

<https://doi.org/10.31891/2219-9365-2025-83-53>

УДК 004.032.26:519.852

СМАГІНА Ольга

Державний заклад «Луганський національний університет імені Т. Шевченка»

<https://orcid.org/0000-0002-6024-5152>

РЕДИЧ Олександр

Державний податковий університет

<https://orcid.org/0000-0002-6183-5517>

СІКОРА Ярослава

Житомирський державний університет імені Івана Франка

<https://orcid.org/0000-0003-2621-6638>

ОПТИМІЗАЦІЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ЗА ДОПОМОГОЮ МЕТОДІВ НЕЛІНІЙНОГО ПРОГРАМУВАННЯ

В роботі досліджено алгоритми нелінійного програмування, адаптовані до нейронних мереж. Використано нейронні мережі з підтримкою квадратичного програмування, нульової нейронної динаміки, фізичних законів у дискретній формі та баєсівську оптимізацію. Застосовано до топологічної оптимізації й квантових обчислень із зворотним поширенням помилки, апроксимацією матриць, автоматичним диференціюванням у фреймворках типу PyTorch і гаусівськими процесами.

Нейронні мережі з фізичними законами прискорюють збіжність на 40% у топологічній оптимізації. Баєсівська оптимізація підвищує точність на 25–30% у квантових задачах. Нейронні мережі з пошуком допустимих рішень забезпечують 100% виконання обмежень. У 3D-друці міцність зросла на 15–20%, прогнозування відмов досягло 92% точності, мікромережі підвищили ефективність на 18%, бінарні нейронні мережі покращили рішення на 12–15%.

Розроблено комплексний підхід, що інтегрує квадратичне програмування, нульову нейронну динаміку, баєсівську оптимізацію та мережі з пошуком допустимих рішень для ефективної оптимізації з гарантією обмежень.

Ключові слова: алгоритми навчання, глибоке навчання, градієнтні методи, математичне моделювання, алгоритми оптимізації, машинне навчання.

SMAHINA Olha

Luhansk Taras Shevchenko National University

REDYCH Oleksandr

State Tax University

SIKORA Yaroslava

Zhytomyr State Ivan Franko University

OPTIMIZATION OF NEURAL NETWORKS USING NONLINEAR PROGRAMMING METHODS

The goal is to develop nonlinear programming methods for optimizing neural networks in computer science, focusing on problems with nonlinear constraints and a large parameter space, to ensure accuracy in computer modeling and quantum computing.

We investigated nonlinear programming algorithms adapted to neural networks. Neural networks with support for quadratic programming, zero neural dynamics, physical laws in discrete form, and Bayesian optimization are used. It is applied to topological optimization and quantum computing with backward error propagation, matrix approximation, automatic differentiation in frameworks such as PyTorch, and Gaussian processes.

Neural networks with physical laws accelerate convergence by 40% in topological optimization. Bayesian optimization increases accuracy by 25-30% in quantum problems. Neural networks searching for valid solutions ensure 100% fulfillment of constraints. In 3D printing, strength has increased by 15-20%, failure prediction has reached 92% accuracy, microgrids have increased efficiency by 18%, binary neural networks have improved solutions by 12-15%.

A comprehensive approach integrating quadratic programming, null neural dynamics, Bayesian optimization, and networks with search for admissible solutions for efficient optimization with constraint guarantee was developed.

The methods solve problems with millions of parameters, improving material strength, prediction accuracy, design speed by 5-8 times, and computing efficiency in microgrids. Nonlinear programming methods increase the efficiency of neural network optimization. Limitations: high computational complexity and hyperparameter settings. Prospects: scalable algorithms, meta-learning, quantum optimization, adaptation to large language models.

Key words: learning algorithms, deep learning, gradient methods, mathematical modeling, optimization algorithms, machine learning.

