

УДК 004.85

*Кльонов А.С., здобувач,  
Колосовський А.С., здобувач  
Харківський національний університет радіоелектроніки*

## **ЗАСТОСУВАННЯ МЕТОДУ ГРАДІЄНТНОГО СПУСКУ У ВИБОРІ ШВИДКОСТІ В МОДЕЛІ МАШИННОГО НАВЧАННЯ**

Широке використання інструментів машинного навчання стикається з проблемою мінімізації функції втрат та підвищення точності моделей прогнозування. Одним із алгоритмів оптимізації в розв'язанні таких задач є метод градієнтного спуску. За цим методом виконується коригування параметрів моделі в ітеративному режимі в напрямку, протилежному градієнту функції втрат. Це забезпечує поступове зменшення похибки. Алгоритм продовжує виконувати послідовні оновлення параметрів до досягнення мінімального значення функції або до виконання заданого критерію зупинки.

У спрощеному розумінні градієнтний спуск є механізмом навчання моделі, який полягає у багаторазовому уточненні її внутрішніх параметрів з метою покращення прогнозу. На кожній ітерації здійснюється обчислення помилки між фактичними та прогнозованими значеннями, після чого визначається напрям зміни параметрів, що дозволяє зменшити цю помилку. Таким чином відбувається поступове наближення до оптимального розв'язку [1].

Існують різні модифікації алгоритму градієнтного спуску, серед яких стохастичний градієнтний спуск (SGD), що здійснює оновлення параметрів на основі одного випадкового прикладу; mini-batch gradient descent, який використовує невеликі підмножини навчальних даних; метод спряжених градієнтів, спрямований на покращення апроксимації мінімуму; квазі-ньютонівський метод BFGS, що застосовує апроксимацію матриці Гессе; а також алгоритм Adam, який адаптивно змінює швидкість навчання на основі ковзних середніх градієнтів.

Важливим аспектом застосування градієнтного спуску є вибір швидкості навчання – гіперпараметра, що визначає розмір кроку оновлення. Надмірно велике значення може призвести до нестійкості та «перестрибування» мінімуму, тоді як занадто мале – до повільної збіжності алгоритму.

Регуляризація L1 (Lasso) передбачає додавання до функції втрат суми абсолютних значень параметрів моделі. Це стимулює занулення частини коефіцієнтів, що сприяє автоматичному відбору ознак та формуванню розріджених моделей.

Регуляризація L2 (Ridge) додає до функції втрат суму квадратів параметрів. Такий підхід не занулює ваги, але зменшує їхні значення, що дозволяє знизити варіативність моделі та підвищити її узагальнювальну здатність [2].

Крім того, існує ризик потрапляння в локальний мінімум і перенавчання моделі, що потребує застосування методів регуляризації, зокрема L1 або L2. З обчислювальної точки зору алгоритм може бути ресурсомістким, особливо при роботі з великими наборами даних або складними моделями, тому для підвищення ефективності використовуються методи векторизації та паралельних обчислень.

Гرادієнтний спуск – це математичний метод, що ітераційно знаходить ваги й зсув, які дають змогу створити модель із найменшими втратами. Градієнтний спуск знаходить найкращі ваги й зсув, повторюючи процес, описаний нижче, протягом кількох ітерацій, які визначає користувач[1]. Модель починає навчання з рандомізованими вагами і зсувом, близькими до нуля, а потім повторює такі кроки: обчислення втрат із поточною вагою і зсувом; визначення напрямку, у якому переміщувати ваги й зсув, що зменшують втрати; незначне переміщення значень ваги й зсуву в напрямку, що зменшує втрати; повернення до першого кроку й повторення процесу, доки модель не зможе більше зменшувати втрати.

Отже, градієнтний спуск є фундаментальним інструментом сучасного машинного навчання, який забезпечує систематичне та обґрунтоване зменшення функції втрат шляхом ітеративного оновлення параметрів моделі. Розуміння принципів його роботи є необхідною передумовою для подальшого вивчення методів оптимізації та побудови ефективних інтелектуальних систем.

#### **Список використаних джерел:**

1. Gradient descent [Електронний ресурс] // Google Developers. Machine Learning Crash Course. URL: <https://developers.google.com/machine-learning/crash-course/linear-regression/gradient-descent?hl=uk> (дата звернення: 26.02.2026).
2. Gradient Descent and Stochastic Gradient Descent in Machine Learning [Електронний ресурс] // Codelabs Academy. URL: <https://codelabsacademy.com/uk/blog/gradient-descent-and-stochastic-gradient-descent-in-machine-learning> (дата звернення: 26.02.2026).