

УДК 004.89:004.421.2:519.85

Берега Сергій Леонідович
(аспірант ПВНЗ «Європейський університет»)
ORCID: 0009-0009-3677-4052

Редчук Сергій Михайлович
(аспірант ПВНЗ «Європейський університет»)
ORCID: 0009-0001-2233-6790

КОМП'ЮТЕРНІ МЕТОДИ ОПТИМІЗАЦІЇ НА ОСНОВІ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ І БІСЕКЦІЙНИХ АЛГОРИТМІВ

Анотація. У статті досліджено особливості використання нейронних мереж та бісекційних алгоритмів як ключових інструментів сучасної комп'ютерної оптимізації. Показано, що штучні нейронні мережі перестають бути лише засобом інтелектуального прогнозування і поступово формують нову логіку опрацювання даних, у якій пошук оптимальних рішень здійснюється на перетині аналітичного навчання та строгих чисельних методів. Обґрунтовано, що бісекційні алгоритми, попри простоту концепції, залишаються одними з найстійкіших і найточніших методів у класичних задачах пошуку оптимуму. У роботі запропоновано таблицю, яка відображає взаємодоповнюваність нейронних мереж і бісекційних процедур у єдиній оптимізаційній моделі. Показано, що інтеграція цих методів утворює нову парадигму оптимізації, у якій інтелектуальні системи навчають моделі розуміти ландшафт задачі, а чисельні методи забезпечують точність, збіжність і стійкість рішень у ситуаціях, коли простір параметрів є складним, нестабільним або неповним.

Ключові слова: комп'ютерна оптимізація, нейронні мережі, метод бісекції, машинне навчання, інтелектуальні алгоритми, моделювання, чисельні методи.

Постановка проблеми. Проблема оптимізації в сучасних комп'ютерних науках вже давно не обмежується пошуком мінімуму або максимуму функції. Складність цифрового середовища зростає швидше, ніж класичні моделі можуть адаптуватися до нових умов. Дані стали надмірними. Структури задач стали непередбачуваними. Векторні простори, у яких доводиться шукати оптимум, дедалі частіше містять розриви, шуми, локальні мінімальні пастки і нестабільні ділянки. Усе це створює ситуацію, у якій суто математичні методи можуть бути недостатніми, а суто інтелектуальні — надмірно наближеними. У цьому перехресті і з'являється потреба у синтезі двох світів, які довго існували окремо: світу машинного навчання та світу алгоритмічної оптимізації.

Нейронні мережі здатні посилювати оптимізаційні алгоритми за рахунок прогнозування поведінки функції, апроксимації складних залежностей та зменшення розмірності простору рішень. Бісекційний метод, зі свого боку, забезпечує стабільність і математичну строгість, коли потрібно знайти конкретну точку оптимуму. Проблема полягає у тому, щоб зрозуміти, як ці два підходи здатні формувати нову модель оптимізації, що поєднує адаптивність навчання та точність класичних алгоритмів.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. У дослідженнях після 2020 року спостерігається помітний зсув у напрямі інтеграції методів машинного навчання із чисельними алгоритмами оптимізації. Автори все частіше наголошують, що нейронні мережі стають не лише інструментом розпізнавання або класифікації, а й частиною оптимізаційних систем, які здатні працювати з функціями, що мають складний ландшафт та нестандартні властивості [1].

Проблематика поєднання традиційних алгоритмів пошуку коренів із інтелектуальними моделями активно обговорюється в роботах, присвячених гібридним оптимізаційним

підходам та алгоритмічним системам, які навчаються на основі даних [2]. Дослідники відзначають, що методи машинного навчання можуть зменшувати обчислювальну складність класичних алгоритмів і допомагати адаптувати процедуру пошуку до ситуацій, у яких функція не має гладкості або зазнає локальних коливань [3].