Стаття надійшла до редакції / Received 19.07.2025

Прийнята до друку / Accepted 22.08.2025

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

У 2025 році розвиток штучного інтелекту та машинного навчання характеризується зростаючою складністю архітектур нейронних мереж і збільшенням обсягів даних, що потребує ефективних методів

оптимізації параметрів. Метою дослідження є розробка та аналіз методів нелінійного програмування для оптимізації параметрів нейронних мереж із врахуванням складних технічних обмежень у критично важливих застосуваннях. Традиційні градієнтні алгоритми часто не здатні ефективно розв'язувати складні задачі оптимізації з нелінійними обмеженнями та великим простором параметрів, що зумовлює потребу в розробці спеціалізованих підходів. Методи нелінійного програмування забезпечують потужний математичний інструментарій для знаходження оптимальних значень ваг і зміщень нейронних мереж, дозволяючи мінімізувати функцію втрат із врахуванням різноманітних системних обмежень.

Доцільність дослідження можливостей нелінійного програмування в оптимізації нейронних мереж зумовлена необхідністю розв'язання практичних задач в галузях енергетичної економіки, виробництва, топологічної оптимізації та квантових обчислень. Поєднання фізичних моделей і нейронних мереж передбачає врахування законів природи як обмежень оптимізаційної задачі, що не може бути забезпечено звичайними методами навчання. Нейронні мережі на основі фізичного закону та їх дискретні еквіваленти потребують спеціальних алгоритмів оптимізації, адаптованих до геометрично нелінійних задач. Наукова новизна роботи полягає в тому, що розроблено комплексний метод поєднання квадратичного програмування, алгоритмів нульової нейронної динаміки та байєсівської оптимізації з сучасними нейронними комп'ютерами, який гарантує подолання технічних обмежень та загальну більшу ефективність оптимізації.

Розробка нових підходів до оптимізації нейронних мереж із використанням квадратичного програмування, алгоритмів нульової нейронної динаміки та байєсівської оптимізації відкриває можливості для створення ефективніших і масштабованих систем штучного інтелекту. Застосування нейронних мереж із пошуком допустимих рішень для задач із обмеженнями гарантує виконання технічних вимог у критично важливих застосуваннях. Інтеграція цих методів із сучасними архітектурами глибокого навчання дозволяє розв'язувати оптимізаційні задачі з мільйонами параметрів, дотримуючись складних технічних обмежень, що має значну практичну цінність для промислових застосувань.

АНАЛІЗ ДОСЛІДЖЕНЬ ТА ПУБЛІКАЦІЙ

Сучасні дослідження у сфері оптимізації за допомогою нейронних мереж демонструють стрімкий розвиток як у теоретичному, так і в прикладному аспектах. Особливу увагу науковці приділяють задачам квадратичного програмування, топологічної оптимізації, а також управлінню складними технічними системами.

Xing і Tong [1] запропонували гібридний підхід, що поєднує апроксимацію та нейронні мережі для вирішення задач квадратичного програмування у структурній топологічній оптимізації. Їхній метод дозволяє значно зменшити обчислювальні витрати при збереженні високої точності.

Jiang та співавт. [2] розробили алгоритм нульової нейродинаміки (ZND) для дискретно-часової нелінійної оптимізації з лінійними обмеженнями, здатний ефективно пригнічувати збурення. Запропонований підхід демонструє експоненціальну збіжність та високу точність у складних динамічних середовищах.

Chai та колеги [3] розширили концепцію ZND, адаптувавши її до задач квадратичної оптимізації з часовими варіаціями, що є критично важливим для реального часу управління технічними системами.

Yin та ін. [4] представили дискретну фізично-обґрунтовану нейронну мережу (dPINN) для геометрично нелінійної топологічної оптимізації. Їхній підхід демонструє високу точність та стійкість до деформацій сітки, що дозволяє вирішувати задачі з мільйонами ступенів свободи.

Lu та співавт. [5] застосували нейронні мережі для оптимізації частот у надпровідних квантових чипах, що відкриває перспективи для квантових обчислень.

Nguyen і Donti [6] запропонували FSNet — нейронну мережу, орієнтовану на пошук допустимих рішень у задачах з обмеженнями, з гарантіями збіжності, що є важливим для безпечного застосування в критичних системах.

Caí та ін. [7] розробили метод динамічного нелінійного програмування для планування енергетичних систем з використанням змінного кроку прогнозування, що дозволяє адаптуватися до змін навантаження в реальному часі.

Aroblí та співавт. [8] реалізували оптимізацію топології на основі зображень за допомогою глибокої нейронної мережі, що відкриває нові можливості для автоматизованого дизайну конструкцій.

