charge/discharge power to the nominal energy capacity (E_{max}). The study was carried out by sequential application of the aforementioned nonlinear MPC algorithm for a set of storage characteristics with E_{max} ranging from 2,000 to 30,000 kWh and C-rate values of 0.5, 1.0, and 2.0.

Figure 3 shows a heatmap of the percentage difference in system costs with and without the storage system, depending on its energy capacity and C-rate characteristics.

Figure 4 presents graphs of the percentage difference broken down by C-rate. These graphs appear visually similar because the values in each column of the heatmap are close relative to the differences between the columns.

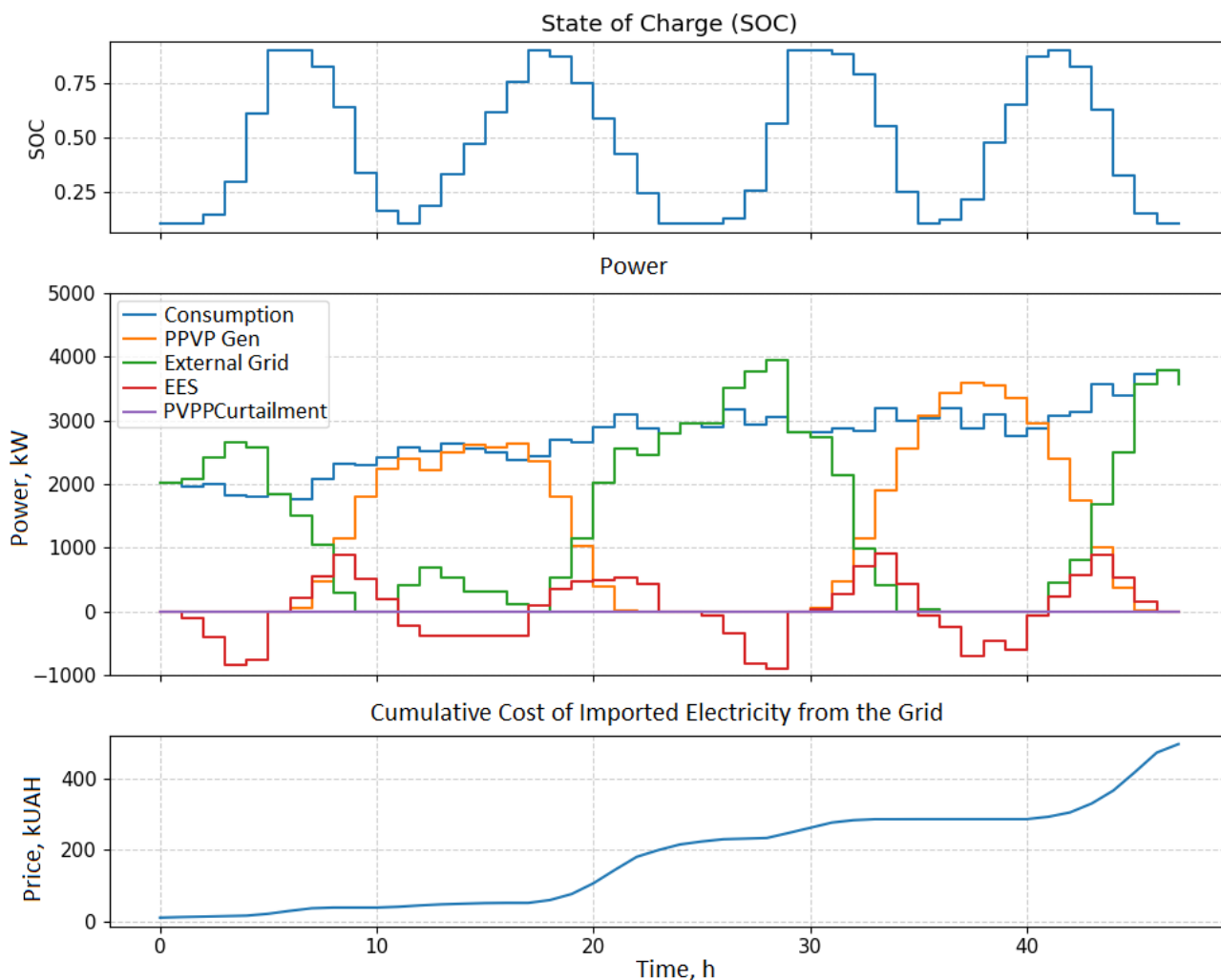


Fig. 2. Modeling a scenario with storage parameters sufficient to accumulate surplus PV generation