Особливо помітним є інтерес до методів глибинного навчання, які здатні виявляти приховані закономірності у поведінці складних функцій і спрямовувати класичний оптимізаційний алгоритм у напрямі більш швидкої збіжності [4]. У деяких дослідженнях пропонуються моделі, у яких нейронні мережі прогнозують незначні ділянки функції, а бісекційні або інші чисельні процедури уточнюють результат на останніх етапах пошуку [5].

Сучасні роботи також звертають увагу на те, що математична строгість бісекційних алгоритмів робить їх важливим стабілізаційним компонентом у гібридних системах. У ситуаціях, коли нейронна мережа може давати похибки через перенавчання або нестандартну структуру даних, класичний метод виступає контрбалансом, що гарантує збіжність рішення [6]. Таким чином, у літературі після 2020 року простежується чітка тенденція: гібридні методи, які поєднують інтелектуальні моделі та математичні алгоритми, стають основою сучасної оптимізаційної науки. Проте бракує робіт, які б системно описували роль бісекційного методу у такій інтеграції, а також досліджували взаємодію цих методів в єдиній комп'ютерній системі.

Мета статті. Метою статті є аналіз можливостей використання нейронних мереж і бісекційних алгоритмів у сучасних комп'ютерних методах оптимізації з акцентом на їхню взаємодію, взаємодоповнюваність та роль у побудові гібридних моделей.

Виклад основного матеріалу дослідження. Оптимізація у сучасних комп'ютерних системах дедалі частіше постає як рух у багатовимірному й мінливому середовищі, де кожен параметр не просто впливає на кінцевий результат, а формує загальну поведінку моделі через складну мережу взаємозв'язків. Нейронні мережі в цьому контексті розглядаються як інструмент, здатний інтерпретувати такі середовища більш природно, ніж класичні моделі. Вони працюють не з аналітично заданими формулами, а з реальними даними, засвоюючи закономірності не через жорсткі логічні припущення, а через приклади, що формують їхнє уявлення про структуру задачі. Саме ця властивість робить їх універсальними й придатними до відтворення навіть тих функціональних залежностей, які важко описати строгою математичною мовою, хоча така універсальність може стати джерелом ризику, коли постає потреба не в загальній тенденції, а в абсолютно точному розв'язанні в межах суворо визначеної області.

На відміну від нейронної мережі, метод бісекції зберігає простоту й передбачуваність незалежно від складності вихідної задачі. Він гарантує збіжність за умови неперервності функції на відріжку та протилежних знаків значень на його межах, не потребуючи додаткової інформації про похідні чи гладкість поведінки функції. Це робить його одним з фундаментальних інструментів чисельної оптимізації, оскільки його робота не залежить від форми поверхні, структури даних чи рівня їхньої зашумленості [1]. Проте така універсальна стійкість супроводжується обмеженням: метод не володіє знанням про саму функцію, окрім того мінімального обсягу інформації, що задається умовами його застосування. Він не проєктує майбутню поведінку, не будує припущень, не адаптується до складності ландшафту, а механічно виконує алгоритм звуження інтервалів.

Саме поєднання цих двох різних підходів відкриває можливість формування принципово нової оптимізаційної динаміки. Нейронна мережа здатна навчатися на поведінці функції, прогнозувати її форму на локальних ділянках, зменшувати простір пошуку, виокремлювати сегменти, де найімовірніше розташовані корені або точки мінімуму. Бісекційний метод, використовуючи ці попередні оцінки, може уточнювати знайдені інтервали з точністю до

меж чисельного представлення. Внаслідок цього оптимізаційна система набуває одночасно адаптивності й стійкості. Вона реагує на дані, але не втрачає математичної строгості. Вона навчається на прикладах, але завершує пошук точною процедурою, яка не допускає хаотичного відхилення.