Kadauw [9] дослідив оптимізацію механічних властивостей фотополімерів, надрукованих методом SLA, за допомогою нейронних мереж, що сприяє покращенню якості 3D-друку.

Li та колеги [10] інтегрували глибоку нейронну мережу у змішано-цілочисельне лінійне програмування для оптимізації роботи таблет-пресувальної машини, демонструючи ефективність у промислових застосуваннях.

Rehman та ін. [11] застосували нейронні алгоритми для оптимізації та управління мікромережами, що є актуальним у контексті децентралізованої енергетики.

Bai та співавт. [12] запропонували гіперграфову нейронну мережу для розв'язання задач булевої цілочисельної оптимізації, що розширює можливості нейронних моделей у комбінаторних задачах.

Зачепило і Ющенко [13] представили новий підхід до генерації коду для ефективного обрахування нейромереж у доступній штучній екосистемі, що сприяє демократизації технологій штучного інтелекту в Україні.

ФОРМУЛЮВАННЯ ЦІЛЕЙ СТАТТІ

Мета - розробити методи нелінійного програмування для оптимізації нейронних мереж у комп'ютерних науках, зосереджених на задачах із нелінійними обмеженнями та великим простором параметрів, для забезпечення точності в комп'ютерному моделюванні та квантових обчисленнях.

ВИКЛАД ОСНОВНОГО МАТЕРІАЛУ

Дослідження ґрунтується на комплексному аналізі сучасних алгоритмів нелінійного програмування, адаптованих до вимог оптимізації нейронних мереж у комп'ютерних науках. Метод нейронних мереж із підтримкою квадратичного програмування виявився ефективним для топологічної оптимізації, наприклад, при розробці оптимальних структур для комп'ютерного моделювання міцних і легких компонентів у програмному забезпеченні для інженерного дизайну [1]. Цей метод обчислює градієнти через зворотне поширення помилки, використовує апроксимацію матриць, подібну до методу обмеженої пам'яті Бройдена-Флетчера-Гольдфарба-Шанно, для прискорення обчислень, розв'язує підзадачі методом активних множин і оновлює параметри мережі з урахуванням стратегії довірчої області, яка контролює розмір кроку для забезпечення стабільності навчання. Для великих нейронних мереж із мільйонами параметрів цей підхід вимагає значних обчислювальних ресурсів, що може обмежувати його використання на стандартних графічних процесорах.

Алгоритми нульової нейронної динаміки ефективні для дискретних задач із лінійними обмеженнями рівності, таких як оптимізація конфігурацій у комп'ютерних системах або розв'язання комбінаторних задач [2, 3]. Новітня нейронна мережа нульової динаміки застосовує спеціальні функції активації, зокрема степеневі, експоненціальні або гіперболічні, що покращують швидкість збіжності та стійкість до шумів у вхідних даних. Її рекурентна архітектура, побудована на принципах динамічних систем, дозволяє стабільно розв'язувати задачі шляхом ітеративного оновлення параметрів із адаптивним коефіцієнтом, який налаштовується залежно від розмірності задачі чи чутливості до початкових умов. Обмеженням є застосовність лише до задач із лінійними обмеженнями, що зменшує універсальність методу в комп'ютерних науках.

Нейронні мережі з урахуванням фізичних законів у дискретній формі продемонстрували ефективність у геометрично нелінійній топологічній оптимізації, наприклад, при моделюванні конструкцій із нелінійною деформацією в комп'ютерних симуляціях [4]. Цей метод інтегрує фізичні закони, такі як рівняння механіки чи теплопровідності, у функцію втрат мережі, що забезпечує фізично коректні рішення без потреби в додатковій валідації. Для обчислень застосовується метод скінченних різниць із автоматичним диференціюванням, реалізованим у фреймворках типу PyTorch або TensorFlow, що забезпечує високу точність, але значно збільшує обчислювальні витрати, особливо для тривимірних моделей із високою роздільною здатністю.

Басівська оптимізація використовується для налаштування конфігурацій частот у надпровідних квантових чипах, де нейронні мережі виступають як сурогатні моделі для прогнозування помилок частот у квантових обчисленнях [5]. Це скорочує кількість експериментальних вимірювань, необхідних для калібрування квантових систем, завдяки прогнозуванню цільової функції та оцінці невизначеності через гаусівські процеси з ядром на основі нейронних мереж. Пошук оптимальних конфігурацій здійснюється за допомогою функції набуття, яка базується на очікуваному покращенні. Складність налаштування гіперпараметрів, таких як параметри ядра чи вагові коефіцієнти, залишається викликом для практичного впровадження в квантових комп'ютерних системах.

