

## БУСТИНГ

Самченко С.О.

Науковий керівник – Путятіна О. Є.

Харківський національний університет радіоелектроніки, каф. ІНФ,

м. Харків, Україна

e-mail: [stanislav.samchenko@nure.ua](mailto:stanislav.samchenko@nure.ua)

Boosting is a powerful machine learning technique that combines multiple weak models to create a strong ensemble model. It is based on the idea of iterative learning, during which each subsequent model focuses on the mistakes made by previous models. One of the most common boosting options is AdaBoost (Adaptive Boosting), developed by Freund and Schapire in 1996. This method has high accuracy on complex problems and is robust to overfitting, which allows its wide application in various fields such as classification and regression. AdaBoost uses error weighting to update the weights of the samples in the training set, which improves its efficiency. In addition to AdaBoost, there are other popular boosting algorithms, such as Gradient Boosting, XGBoost, LightGBM and CatBoost, which are also successfully used in practice. It is important to properly configure boosting parameters to achieve optimal model performance.

Бустинг (boosting) – це метод ансамблевого машинного навчання, який використовує комбінацію кількох слабких моделей для створення сильної прогностичної моделі. Він належить до сімейства ансамблевих методів, які використовують безліч моделей для покращення передбачуваної сили та узагальнюючої здатності. Основною ідеєю бустингу є ітеративне навчання, де кожна нова модель прагне виправити помилки попередніх моделей.

Принцип роботи бустингу полягає у створенні послідовності моделей, кожна з яких навчається на даних, скоригованих з урахуванням помилок попередніх моделей. Таким чином, кожна наступна модель фокусується на тих областях, де попередні моделі припускалися великих помилок, що дозволяє поліпшити загальну продуктивність ансамблю.

Одним із найбільш популярних алгоритмів бустингу є AdaBoost (Adaptive Boosting), який був розроблений у 1996 році Фройндом та Шапіром. AdaBoost (Adaptive Boosting) – це алгоритм машинного навчання, який використовується для створення ансамблю (ensemble) моделей. На відміну від деяких інших методів, де кожна модель в ансамблі будується незалежно, AdaBoost прагне покращити загальну продуктивність шляхом послідовного додавання "слабких" учнів до ансамблю та фокусування на тих сферах, де попередні моделі робили більше помилок.

Процес роботи AdaBoost можна описати так:

1. Ініціалізація ваги для кожного зразка в навчальному наборі.

2. Навчання базової моделі (наприклад, дерева рішень) на навчальному наборі та обчислення її помилки.
3. Обчислення ваги моделі на основі її помилки.
4. Оновлення ваг зразків у навчальному наборі: збільшення ваг для неправильно класифікованих зразків та зменшення для правильно класифікованих.
5. Повторення процесу з новими вагами для наступної моделі в ансамблі.

Таким чином, AdaBoost створює послідовність базових моделей, кожна з яких фокусується на зразках, на яких попередні моделі припускалися великих помилок. Наприкінці навчання, передбачення кожної моделі поєднуються з вагами, щоб отримати підсумкове передбачення ансамблю.

AdaBoost має кілька переваг, включаючи високу точність на складних завданнях, стійкість до перенавчання та відносну простоту реалізації. Однак він також має свої обмеження, такі як чутливість до викидів даних. Тим не менш, завдяки своїй ефективності та універсальності, AdaBoost залишається популярним і широко використовується методом у галузі машинного навчання.

Крім AdaBoost, існують інші популярні алгоритми бустингу, такі як Gradient Boosting, XGBoost, LightGBM і CatBoost. Кожен із цих алгоритмів має свої особливості та переваги, що робить їх придатними для різних типів завдань та даних.

Бустинг має кілька переваг, таких як висока точність на складних завданнях і стійкість до перенавчання. Він також широко застосовується у різних галузях, включаючи фінанси, медицину, маркетинг та інші.

Однак бустинг також має свої обмеження. Наприклад, він може бути чутливий до викидів даних і вимогливий до обчислювальних ресурсів. Крім того, для досягнення оптимальної продуктивності необхідно ретельно налаштовувати параметри моделі.

В цілому, бустинг є потужним інструментом машинного навчання, який продовжує привертати увагу та знаходити широке застосування у різних галузях. Його здатність до створення точних та стійких прогностичних моделей робить його одним із ключових інструментів в аналізі даних та прийнятті рішень.

#### Список використаних джерел:

1. A Short Introduction to Boosting URL: <https://cseweb.ucsd.edu/~yfreund/papers/IntroToBoosting.pdf>
2. LightGBM: A Highly Efficient Gradient Boosting Decision Tree URL: <https://papers.nips.cc/paper/6907-lightgbm-a-highly-efficient-gradient-boosting-decision-tree.pdf>