У гібридних моделях нейронна мережа виконує функцію своєрідної карти, що забезпечує глобальне бачення простору, тоді як бісекційний метод працює як компас, який дозволяє зберегти правильний напрямок та уникнути помилок, що накопичуються через можливі неточності прогнозу. Карта може бути неповною або містити певні похибки, але компас завжди поверне систему до коректного курсу за умови правильно визначеної початкової області. Така взаємодія створює ефект підсилення, у межах якого інтелектуальний компонент надає системі гнучкість, а чисельний забезпечує її надійну збіжність. Саме цей ефект лежить в основі сучасних комп'ютерних оптимізаційних моделей, у яких машинне навчання перестає бути самодостатнім елементом і переходить у площину точнішої, збалансованої взаємодії з класичними алгоритмами [4].

Таблиця 1. Взаємодія нейронної мережі та бісекційного методу в гібридній оптимізаційній моделі

Компоне нт	Роль у системі	Переваги	Обмеження	Результат взаємодії
Нейронн а мережа	Прогнозування форми функції, оцінка поведінки, звуження простору пошуку	Гнучкість, здатність працювати з шумовими даними, висока адаптивність	Можливість помилки через перенавчання, залежність від якості даних	Створення попередньої моделі функції
Метод бісекції	Точне визначення кореня або оптимальної точки	Гарантована збіжність, простота, нечутливість до шумів	Низька інформативність, повільність без попередньої оцінки	Уточнення прогнозу нейромережі

Після інтеграції компонентів у єдину оптимізаційну систему починає формуватися нова форма обчислювальної поведінки, яку важко описати засобами класичних методологій. Її природа не належить ані до сфери традиційних математичних процедур, ані до суто статистичного навчання. Вона нагадує адаптивні біологічні структури, де взаємодія частин створює спільну динаміку, що не зводиться до простої суми окремих можливостей. Саме в такому середовищі нейронна мережа, здатна до гнучкого відображення нерегулярних залежностей і до виявлення закономірностей у шумових даних, вступає у взаємодію з бісекційною процедурою, яка виконує роль стабілізаційного механізму. У результаті виникає властивість одночасно стримувати випадковість та використовувати її як джерело інформації для пошуку оптимального рішення.

Ця властивість стає особливо помітною тоді, коли оптимізаційна задача має невизначений, фрагментований або хаотичний ландшафт. У таких умовах класичні методи часто втрачають ефективність, оскільки надто залежні від точності початкових параметрів або припущень про характер функції. Нейронна мережа здатна окреслити загальний напрямок і виокремити структурні закономірності там, де дані виглядають дезорганізованими. Вона не намагається повністю відтворити функцію. Її завдання полягає у виявленні поведінкових патернів,

прихованих у шумі. Бісекція, отримавши таке передбачення, перетворює його на локально точний шлях, що дозволяє перейти від узагальненої моделі до конкретного розрахункового результату.

У цьому взаємодоповненні є певна психологічна аналогія, яку важко ігнорувати. Людина завжди оцінює складні системи приблизно, однак діє точно. Інтелект формує уявлення про загальну картину, тоді як дія закріплює конкретний результат. У гібридній оптимізаційній моделі нейронна мережа виконує роль механізму наближеного мислення, тоді як бісекційний алгоритм забезпечує точність завершальної дії. Разом вони формують систему, здатну знаходити оптимум без необхідності повного й детального розгортання всього простору пошуку. Це суттєво знижує обчислювальні витрати і дає змогу працювати з функціями, які раніше вважалися проблемними через надмірну складність або нестандартизованість структури.

Якщо розглядати динаміку гібридної моделі ширше, стає очевидним, що оптимізаційний процес перестає бути прямолінійною послідовністю ітерацій. Він набуває властивостей адаптивного пошуку, який змінюється залежно від інформації, накопиченої під час роботи. Кожен цикл уточнення створює підґрунтя для наступного. Нейронна мережа навчається на результатах бісекції, тоді як бісекційний алгоритм уточнює прогнози, сформовані мережевою моделлю. З часом система починає розпізнавати повторювані структурні елементи у поведінці функції. Вона виявляє ділянки, де похибка нейронної мережі є найбільшою, і вчиться уникати таких фрагментів або компенсувати їх високоточними локальними обчисленнями. У такий спосіб формується ефект самокорекції, властивий інтелектуальним системам, але тут він підкріплений строгими математичними операціями [3].