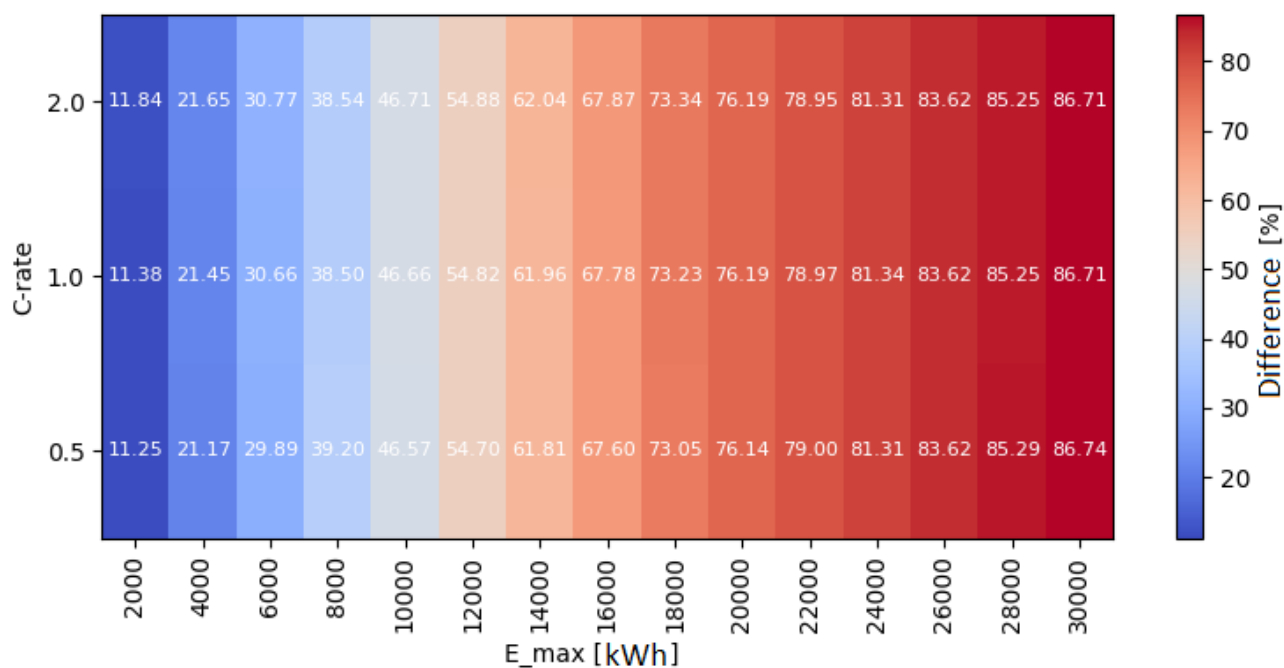


Fig. 3. Heat map of the percentage difference in the cost of imported electricity between a system without ESS and one with ESS, depending on capacity and C-rate characteristics

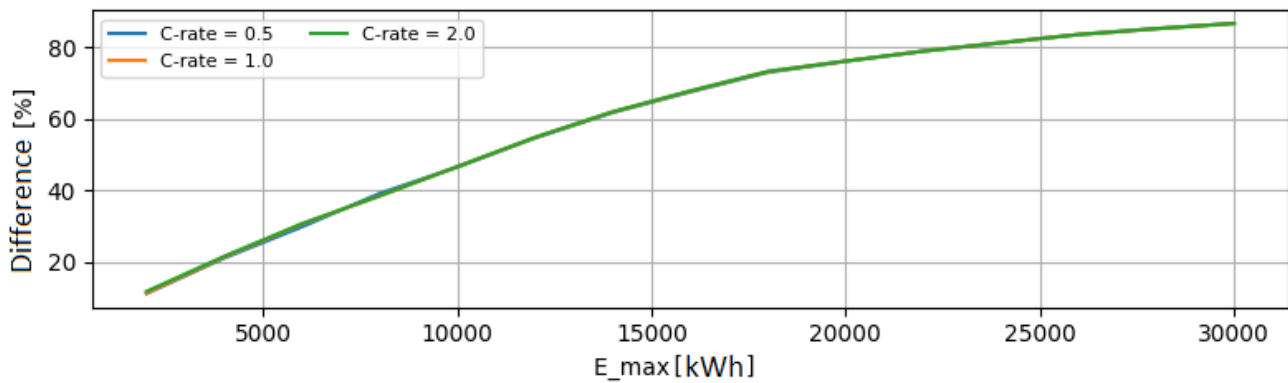


Fig. 4. Graphs of the percentage difference between the cost of imported electricity in a system with and without ESS, depending on the capacity at C-rate

