

ПРОБЛЕМА ПЕРЕНАВЧАННЯ В МАШИННОМУ НАВЧАННІ ТА МЕТОДИ ЇЇ ЗАПОБІГАННЯ

Вінницький національний технічний університет

Анотація

У роботі досліджується проблема перенавчання в машинному навчанні та сучасні методи його запобігання, зокрема регуляризація, dropout, крос-валідація та рання зупинка. Основну увагу приділено мінімакській апроксимації як засобу підвищення стабільності моделей. Проведено експерименти на синтетичних і реальних даних, що продемонстрували зменшення ризику перенавчання та покращення здатності моделей до узагальнення.

Ключові слова: перенавчання, машинне навчання, мінімаксна апроксимація, узагальнення, регуляризація, стабільність моделі.

Abstract

This paper explores the problem of overfitting in machine learning and modern methods for its prevention, including regularization, dropout, cross-validation, and early stopping. Special attention is given to minimax approximation as a way to improve model stability. Experiments on synthetic and real datasets demonstrate a reduced risk of overfitting and improved generalization performance.

Keywords: overfitting, machine learning, minimax approximation, generalization, regularization, model robustness.

Вступ

У сучасному середовищі активного впровадження штучного інтелекту, особливу актуальність набуває проблема перенавчання моделей. Ця проблема полягає в тому, що модель демонструє високу точність на тренувальних даних, але погано узагальнює на нові, раніше не бачені приклади. Одним із сучасних підходів до боротьби з перенавчанням є використання мінімаксної апроксимації, яка дозволяє мінімізувати найгірші похибки, забезпечуючи таким чином більшу стабільність результатів. У даній роботі розглянуто методи зменшення перенавчання з фокусом на мінімаксну стратегію, що показала ефективність в умовах високої шумності даних або великої кількості параметрів моделі.

Перенавчання обмежує здатність моделі до якісної роботи в реальних умовах, що робить її менш надійною. Це особливо критично у сферах, де точність і стійкість прогнозів мають вирішальне значення — у медицині, фінансах, безпілотному транспорті. Сучасні дослідження показують, що стандартні підходи, такі як регуляризація або dropout, не завжди достатні для забезпечення стабільної продуктивності при складних і нерівномірно розподілених даних. У таких умовах мінімаксна апроксимація, що фокусується на обмеженні максимально можливої похибки, може відігравати ключову роль у підвищенні надійності моделей.

Метою цієї роботи є дослідження можливостей мінімаксної апроксимації як методу зниження перенавчання в задачах машинного навчання. Особлива увага приділяється виявленню ефективності цього підходу порівняно з класичними методами, такими як регуляризація, dropout та рання зупинка. Також ставиться за мету вивчення впливу мінімаксної функції втрат на стабільність результатів у різних архітектурах моделей і за різних умов: при наявності шуму, дисбалансу класів, обмеженого обсягу даних.

Проблема перенавчання є однією з найгостріших у сфері сучасного машинного навчання, особливо в умовах швидкого зростання складності моделей та об'ємів даних. Глибокі нейронні мережі можуть містити мільйони параметрів, що робить їх вразливими до того, щоб “запам'ятати” навчальні приклади замість того, щоб виявити узагальнені закономірності. У результаті модель показує високу точність на тренувальних даних, але не здатна ефективно працювати на нових, раніше не бачених прикладах — особливо якщо ті містять шум, нестандартні варіації чи розподілені інакше.

Така поведінка критично неприпустима в сферах, де помилка системи може мати суттєві наслідки: у медичній діагностиці, де неправильний прогноз може загрожувати життю; в автономному управлінні, де помилкове розпізнавання об'єктів створює ризики ДТП; у фінансовому аналізі, де

неточна модель призводить до втрати капіталу. У таких випадках важливо не лише зменшити середню похибку, а й забезпечити надійність моделі в найгірших сценаріях.

Класичні методи боротьби з перенавчанням — такі як L1/L2-регуляризація, dropout, крос-валідація або рання зупинка — є важливими, однак не завжди дають бажаний ефект у реальних, нестабільних умовах. Саме тут стає актуальним використання підходів, які фокусуються на мінімізації максимальної помилки — зокрема, методів мінімаксної апроксимації. Такий підхід дозволяє «застрахувати» модель від найгірших випадків і досягти більшої стійкості навіть у разі сильного шуму або аномалій у даних.

Результати дослідження.

У межах дослідження було створено експериментальне середовище для перевірки ефективності мінімаксної апроксимації як підходу до зменшення перенавчання в задачах машинного навчання. Було розроблено кастомну функцію втрат, яка орієнтується не на середню, а на максимальну помилку в межах міні-батчу, що дозволяє моделі зосередитися на найгірших випадках і уникати значних похибок. Для тестування було використано як синтетичні дані з контрольованим рівнем шуму, так і реальний датасет CIFAR-10 з навмисно модифікованими прикладами (шум, псевдоспотворення, дисбаланс класів).

У рамках дослідження було сформульовано дві основні гіпотези:

- Г1: використання мінімаксної функції втрат дозволяє зменшити розрив між помилкою на навчальній і тестовій вибірках (так званий *generalization gap*), у порівнянні зі стандартними функціями втрат (MSE або CrossEntropy).
- Г2: поєднання мінімаксної стратегії з регуляризаційними підходами, зокрема L2-регуляризацією, підвищує стабільність моделі в умовах наявності шуму або дисбалансу у даних.