Нейронні мережі з пошуком допустимих рішень забезпечують дотримання всіх технічних обмежень на кожному кроці оптимізації, що є критично важливим для застосувань у комп'ютерних науках, наприклад, у системах із жорсткими вимогами до надійності, таких як автономне керування чи обробка даних у реальному часі [6]. Архітектура цього методу інтегрує пошук допустимих рішень через проекцію на область, визначену обмеженнями, використовуючи ефективний квадратичний програмувальник, який розв'язує задачу проекції на кожному кроці прямого проходження мережі. Це гарантує виконання обмежень без втрати градієнтної інформації, необхідної для навчання, але ускладнює архітектуру та потребує додаткових обчислень, особливо на багатопараметричних мережах.

Наступна таблиця представляє порівняльний аналіз основних методів нелінійного програмування, що застосовуються для оптимізації нейронних мереж, із характеристикою їхніх переваг та обмежень у контексті різних типів оптимізаційних задач у комп'ютерних науках.

Таблиця 1.

Порівняльна характеристика методів нелінійного програмування для оптимізації нейронних мереж

Метод оптимізації	Тип задачі	Переваги	Обмеження
Нейронні мережі з підтримкою квадратичного програмування	Топологічна оптимізація	Висока швидкість збіжності, квадратична апроксимація	Потребує значних обчислень $O(n^2)$
Новітня нейронна мережа нульової динаміки	Дискретна оптимізація	Стійкість до збурень, адаптивні функції активації	Лінійні обмеження рівності
Нейронні мережі з урахуванням фізичних законів у дискретній формі	Фізично обмежені задачі	Врахування фізичних законів, висока точність	Високі обчислювальні витрати
Нейронні мережі з пошуком допустимих рішень	Оптимізація з обмеженнями	Гарантоване дотримання обмежень 100%	Складність архітектури, потреба в QP solver

Представлені методи відображають різноманітність підходів до оптимізації нейронних мереж, кожен із яких має унікальні області застосування в комп'ютерних науках. Вибір методу залежить від типу задачі, архітектури мережі та вимог до точності й швидкості обчислень. Експерименти показали, що нейронні мережі з пошуком допустимих рішень забезпечують 100% дотримання обмежень при збереженні конкурентної швидкості збіжності [6]. У комп'ютерному моделюванні виробничих процесів методи покращили міцність ABS-пластику в 3D-друці на 15–20% [7]. Інтеграція глибоких нейронних мереж із моделями змішаного цілочисельного програмування досягла 92% точності в прогнозуванні відмов обладнання в автоматизованих системах [8]. У системах зберігання енергії динамічне нелінійне програмування оптимізувало керування процесами зарядки та розрядки, враховуючи технічні обмеження [9]. Топологічна оптимізація на основі зображень із використанням глибоких нейронних мереж прискорила процеси комп'ютерного проектування в 5–8 разів [10]. Оптимізація мікромереж за допомогою нейронних мереж підвищила ефективність обчислювальних систем на 18% [11]. Розробка бінарних нейронних мереж для цілочисельного програмування відкрила нові можливості для дискретної оптимізації в комп'ютерних науках, покращивши якість рішень на 12–15% порівняно з традиційними методами гілок і меж [12, 13].

ВИСНОВКИ З ДАНОГО ДОСЛІДЖЕННЯ

І ПЕРСПЕКТИВИ ПОДАЛЬШИХ РОЗВІДОК У ДАНОМУ НАПРЯМІ

Дослідження підтверджує високу ефективність методів нелінійного програмування для оптимізації нейронних мереж із нелінійними обмеженнями в комп'ютерних науках. Поєднання нейронних мереж із підтримкою квадратичного програмування, новітньої нейронної мережі нульової динаміки, нейронних мереж із урахуванням фізичних законів у дискретній формі та баєсівської оптимізації створює спеціалізовані рішення для топологічної оптимізації, квантових обчислень і комп'ютерного моделювання. Кожен метод має унікальні особливості реалізації, що дозволяє підбирати оптимальний підхід для задач, таких як проектування конструкцій чи налаштування квантових чипів.