The conducted parametric study of the optimal control algorithm over a wide range of storage capacities and for C-rate values of 0.5, 1.0, and 2.0 demonstrated that the dominant factor in reducing the cost of imported electricity is the storage capacity. This is clearly confirmed by the heatmap in Fig. 3, where the dependence of the objective function on capacity is significantly more pronounced compared to the influence of the C-rate within the studied range. The analysis of the plots of the percentage difference between the cost of imported electricity in systems with and without storage (Fig. 4) further shows that increasing the capacity leads to a substantial reduction in costs, whereas variations in the C-rate have a secondary effect. For sufficiently large values of storage capacity, a saturation of the economic effect is observed, and further increases in storage parameters do not result in significant additional cost reductions.

Conclusions and prospects for further research. The paper proposes and investigates an algorithm for the optimal control of an electric power system of an industrial consumer with photovoltaic generation and an energy storage system, based on nonlinear Model Predictive Control. The algorithm accounts for variable electricity prices in the day-ahead market (DAM), constraints on export to the external grid, nonlinear storage dynamics, and operating constraints defined by the state of charge.

The algorithm was simulated for the electric power system of an industrial facility, considering both surplus and deficit in photovoltaic generation at different hours of the day. For the scenario with an energy storage system whose parameters were selected to ensure full utilization of excess PVPP generation, the application of the algorithm resulted in the complete elimination of PVPP generation curtailment throughout the entire control horizon. In this case, the storage system performs up to two full charge–discharge cycles per day, effectively shifting energy from periods of surplus generation to hours of deficit and high prices. Under these conditions, the cost of imported electricity is reduced by 15.3% compared to the baseline scenario without storage. The obtained results confirm the validity of analytical estimates of the minimum required storage capacity and

demonstrate their practical applicability in combination with nonlinear MPC.

A parametric study of the optimal control algorithm over a wide range of storage capacities and C-rate values (0.5; 1.0; 2.0) showed that the key factor in reducing import costs is the storage capacity, while the influence of the C-rate within the studied range is secondary. For sufficiently large capacities, further increases in storage parameters lead to a saturation effect and do not provide significant additional cost reduction.

Thus, the proposed approach not only enables minimization of the cost of electricity imported from the grid, but also provides well-founded quantitative recommendations for selecting the characteristics of the energy storage system. This makes the developed algorithm suitable for practical application in the design and optimization of energy management systems for industrial enterprises with photovoltaic generation.

The novelty of this study lies in the comprehensive application of nonlinear Model Predictive Control for the optimal control of an industrial consumer power system with PVPP and ESS, taking into account real market conditions, technical constraints, and forecasting of load and PVPP generation. Unlike most existing ESS control methods, the proposed approach simultaneously considers variable electricity prices in the day-ahead market, constraints on electricity export to the external grid, as well as nonlinear storage dynamics and operational constraints in terms of state of charge and power limits. The algorithm combines analytical estimates of the minimum required storage capacity with an MPC-based optimization control strategy, enabling not only cost minimization for electricity import but also the derivation of quantitatively justified recommendations for selecting storage parameters. This approach ensures high practical value of the results and distinguishes itself from existing solutions by its focus on industrial facilities with realistic operating modes and constraints.

Further research should focus on incorporating energy storage degradation processes into the optimal control al-

gorithm. In particular, it is promising to develop an extended mathematical model of the storage system that captures the reduction of available capacity and the increase in internal losses as functions of the number of charge–discharge cycles, depth of discharge, charging rate (C-rate), and operating temperature conditions. The integration of degradation models into nonlinear Model Predictive Control would enable consideration of the long-term consequences of control decisions and the inclusion of a cost-based assessment of storage degradation in the optimization objective function. This would make it possible to find a trade-off between minimizing current electricity import costs and extending the service life of the storage system, as well as to evaluate the economic feasibility of intensive operating regimes.