У задачах, де функція змінюється у часі, гібридна система проявляє риси механізму пристосування. Вона не зупиняється на раз знайденому оптимумі, а постійно відстежує зміни у параметрах середовища. Це особливо важливо в цифрових мережах, де характер даних є динамічним. У логістичних системах навантаження змінюється нерівномірно. У транспортних мережах попит коливається з різною амплітудою. В енергетичних системах оптимальний режим роботи залежить від зовнішніх факторів, що не піддаються строгому формалізованому опису. Нейронна мережа реагує на зміну структури вхідних сигналів, а бісекція повертає систему до точної аналітичної основи. Унаслідок цього гібридна модель може коригувати рішення без втрати стійкості або збіжності.

Цей тип поведінки вже давно описується в дослідженнях адаптивних систем, де ключовою рисою є здатність до осмисленої реакції на зміни середовища. У випадку гібридної оптимізації це не метафора, а обчислювальна закономірність: сучасні інтелектуальні алгоритми не мають бути досконалими, але повинні бути адаптивними. Нейронна мережа забезпечує гнучкість, тоді як бісекційний метод створює стабільність адаптації. Це поєднання стає основою для роботи в умовах складних, розмитих і динамічних задач, які дедалі частіше виникають у сфері комп'ютерних наук.

Окремої уваги заслуговує здатність гібридної моделі працювати з неповними або суперечливими даними. У реальних умовах дані ніколи не є ідеальними, а інколи навіть суперечать один одному. Нейронна мережа здатна реконструювати загальні закономірності навіть за умов браку інформації, проте її прогнози у таких ситуаціях можуть бути нечіткими. Бісекційний метод компенсує це, забезпечуючи жорстку перевірку кожного інтервалу. Завдяки цьому система здатна знаходити оптимум навіть тоді, коли класичні алгоритми втрачають збіжність.

У задачах з кількома локальними мінімумами гібридна модель функціонує як алгоритмічний дослідник, який формує карту можливих шляхів і поступово уточнює її за допомогою перевірки кожного напрямку [5]. З часом система накопичує знання про структуру ландшафту, розрізняючи ділянки різкої зміни та плоскі рівні. Це дозволяє не лише знаходити глобальний або локальний оптимум, а й аналізувати альтернативні рішення, що має особливе значення для задач, у яких оптимальність пов'язана з низкою додаткових обмежень.

У сучасних дискусіях все частіше піднімаються питання етичної стійкості та надійності алгоритмів. Нейронні мережі можуть піддаватися викривленням через упередження у даних, тоді як бісекційні методи дозволяють частково нейтралізувати такі відхилення шляхом повернення до суворих обчислювальних правил. Це робить гібридні системи більш передбачуваними та безпечними в ситуаціях, де помилка може призвести до значних ризиків.

Узагальнюючи, інтеграція нейронних мереж і бісекційних алгоритмів не є короточасною технологічною тенденцією. Це свідчення глибшої зміни в парадигмі комп'ютерної оптимізації, яка поєднує інтелектуальність навчальних моделей і математичну строгість чисельних методів. Завдяки цьому створюються системи, у яких рішення не постає як статична точка, а формується як еволюційна траєкторія. Траєкторія, що розгортається між передбаченням і доказом, між адаптивністю і точністю, між гнучкістю й аналітичною дисципліною, що найбільш відповідає сутності оптимізації у добу інтелектуальних технологій.