Експерименти показали, що нейронні мережі з урахуванням фізичних законів у дискретній формі прискорюють збіжність на 40% у топологічній оптимізації, баєсівська оптимізація підвищує точність прогнозування на 25–30% у квантових задачах, а нейронні мережі з пошуком допустимих рішень забезпечують 100% виконання обмежень у системах реального часу. У 3D-друці методи покращили міцність матеріалів на 15–20%, прогнозування відмов обладнання досягло 92% точності, а оптимізація мікромереж підвищила ефективність обчислень на 18%. Бінарні нейронні мережі для цілочисельного програмування покращили якість рішень на 12–15% порівняно з традиційними методами.

Обмеження включають високу обчислювальну складність для великих мереж і потребу в налаштуванні гіперпараметрів. Майбутні дослідження мають зосередитися на масштабованих алгоритмах для мереж із мільярдами параметрів, автоматизації вибору методів через мета-навчання, інтеграції з квантовою оптимізацією та нейроморфними архітектурами, а також адаптації до великих мовних моделей із складними залежностями.

Література

1. Xing Y., Tong L. Approximated and neural network assisted quadratic programming and its applications in structural topology optimization / Y. Xing, L. Tong // Computers & Structures. – 2025. – Vol. 316. – P. 107825. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.compstruc.2025.107825>. – URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S004579492500183X>
2. Jiang C., Wang J., Zhao R., Gerontitis D. K., Shi Y. A zeroing neural dynamics algorithm for discrete-time nonlinear optimization with linear equality constraint and perturbation inhibition / C. Jiang, J. Wang, R. Zhao, D. K. Gerontitis, Y. Shi // Neurocomputing. – 2025. – Vol. 647. – P. 130492. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2025.130492>. – URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0925231225011646>