REFERENCES

- Baliuta S., Zinkevych P. Automated power supply control system for a food industry enterprise using a photovoltaic plant and energy storage. *Ukrainian Journal of Food Science*, 2022, 10(2), 184-199. DOI: 10.24263/2310-1008-2022-10-2-8.
- Derii V., Nechaieva T., Zgurovets O. Studying the needs of power systems in electricity storage in the case of massive implementation of power plants of non-guaranteed capacity. *Energy Technologies & Resource Saving*, 2025, 84(3), 51-64. DOI:10.33070/etars.3.2025.04 (Ukr)
- Fialko N., Sigal O., Khalatov A., Paderno D., Meranova N., Plashikhin S., Sherenkovsky Yu. Development of methods and technologies for covering peak loads in the energy sector of Ukraine. *Energy Technologies & Resource Saving*, 2025, 84(3), 26-38. DOI:10.33070/etars.3.2025.02 (Ukr)
- Obrycki P., Perlicki K., Stawowy M. Peak Shaving Strategy in the Context of the Charging Process of a Battery Energy Storage System in the Railway Microgrid. *Energies*, 2025, 18(11), 2674. DOI:10.3390/en18112674
- Skrypnyk R. Ya., Hrytsenko V. V. Application of control algorithms for energy storage systems integrated into power systems dominated by renewable energy sources. *Bulletin of the National Technical University "KhPI"*, 2025, 1 (10), 127-133. DOI:10.20998/EREE.2025.1(10).331452 (Ukr)
- Yang X., Du Y., Yang Z., Guo L., Wu S., Ai Q., Li A. Coordinated Participation Strategy of Distributed PV-Storage Aggregators in Energy and Regulation Markets: Day-Ahead and Intra-Day Optimization. *Electronics*, 2025, 14(22), 4514. DOI:10.3390/electronics14224514
- Giannakopoulos G. T., Papadaskalopoulos D. A., Karasavvidis M. D., Vovos P. N. Profitability Analysis of Battery Energy Storage in Energy and Balancing Markets: A Case Study in the Greek Market. *Energies*, 2025, 18(4), 911. DOI:10.3390/en18040911
- Veenstra A. T., Mulder M. Profitability of batteries in day-ahead and intraday electricity markets: Assessment of operation strategies with endogenous prices. *Energy Economics*, 2025, 148, 108608. DOI:10.1016/j.eneco.2025.108608
- Zinkevych P. O., Baliuta, S. M. (2023). System analysis and approaches to the development of an automated power supply system for civil objects with photoelectric plants and electricity storage. *Scientific Works of National University of Food Technologies*, 2023, 29(4), 117-125. DOI: 10.24263/2225-2924-2023-29-4-11 (Ukr)
- Mystakidis A., Koukaras P., Tsalikidis N., Ioannidis D., Tjortjis C. Energy Forecasting: A Comprehensive Review of Techniques and Technologies. *Energies*, 2024, 17(7), 1662. DOI:10.3390/en17071662
- Koskela J., Mutanen A., Järventausta P. Using Load Forecasting to Control Domestic Battery Energy Storage Systems. *Energies*, 2020, 13(15), 3946. DOI:10.3390/en13153946
- Singh M., Maini Dr. R. Various Electricity Load Forecasting Techniques with Pros and Cons, *International Journal of Scientific and Technology Research*, 2020, 8(6), 220-229. DOI: 10.35940/ijrte.F6997.038620
- Das U. K., Tey K. S., Seyedmahmoudian M., Mekhilef S., Idris M. Y. I., Van Deventer W., Horan B., Stojcevski A. Forecasting of photovoltaic power generation and model optimization: A review, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Elsevier, 2018, 81(P1), 912-928. DOI: 10.1016/j.rser.2017.08.017.
- Sharma V., Cortes A., Cali U. (2021). Use of Forecasting in Energy Storage Applications: A Review. *IEEE Access*, 2021, 9, 114690–114704. DOI:10.1109/access.2021.3103844
- Bobček M., Štefko R., Šimčák J., Čonka Z. A Novel Approach to Day-Ahead Forecasting of Battery Discharge Profiles in Grid Applications Using Historical Daily. *Batteries*, 2025, 11(10), 370. DOI:10.3390/batteries11100370
- Law of Ukraine "On Electricity Market" (in particular Article 67 on the DAM/VDR and amendments to SNE): <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/2019-19> (Ukr)
- Law of Ukraine No. 2046-IX of February 15, 2022 "On Amendments to Certain Laws of Ukraine on the Development of Energy Storage Facilities", <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/2046-20> (Ukr)
- Resolution of the National Commission for the Regulation of the Energy Market and the Energy Market No. 308 "On Approval of the Day-Ahead and Intraday Market Rules":

