

## ДОСЛІДЖЕННЯ РОБОТИ АЛГОРИТМУ GRADIENT BOOSTING ДЛЯ КЛАСИФІКАЦІЇ ТРАНСПОРТУ

Харченко А.І.

e-mail: anna.kharchenko@nure.ua

Науковий керівник – к.т.н., ас. Кобилін І. О.

Харківський національний університет радіоелектроніки, каф. ІНФ  
м. Харків, Україна

This study explores the application of the Gradient Boosting (GB) algorithm in classifying transport images, focusing on its performance and limitations. As an ensemble learning method, GB enhances classification accuracy through the sequential combination of multiple decision trees. The findings reveal that GB achieves an overall accuracy of 57%, with varying F1-scores across different transport categories. Although GB does not deliver near-perfect multi-class classification, it remains a viable approach for analyzing transport images within a reasonable range of accuracy.

Для реалізації функції класифікації зображень транспортних засобів часто застосовується алгоритм Gradient Boosting (GB). Алгоритм GB використовує модель, що групує дерева рішень для надання точного прогнозу класу зображень. Дана група дерев представлена як послідовність, де кожне наступне дерево покращує відповідь попереднього, підвищує точність з врахуванням коефіцієнту навчання.

Вхідними даними до алгоритму є 2948 кольорових зображень транспорту у форматі  $225 \times 225 \times 3$ , де визначено 7 класів. Алгоритм GB працює з вектором ознак розміром 151875 для кожного зображення.

У багатокласовій класифікації GB будує дерева рішень для кожного класу на кожній ітерації. Тобто алгоритм GB будує 5 моделей, де кожна модель групує  $M$  дерев. Алгоритм GB представлений за формулою:

$$G = \{F_k(x)\}_1^K$$

де  $F_k(x)$  – модель згрупованих дерев для класу  $k$ ,  $K$  – кількість класів зображень транспорту.

Кожна модель надає прогноз що є сумою попередніх прогнозів моделі на кожній ітерації, і воно представлено як позитивне або від'ємне число. Модель згрупованих дерев представлена за формулою:

$$F_k(x) = F_k^{(0)}(x) + \sum_{m=1}^M F_k^{(m)}(x) \quad (2)$$

де  $F_k(x)$  – передбачення моделі про приналежність зображення  $x$  до класу  $k$ ,  $F_k^{(0)}(x)$  – початкове передбачення моделі,  $M$  – кількість дерев рішень у моделі,  $F_k^{(m)}$  – передбачення моделі для класу  $k$  після  $m$  ітерації.

Прогноз моделі згрупованих дерев не є ймовірністю, а є лише оцінкою приналежності зображення до класу. Ця оцінка моделі перетворюється на ймовірність за допомогою функції:

$$p_k^m(x) = \frac{e^{F_k^m(x)}}{\sum_{j=1}^K e^{F_j^m(x)}} \quad (3)$$

де  $p_k^m(x)$  – ймовірність зображення належати до класу  $k$  на ітерації  $m$ ,  $F_k^m(x)$  – прогноз моделі для класу  $k$  на ітерації  $m$ .

Тобто у даній формулі враховуються прогнози всіх моделей і алгоритм GB обирає клас для якого ймовірність (3) є найбільшою. При тренуванні алгоритму розглядається, що початкове передбачення моделі для кожного класу дорівнює 0:

$$F_k^{(0)}(x) = 0 \quad (4)$$

При виконанні ітерації  $m$  для кожного класу  $k$  алгоритм спочатку перевіряє псевдо-залишок – похибку між фактичним значенням і ймовірністю об'єкта належати до класу з попередньої ітерації. Даний параметр показує як сильно ймовірність, отримана з прогнозу моделі, відрізняється від справжнього значення:

$$r_k^{(m)}(x) = y_k(x) - p_k^{(m-1)}(x) \quad (5)$$

де  $r_k^{(m)}(x)$  – псевдо-залишок для зображення  $x$  та класу  $k$  на ітерації  $m$ ,  $y_{i,k}$  – фактичне значення, що дорівнює або 0 якщо зображення  $x$  не належить до класу  $k$ , або 1 якщо належить,  $p_k^{(m-1)}(x_i)$  – ймовірність, отримана з прогнозу моделі згрупованих дерев  $F_k^{(m-1)}(x)$ , зображення належить до класу на  $m - 1$  ітерації.