3. Chai B., Zhang K., Tan M., Ren W., Wang J. A novel zeroing neural network model for the time-varying quadratic optimization problem / B. Chai, K. Zhang, M. Tan, W. Ren, J. Wang // *Engineering Optimization*. – 2025. – P. 1–21. – DOI: <https://doi.org/10.1080/0305215x.2025.2487235>. – URL: <https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/0305215X.2025.2487235>
4. Yin J., Li S., Zhang Y., Wang H. An efficient discrete physics-informed neural networks for geometrically nonlinear topology optimization / J. Yin, S. Li, Y. Zhang, H. Wang // *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*. – 2025. – Vol. 442. – P. 118043. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.cma.2025.118043>. – URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0045782525003159>
5. Lu B.-H., Li Q.-S., Wang P., Chen Z.-Y., Wu Y.-C., Guo G.-P. Neural Network-Based Frequency Optimization for Superconducting Quantum Chips / B.-H. Lu, Q.-S. Li, P. Wang, Z.-Y. Chen, Y.-C. Wu, G.-P. Guo // *Chinese Physics Letters*. – 2025. – Vol. 42. – No. 3. – P. 030204. – DOI: <https://doi.org/10.1088/0256-307x/42/3/030204>. – URL: <https://iopscience.iop.org/article/10.1088/0256-307X/42/3/030204>
6. Nguyen H. T., Donti P. L. FSNet: Feasibility-Seeking Neural Network for Constrained Optimization with Guarantees (Version 1) / H. T. Nguyen, P. L. Donti // *arXiv*. – 2025. – DOI: <https://doi.org/10.48550/ARXIV.2506.00362>. – URL: <https://arxiv.org/abs/2506.00362v1>
7. Cai J., Cai Y., Chen L., Yan Y., Cheok A. D., Chen Z., Zhang X. Battery energy storage system scheduling based on variable-step prediction and online dynamic nonlinear programming / J. Cai, Y. Cai, L. Chen, Y. Yan, A. D. Cheok, Z. Chen, X. Zhang // *Journal of Energy Storage*. 2025. Vol. 127. P. 116874. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.est.2025.116874>. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S2352152X25015877>
8. Arobli M., Taghizadieh N., Hadidi A., Yaghmaei-Sabegh S. Image-based topology optimization using a deep learning-driven optimizer network / M. Arobli, N. Taghizadieh, A. Hadidi, S. Yaghmaei-Sabegh // *Structures*. – 2025. – Vol. 78. – P. 109192. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.istruc.2025.109192>. – URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S2352012425010069>
9. Kadauw A. A. A. Neural Network Optimization of Mechanical Properties of ABS-like Photopolymer Utilizing Stereolithography (SLA) 3D Printing / A. A. A. Kadauw // *Journal of Manufacturing and Materials Processing*. – 2025. – Vol. 9. – No. 4. – P. 116. – DOI: <https://doi.org/10.3390/jmmp9040116>. – URL: <https://www.mdpi.com/2504-4494/9/4/116>
10. Li J., Wu L., Qin Y., Zhi H. Optimal Operation of a Tablet Pressing Machine Using Deep-Neural-Network-Embedded Mixed-Integer Linear Programming / J. Li, L. Wu, Y. Qin, H. Zhi // *Inventions*. – 2025. – Vol. 10. – No. 2. – P. 29. – DOI: <https://doi.org/10.3390/inventions10020029>. – URL: <https://www.mdpi.com/2411-5134/10/2/29>
11. Rehman M. A. U., Rivera S., Abdullah S., Khan M. S. Application of Neural Network Algorithms in Networked Microgrids' Operation Optimization and Control / M. A. U. Rehman, S. Rivera, S. Abdullah, M. S. Khan // *WSEAS TRANSACTIONS ON POWER SYSTEMS*. – 2025. – Vol. 20. – P. 78–88. – DOI: <https://doi.org/10.37394/232016.2025.20.7>. – URL: <https://wseas.com/journals/ps/2025/a145116-866.pdf>
12. Bai S., Yang C., Bai X., Zhang X., Jiang Z. BIPNN: Learning to Solve Binary Integer Programming via Hypergraph Neural Networks (Version 1) / S. Bai, C. Yang, X. Bai, X. Zhang, Z. Jiang // *arXiv*. – 2025. – DOI: <https://doi.org/10.48550/ARXIV.2505.20997>. – URL: <https://arxiv.org/abs/2505.20997v1>
13. Зачепило М., Ющенко О. Новий підхід генерації коду для ефективного обрахування неймереж у доступній штучній екосистемі / М. Зачепило, О. Ющенко // *Вісник КрНУ імені Михайла Остроградського*. – 2025. – Вип. 1 (150). – С. 125–131. – DOI: <https://doi.org/10.32782/1995-0519.2025.1.16>. – URL: <https://doi.org/10.32782/1995-0519.2025.1.16>

References

1. Xing, Y., Xing Y., Tong L. Approximated and neural network assisted quadratic programming and its applications in structural topology optimization / Y. Xing, L. Tong // *Computers & Structures*. – 2025. – Vol. 316. – P. 107825. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.compstruc.2025.107825>. – Rezhym dostupu: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S004579492500183X>
2. Jiang C., Wang J., Zhao R., Gerontitis D. K., Shi Y. A zeroing neural dynamics algorithm for discrete-time nonlinear optimization with linear equality constraint and perturbation inhibition / C. Jiang, J. Wang, R. Zhao, D. K. Gerontitis, Y. Shi // *Neurocomputing*. – 2025. – Vol. 647. – P. 130492. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2025.130492>. – Rezhym dostupu: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0925231225011646>
3. Chai B., Zhang K., Tan M., Ren W., Wang J. A novel zeroing neural network model for the time-varying quadratic optimization problem / B. Chai, K. Zhang, M. Tan, W. Ren, J. Wang // *Engineering Optimization*. – 2025. – P. 1–21. – DOI: <https://doi.org/10.1080/0305215x.2025.2487235>. – Rezhym dostupu: <https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/0305215X.2025.2487235>
4. Yin J., Li S., Zhang Y., Wang H. An efficient discrete physics-informed neural networks for geometrically nonlinear topology optimization / J. Yin, S. Li, Y. Zhang, H. Wang // *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*. – 2025. – Vol. 442. – P. 118043. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.cma.2025.118043>. – Rezhym dostupu: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0045782525003159>
5. Lu B.-H., Li Q.-S., Wang P., Chen Z.-Y., Wu Y.-C., Guo G.-P. Neural Network-Based Frequency Optimization for Superconducting Quantum Chips / B.-H. Lu, Q.-S. Li, P. Wang, Z.-Y. Chen, Y.-C. Wu, G.-P. Guo // *Chinese Physics Letters*. – 2025. – Vol. 42. – No. 3. – P. 030204. – DOI: <https://doi.org/10.1088/0256-307x/42/3/030204>. – Rezhym dostupu: <https://iopscience.iop.org/article/10.1088/0256-307X/42/3/030204>

