

ПРОГНОЗНА ЦІНОУТВОРЮЮЧА МОДЕЛЬ ДЛЯ ТОВАРІВ З ХОЛОДНИМ СТАРТОМ

Р.А. ВЕЛИЧКО, С.С. ДРІНЬ

В даній роботі була розроблена ціноутворююча модель для товарів з холодним стартом за допомогою моделей градієнтного бустингу.

Метод градієнтного бустингу (Gradient Boosting Decision Trees, GBDT) — це ансамблевий метод машинного навчання, який використовується для вирішення завдань регресії, класифікації та інших задач. Даний метод вперше був запропонований Джеромом Фрідманом в 1999 році.

Ми маємо навчальний набір даних, який складається з n спостережень. Кожне спостереження містить інформацію про ціну товару y_i та його ознаки (назву та категорію товару). Також, нам дано певний SKU, для якого ми хочемо здійснити прогноз ціни.

Позначимо навчальний набір як (x_i, y_i) , де x_i - вектор ознак i -го товару, y_i - його ціна. Наша мета - побудувати модель $F(x)$, яка прогнозує ціну для нового SKU на основі ознак товару x .

Модель градієнтного бустингу буде апроксимувати функцію $F(x)$ шляхом додавання слабких моделей у вигляді ансамблю. Кожна наступна модель намагатиметься покращити попередні прогнози шляхом апроксимації залишкової функції. Апроксимація

$$F(x) \approx F_0(x) + \sum_{m=1}^M h_m(x),$$

де $F_0(x)$ - це початкове базове значення, а $h_m(x)$ - вклад m -тої моделі.

Позначимо $F_m(x)$ - прогноз, зроблений моделлю після m ітерацій. При добавленні m -тої моделі, ми намагаємося мінімізувати наступну функцію втрат

$$L(y, F_{m-1}(x) + h(x)) = L(y - (F_{m-1}(x) + h(x)))^2,$$

де L - функція втрат (квадратична втрата), y - цільова змінна, $F_{m-1}(x)$ - прогноз, зроблений попередніми моделями, а $h(x)$ - нова модель, яку ми намагаємося навчити на цій ітерації.

На кожному кроці m ми шукаємо таку модель $h_m(x)$, яка мінімізує цю функцію втрат шляхом градієнтного спуску.

Градiєнт буде мати вигляд

$$\frac{\partial L}{\partial(F_{m-1}(x) + h(x))} = -2(y - (F_{m-1}(x) + h(x))).$$

Отже, після M ітерацій ми отримаємо модель у вигляді ансамблю

$$F_M(x) = F_0(x) + \sum_{m=1}^M h_m(x),$$

де $F_0(x)$ - початкове базове значення (середнє значення ціни в навчальному наборі), а $h_m(x)$ - вклад m -тої моделі.

Отже, для прогнозу нової ціни для заданого SKU за допомогою цін його найближчих сусідів за допомогою GBDT, ми будемо використовувати цю модель $F_M(x)$, де x - ознаки нового товару.

Для оцінки нашої моделі використовуються MSE (середньоквадратична помилка) та MAE (середня абсолютна помилка).

Середньоквадратична помилка (MSE) вимірює середньоквадратичну різницю між фактичними (y_i) та прогнозованими (\hat{y}_i) значеннями ціни товару для всіх n спостережень. Формула MSE

$$\text{MSE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2.$$

Середня абсолютна помилка (MAE) вимірює середню абсолютну різницю між фактичними (y_i) та прогнозованими (\hat{y}_i) значеннями ціни товару для всіх n спостережень. Формула MAE

$$\text{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|.$$

Отже використання ансамблю слабких моделей дозволяє досягти високої точності прогнозів, а градієнтний спуск на кожній ітерації допомагає покращувати результати. Дана модель може бути корисним інструментом для вирішення задач ціноутворення та прогнозування попиту на товари.

ЛІТЕРАТУРА

- [1] R. C. Blattberg, S. A. Neslin *Sales promotion: Concepts, methods, and strategies* // Prentice Hall Englewood Cliffs, NJ — 1990.
- [2] Jerome H. Friedman. *Greedy Function Approximation: A Gradient Boosting Machine*. 1999.
- [3] S. Malik., R. Harode, A. S. Kunwar *XGBoost: A Deep Dive into Boosting*.

НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ «КИЄВО-МОГИЛЯНСЬКА АКАДЕМІЯ», Київ, Україна
Email address: r.velychko@ukma.edu.ua

НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ «КИЄВО-МОГИЛЯНСЬКА АКАДЕМІЯ», Київ, Україна
Email address: svitlana.drin@ukma.edu.ua