Коли псевдо-залишок був визначений, алгоритм будує нове дерево рішень, яке навчається прогнозувати псевдо-залишок (5) для кожного вхідного зображення. Таким чином під час тренування дерево рекурсивно розподіляється на вузли так, щоб мінімувати суму квадратів залишків на кожному вузлі:

$$s = \sum_i^N (r_k^{(m)}(x) - \bar{r}_k^{(m)})^2$$

де  $r_k^{(m)}(x)$  – псевдо-залишок на ітерації  $m$  для зображення  $x$ ,  $\bar{r}_k^{(m)}(x)$  – середнє значення псевдо-залишку у поточному вузлі дерева,  $N$  – кількість зображень у поточному вузлі.

Алгоритм GB оновлює модель згрупованих дерев для зменшення псевдо-залишків з попередньої ітерації за допомогою натренованого дерева:

$$F_k^{(m)}(x) = F_k^{(m-1)}(x) + \eta h_k^{(m)}(x)$$

де  $F_k^{(m)}(x)$  – передбачення моделі для класу  $k$  після  $m$  ітерацій,  $F_k^{(m-1)}(x)$ -е попереднє передбачення моделі,  $h_k^{(m)}(x)$  – передбачення дерева для класу  $k$  на ітерації  $m$ ,  $\eta$  – коефіцієнт навчання.

Так як кожне зображення представлено як вектор ознак розміром 151875, вхідні дані необхідно нормалізувати для пришвидшення опрацювання даних. За допомогою методу головних компонент, розмір вектору ознак зменшено до 25. У таблиці представлений звіт по класифікації зображень натренованого алгоритму GB:

Клас	Влучність	Пригадування	F1-міра	К-ть зображень
Швидка Допомога	0.60	0.58	0.59	139
Велосипед	0.50	0.51	0.50	142
Автобус	0.60	0.58	0.59	156
Мотоцикл	0.62	0.68	0.65	259
Фургон	0.48	0.41	0.45	140
Точність класифікації	Н/З	Н/З	0.57	836

Точність класифікації алгоритмом є 57%, де алгоритму найкращіше класифікувати Фургон із значенням F1-міри 0.45, а клас Мотоцикл має найвище значення F1-міри 0.65. Точність алгоритма можна підвищити зі збільшенням вхідних даних та з урізноманітненням ракурсів транспорту.

Таким чином алгоритм Gradient Boosting не є інструментом що дасть майже 100% точність, проте алгоритм надає точність в межах 50-80%.

#### Список використаних джерел:

1. Гасті Т., Тібшірані Р., Фрідман Дж. Г The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction. 2-ге вид. Нью-Йорк : Springer, 2009. 745 с. [https://doi.org/10.1111/j.1751-5823.2009.00095\\_18.x](https://doi.org/10.1111/j.1751-5823.2009.00095_18.x).
2. Ке Г., Менг, К., Фінлі Т., Ванг Т. та ін LightGBM: a highly efficient gradient boosting decision tree. Нейронні системи обробки інформації : зб. тез доп. XXXI міжнар. наук. конф., 4-9 груд. 2017. С. 3149-3157. <https://dl.acm.org/doi/10.5555/3294996.3295074>
3. Фрідман Дж. Г. Greedy function approximation: A gradient boosting machine. Анналі статистики. 2001. № 5(29). С. 1189-1232. <https://doi.org/10.1214/aos/1013203451>.
4. Бодяньський Є.В., Винокурова О.А., Ізонін І.В., Кобилін І.О. та Мулеса П.П. Інтелектуальні системи прийняття рішень і проблеми обчислювального інтелекту: зб. міжнар. наук. конф., 22–26 трав. 2017 р. С. 247-248.