- <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/v0308874-18> (Ukr)
19. Resolution of the National Commission for the Regulation of the Energy Market and the Energy Market No. 307 "On Approval of Market Rules" (regulates the Balancing Market and the Ancillary Services Market): <https://www.nerc.gov.ua/acts/pro-zatverdzhennya-pravil-rinku> (Ukr)
 20. Lezhnyuk P., Kravchuk S., Prokopenko I., Malogulko Yu. Mathematical modeling of battery energy storage systems in the additional service market of the united electric power system of Ukraine. *Bulletin of the National Technical University "KhPI"*. 2021, 2(8), 21–29. DOI: 10.20998/2413-4295.2021.02.04 (Ukr)
 21. Dovgalyuk O. M., Saidov Sh. N., Yakovenko I. S. Peculiarities investigation of the using energy accumulations systems at the traders work on the energy market of Ukraine. *Bulletin of the National Technical University "KhPI"*, 2019, 14, 54-60. (Ukr)
 22. Motaylo M., Moroz O., Miroshnyk O., Pavlov, A. Optimization of energy storage systems (ESS) operating modes based on the analysis of electricity market prices in Ukraine. *Bulletin of the National Technical University "KhPI"*, 2025, 2(11), 55–63. DOI:10.20998/eree.2025.2(11).345310 (Ukr)
 23. Metelenko N., Silina I., Radzivilo I. Functioning of the Modern Electricity Market in Ukraine and Features of Pricing in Its Segments. *Review of Transport Economics and Management*, 2024, 10(26), 15–33. DOI:10.15802/rtem2023/300012 (Ukr)
 24. Fan J., Wang H. Deep Reinforcement Learning for Community Battery Scheduling Under Uncertainties of Load, PV Generation, and Energy Prices. In 2023 IEEE 7th Conference on Energy Internet and Energy System Integration (EI2), 2023, 4871–4876. DOI:10.1109/ei259745.2023.10513300
 25. Sani Hassan, A., Cipcigan, L., Jenkins, N. Optimal battery storage operation for PV systems with tariff incentives. *Applied Energy*, 2017, 203, 422–441. DOI:10.1016/j.apenergy.2017.06.043
 26. Li J., Wang C., Wang H. Attentive Convolutional Deep Reinforcement Learning for Optimizing Solar-Storage Systems in Real-Time Electricity Markets. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2024, 20(5), 7205–7215. DOI:10.1109/tii.2024.3352229
 27. Rehman W. Ur., Bo R., Mehdipourpicha H., Kimball J. W. Sizing battery energy storage and PV system in an extreme fast charging station considering uncertainties and battery degradation. *Applied Energy*, 2022, 313, 118745. DOI:10.1016/j.apenergy.2022.118745
 28. Mumtahina U., Alahakoon S., Wolfs P. A Day-Ahead Optimal Battery Scheduling Considering the Grid Stability of Distribution Feeders. *Energies*, 2025, 18(5), 1067. DOI:10.3390/en18051067
 29. Lee S.-J., Yoon Y. Electricity Cost Optimization in Energy Storage Systems by Combining a Genetic Algorithm with Dynamic Programming. *Mathematics*, 2020, 8(9), 1526. DOI:10.3390/math8091526
 30. Talluri G., Lozito G. M., Grasso F., Iturrino Garcia C., Luchetta A. Optimal Battery Energy Storage System Scheduling within Renewable Energy Communities. *Energies*, 2021, 14(24), 8480. DOI:10.3390/en14248480
 31. Prasol A., Borychenko O. Optimization of bess operation taking into account charging and discharge cost cycles using linear programming. *Energy: economics, technology, ecology*, 2025, 2, 155-161 DOI:10.20535/1813-5420.2.2025.331737 (Ukr)
 32. Jovanovic P. D., Ledwich F. G., Walker R. G. Electricity Tariff Aware Model Predictive Controller for Customer Battery Storage with Uncertain Daily Cycling Load. *Journal of Modern Power Systems and Clean Energy*, 2022, 10(1), 140–148. DOI:10.35833/mpce.2020.000305
 33. Raoufat M. E., Asghari B., Sharma R. Model predictive BESS control for demand charge management and PV-utilization improvement. In 2018 IEEE Power & Energy Society Innovative Smart Grid Technologies Conference (ISGT), 2018, 1–5. DOI:10.1109/isgt.2018.8403403
 34. Pinter J., Beichter M., Mikut R., Zahn F., Hagenmeyer V. Averaging favors MPC: How typical evaluation setups overstate MPC performance for residential battery scheduling. *arXiv*, 2025. DOI:10.48550/ARXIV.2510.25373
 35. Basir Khan M. R., Pasupuleti J., Al-Fattah J., Tahmasebi M. Energy management system for PV-battery microgrid based on model predictive control. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, 2019, 15(1), 20-25. DOI:10.11591/ijeecs.v15.i1.pp20-25
 36. Ghosh A., Cortes-Aguirre C., Chen Y.-A., Khurram A., Kleissl, J. Adaptive Chance Constrained MPC under Load and PV Forecast Uncertainties. In 2023 IEEE PES Grid Edge Technologies Conference & Exposition (Grid Edge), 2023, 1–5. DOI:10.1109/gridedge54130.2023.10102711
 37. Cortes-Aguirre C., Chen Y.-A., Ghosh A., Kleissl J., Khurram, A. Economic MPC with an Online Reference Trajectory for Battery Scheduling Considering Demand Charge Management. *arXiv*, 2024. DOI:10.48550/ARXIV.2412.10851
 38. Hashmi M. U., Mukhopadhyay A., Bušić A., Elias J. Storage Optimal Control under Net Metering Policies. *arXiv*, 2020. DOI:10.48550/ARXIV.2002.01524
 39. Kohne T., Ranzau H., Panten N., Weigold M. Comparative study of algorithms for optimized control of industrial energy supply systems. *Energy*