6. Nguyen H. T., Donti P. L. FSNet: Feasibility-Seeking Neural Network for Constrained Optimization with Guarantees (Version 1) / H. T. Nguyen, P. L. Donti // arXiv. – 2025. – DOI: <https://doi.org/10.48550/ARXIV.2506.00362>. – Rezhym dostupu: <https://arxiv.org/abs/2506.00362v1>
7. Cai J., Cai Y., Chen L., Yan Y., Cheok A. D., Chen Z., Zhang X. Battery energy storage system scheduling based on variable-step prediction and online dynamic nonlinear programming / J. Cai, Y. Cai, L. Chen, Y. Yan, A. D. Cheok, Z. Chen, X. Zhang // Journal of Energy Storage. 2025. Vol. 127. P. 116874. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.est.2025.116874>. Rezhym dostupu: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S2352152X25015877>
8. Arobli M., Taghizadieh N., Hadidi A., Yaghmaei-Sabegh S. Image-based topology optimization using a deep learning-driven optimizer network / M. Arobli, N. Taghizadieh, A. Hadidi, S. Yaghmaei-Sabegh // Structures. – 2025. – Vol. 78. – P. 109192. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.istruc.2025.109192>. – Rezhym dostupu: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S2352012425010069>
9. Kadauw A. A. A. Neural Network Optimization of Mechanical Properties of ABS-like Photopolymer Utilizing Stereolithography (SLA) 3D Printing / A. A. A. Kadauw // Journal of Manufacturing and Materials Processing. – 2025. – Vol. 9. – No. 4. – P. 116. – DOI: <https://doi.org/10.3390/jmmp9040116>. – Rezhym dostupu: <https://www.mdpi.com/2504-4494/9/4/116>
10. Li J., Wu L., Qin Y., Zhi H. Optimal Operation of a Tablet Pressing Machine Using Deep-Neural-Network-Embedded Mixed-Integer Linear Programming / J. Li, L. Wu, Y. Qin, H. Zhi // Inventions. – 2025. – Vol. 10. – No. 2. – P. 29. – DOI: <https://doi.org/10.3390/inventions10020029>. – Rezhym dostupu: <https://www.mdpi.com/2411-5134/10/2/29>
11. Rehman M. A. U., Rivera S., Abdullah S., Khan M. S. Application of Neural Network Algorithms in Networked Microgrids' Operation Optimization and Control / M. A. U. Rehman, S. Rivera, S. Abdullah, M. S. Khan // WSEAS TRANSACTIONS ON POWER SYSTEMS. – 2025. – Vol. 20. – P. 78–88. – DOI: <https://doi.org/10.37394/232016.2025.20.7>. – Rezhym dostupu: <https://wseas.com/journals/ps/2025/a145116-866.pdf>
12. Bai S., Yang C., Bai X., Zhang X., Jiang Z. BIPNN: Learning to Solve Binary Integer Programming via Hypergraph Neural Networks (Version 1) / S. Bai, C. Yang, X. Bai, X. Zhang, Z. Jiang // arXiv. – 2025. – DOI: <https://doi.org/10.48550/ARXIV.2505.20997>. – Rezhym dostupu: <https://arxiv.org/abs/2505.20997v1>
13. Zachepylo M., Yushchenko O. Novyi pidkhid heneratsii kodu dlia efektyvnoho obrakhuvannia neiromerezh u dostupnii shtuchnii ekosystemi / M. Zachepylo, O. Yushchenko // Visnyk KrNU imeni Mykhaila Ostrohradskoho. – 2025. – 1(150). – 125–131. – <https://doi.org/10.32782/1995-0519.2025.1.16> – Rezhym dostupu <https://doi.org/10.32782/1995-0519.2025.1.16> [in Ukrainian].