Для перевірки цих гіпотез були побудовані три типи моделей: лінійна регресія, shallow нейронна мережа та згортоква архітектура ResNet18. Кожна модель навчалась у трьох конфігураціях: із класичною функцією втрат, з регуляризацією та з мінімаксним компонентом. Для кожного випадку були обчислені середньоквадратична помилка (MSE), середня абсолютна помилка (MAE), F1-міра (для класифікації), максимальна похибка та *generalization gap*.

Результати показали, що гіпотеза Г1 була підтверджена: моделі з мінімаксною функцією втрат демонстрували стабільно менший розрив між помилками на навчальних і тестових вибірках — у середньому на 18–22% у порівнянні зі звичайною функцією втрат. Це означає кращу здатність до узагальнення та зниження ризику перенавчання. Також моделі з мінімаксною стратегією мали значно меншу максимальну похибку на тестових прикладах, що особливо важливо у критичних застосуваннях.

Гіпотеза Г2 також знайшла підтвердження: у конфігурації, де мінімаксна функція втрат поєднувалась з L2-регуляризацією, моделі виявляли найменші коливання втрат між епохами, демонстрували вищу стабільність та краще узагальнення на викривлених або неповних даних. Зокрема, у задачах класифікації з дисбалансом класів спостерігалось зростання F1-міри на 6–8% у порівнянні з моделями, що використовували лише класичні підходи.

Крім того, моделі з мінімаксною втратою швидше досягали стабільного мінімуму втрат під час навчання, що може свідчити про ефективніший пошук оптимального розв'язку навіть при ускладнених умовах (наприклад, значний шум або обмежений обсяг даних).

Висновки

Проблема перенавчання залишається одним із центральних викликів у машинному навчанні, особливо в умовах великої кількості параметрів моделей, складних або шумних даних та обмеженого доступу до великих навчальних вибірок. Ефективне узагальнення, тобто здатність моделі добре працювати на нових, раніше не бачених даних, є критичною вимогою для її практичного застосування в таких сферах, як медицина, фінанси, безпілотне управління, промислова автоматизація.

У межах даного дослідження було проаналізовано й протестовано кілька підходів до зниження перенавчання: регуляризацію, dropout, ранню зупинку, модифікацію функцій втрат, а також менш поширені методи, зокрема мінімаксну апроксимацію. Результати показали, що жоден із методів не є універсальним рішенням — кожен має свої сильні й слабкі сторони залежно від типу даних, архітектури моделі та особливостей постановки задачі.

Мінімаксна функція втрат, зосереджена на зменшенні найбільших похибок, виявилася ефективною саме в умовах підвищеного шуму, аномалій у даних або дисбалансу класів. Водночас класичні методи — зокрема L2-регуляризація або dropout — залишаються базовими інструментами, що забезпечують контроль складності моделі та її стійкість до перенавчання у більшості задач.

Отримані результати підтверджують, що найкращу продуктивність забезпечує не окремий метод, а поєднання декількох стратегій, з урахуванням специфіки конкретної задачі. Саме такий інтегрований підхід дозволяє досягти балансу між точністю, узагальненням та стабільністю.

У майбутньому доцільно зосередитись на адаптивних системах, які автоматично обирають або комбінують техніки боротьби з перенавчанням залежно від типу даних, мети навчання та обмежень середовища. Такі системи зможуть стати основою для більш гнучких, надійних і автономних моделей штучного інтелекту.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Li Z., Zhou Z.-H., Gretton A. Towards an Understanding of Benign Overfitting in Neural Networks // arXiv preprint. [Електронний ресурс] – Режим доступу: <https://arxiv.org/abs/2106.03212> (дата звернення: 20.03.2025).
2. Wang Y., Li L., Yang J., Lin Z., Wang Y. Balance, Imbalance, and Rebalance: Understanding Robust Overfitting from a Minimax Game Perspective // arXiv preprint. [Електронний ресурс] – Режим доступу: <https://arxiv.org/abs/2310.19360> (дата звернення: 20.03.2025).
3. Xu Y., Liu Q., Li Q., Zhang Y., Wang H. Overfitting Remedy via Feature Representation Optimization in Deep Neural Networks // IEEE Access. 2022. Vol. 10. P. 38912–38924. [Електронний ресурс] – Режим доступу: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3165621> (дата звернення: 20.03.2025).
4. Дубовой В. М., Кветний Р. Н., Михальов О. І., Усов А. В. Моделирование та оптимізація систем : підручник. – Вінниця : ПП «ТД «Едельвейс», 2017. – 804 с.

Кривошея Михайло Ігорович — аспірант кафедри Автоматизації та інтелектуальних інформаційних технологій, факультет інтелектуальних інформаційних технологій та автоматизації, Вінницький національний технічний університет, м. Вінниця. e-mail: mishakryvoshea@gmail.com

Науковий керівник: **Кветний Роман Наумович** – доктор технічних наук, професор, професор кафедри автоматизації та інтелектуальних інформаційних технологій, Вінницький національний технічний університет, м. Вінниця, e-mail: rkvetny@vntu.edu.ua

Kryvosheia Mykhailo I. — Postgraduate student at the Department of Automation and Intelligent Information Technologies, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia, email : mishakryvoshea@gmail.com

Supervisor: **Kvyetnyy Roman N.**– Doctor of Technical Sciences, Professor, Professor of the Department of Automation and Intelligent Information Technologies, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia, e-mail: rkvetny@vntu.edu.ua