- Informatics, 2020, 3(S1). DOI:10.1186/s42162-020-00115-7
40. Karimianfard H. A robust optimization framework for smart home energy management: Integrating photovoltaic storage, electric vehicle charging, and demand response. *Journal of Energy Storage*, 2025, 110, 115259. DOI:10.1016/j.est.2024.115259
41. Habib S. Robust load and energy management in smart grids with prosumer-integrated distributed energy resources. *Journal of Cleaner Production*, 2025, 496, 145138. DOI:10.1016/j.jclepro.2025.145138
42. Coccato S., Barhmi K., Lampropoulos I., Golroodbari S., van Sark W. A Review of Battery Energy Storage Optimization in the Built Environment. *Batteries*, 2025, 11(5), 179. DOI:10.3390/batteries11050179
43. Nkambule M. S., Hasan A. N., Shongwe T. A review of intelligent control strategies for energy management systems in microgrids. *Energy Conversion and Management*: 2025, 28, 101323. DOI:10.1016/j.ecmx.2025.101323
44. Potra F. A., Wright S. J. Interior-point methods. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 2000, 124 (1–2), 281–302. DOI:10.1016/S0377-0427(00)00433-7
45. Zinkevych, P. O., Baliuta, S. M., Kuievda, Iu. V. Comparative analysis of methods of short-term electric load forecasting one step forward. *Scientific Works of National University of Food Technologies*, 2021, 3(27), 62–77. DOI:10.24263/2225-2924-2021-27-3-9 (Ukr)
46. Zinkevych, P. O., Baliuta, S. M., Kuievda, Iu. V. Comparative analysis of methods of short-term multi-term forecasting of electric load. *Scientific Works of National University of Food Technologies*, 2022, 1(28), 77–93. DOI:10.24263/2225-2924-2022-28-1-9 (Ukr)
47. Zinkevych, P. O., Baliuta, S. M., Kuievda, Iu. V., Stolyarov O. Ya. Intelligent control system using NARX neural networks for implementing the function of forecasting electricity generation by solar stations. *Modern methods, information, software and technical support for control systems of organizational, technical and technological complexes: VIII International Scientific and Technical Internet Conference*, 2021, 83–85 (Ukr)