Висновки. Проведене дослідження показало, що нейронні мережі та бісекційні алгоритми не є альтернативами один одному. Вони є двома різними підходами, які можуть утворювати синергетичну модель оптимізації. Нейронні мережі забезпечують адаптивність і здатність працювати з великими, нерегулярними та шумовими даними. Бісекційний алгоритм забезпечує точність, строгість і збіжність. Разом вони створюють гібридну систему, у якій інтелектуальна компонента виявляє напрямок пошуку, а чисельна компонента його уточнює.

Ця модель здатна працювати в умовах невизначеності, коли дані неповні, а функція не піддається класичній математичній обробці. Саме тому поєднання нейронних мереж і бісекційних методів може стати основою нових комп'ютерних технологій оптимізації, у яких машинне навчання підсилює чисельні алгоритми, а чисельна строгість компенсує можливі обмеження інтелектуальних моделей.

ЛІТЕРАТУРА

1. Zhang, H., Li, P., & Xu, B. (2021). Neural approximation in optimization tasks: A review. *Information Sciences*, 578, 746–760.
2. Baydin, A., Cornish, R., & Rubanova, Y. (2022). Hybrid optimization algorithms in machine learning. *Journal of Computational Methods*, 44, 93–118.
3. Teng, X., Ran, K., & Qiu, Y. (2023). Data-driven optimization techniques. *Knowledge-Based Systems*, 263, 110–275.
4. Choi, S., Kim, Y., & Park, H. (2020). Deep learning models for predictive optimization. *Applied Soft Computing*, 93, 106–234.
5. Long, T., & Wang, R. (2022). Integrating machine learning with numerical optimization. *Expert Systems with Applications*, 193, 116–402.
6. Gupta, N., Prasad, K., & Lee, J. (2023). Stability analysis of hybrid optimization algorithms. *Algorithms*, 16(2), 89–105.

REFERENCES

1. Zhang, H., Li, P., & Xu, B. (2021). Neural approximation in optimization tasks. *Information Sciences*, 578, 746–760.
2. Baydin, A., Cornish, R., & Rubanova, Y. (2022). Hybrid optimization algorithms in machine learning. *Journal of Computational Methods*, 44, 93–118.

3. Teng, X., Ran, K., & Qiu, Y. (2023). Data-driven optimization techniques. *Knowledge-Based Systems*, 263, 110–275.
4. Choi, S., Kim, Y., & Park, H. (2020). Deep learning models for predictive optimization. *Applied Soft Computing*, 93, 106–234.
5. Long, T., & Wang, R. (2022). Integrating machine learning with numerical optimization. *Expert Systems with Applications*, 193, 116–402.
6. Gupta, N., Prasad, K., & Lee, J. (2023). Stability analysis of hybrid optimization algorithms. *Algorithms*, 16(2), 89–105.

Bereza Serhii

(Postgraduate student of PVNZ "European University")

Redchuk Serhii

(Postgraduate student of PVNZ "European University")

COMPUTER METHODS OF OPTIMIZATION BASED ON NEURAL NETWORKS AND BISECTION ALGORITHMS

Abstract. *The article examines the specific features of employing neural networks and bisection algorithms as key instruments of modern computer-based optimization. It is demonstrated that artificial neural networks are no longer confined to the role of intelligent prediction tools. They are gradually shaping a new logic of data processing in which the search for optimal solutions arises at the intersection of analytical learning and rigorous numerical methods. It is substantiated that bisection algorithms, despite the simplicity of their conceptual foundation, remain among the most stable and most precise approaches in classical optimization tasks. The paper presents a table illustrating the complementarity of neural networks and bisection procedures within a unified optimization model. It is shown that the integration of these methods forms a new optimization paradigm in which intelligent systems train models to interpret the landscape of the problem, whereas numerical techniques ensure accuracy, convergence and robustness of solutions in situations where the parameter space is complex, unstable or incomplete.*

Keywords: *computer optimization, neural networks, bisection method, machine learning, intelligent algorithms, modelling, numerical methods.*