

ОПТИМИЗАЦИЯ ФУНКЦИИ ПОТЕРЬ ГРАДИЕНТНЫМ СПУСКОМ В ЗАДАЧЕ РЕГРЕССИИ

И.В. Якутов, Н.Н. Шеломенцева

Ключевые слова: градиентный спуск, линейная регрессия, оптимизация, функция потерь, машинное обучение

Градиентный спуск — один из ключевых методов оптимизации в машинном обучении, позволяющий минимизировать функцию потерь и находить оптимальные параметры модели. В работе рассматривается его применение к задаче множественной линейной регрессии, демонстрирующее базовые принципы оптимизации. Представлена реализация алгоритма на Python с использованием NumPy, а также анализ сходимости и интерпретируемости модели.

В множественной линейной регрессии прогнозируемое значение целевой переменной выражается как:

$$\hat{y} = w_1x_1 + w_2x_2 + \dots + w_nx_n + b,$$

где w_i , $i = \overline{1, n}$ — веса модели, b — смещение. Для нахождения оптимальных параметров минимизируется среднеквадратическая ошибка (MSE):

$$L(w, b) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (y - \hat{y})^2.$$

Градиентный спуск итеративно корректирует параметры, двигаясь в направлении антиградиента:

$$w := w - \alpha \nabla_w L, \quad b := b - \alpha \nabla_b L,$$

где α — скорость обучения, а $\nabla_w L$, $\nabla_b L$ — градиенты функции потерь по весам и смещению.

Для демонстрации работы алгоритма использован набор данных Auto MPG, содержащий характеристики автомобилей и их топливную эффективность (мили на галлон, mpg). Реализация включала вычисление градиентов, обновление параметров и визуализация процесса оптимизации. Это позволило увидеть сходимость функции потерь и

интерпретировать влияние признаков на целевую переменную (**Error! Reference source not found.**).

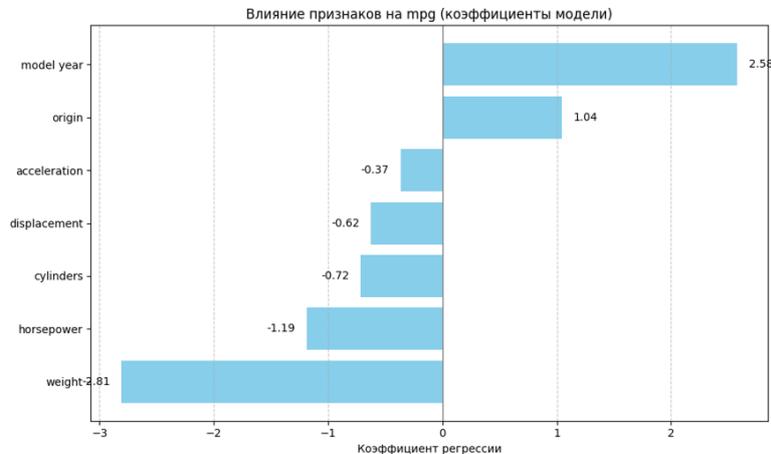


Рис.1. Интерпретация коэффициентов регрессии

Эксперимент подтвердил, что градиентный спуск эффективно находит оптимальные веса, обеспечивая интерпретируемость вклада каждого признака в целевую переменную [1]. Алгоритм продемонстрировал устойчивую сходимость при правильно подобранной скорости обучения. Наблюдалась зависимость скорости сходимости от выбора α (слишком высокие значения приводят к расходимости, низкие — к медленному обучению) [2].

Градиентный спуск является фундаментальным методом оптимизации, применимым как в простых линейных моделях, так и в сложных нейросетевых архитектурах (с адаптациями в виде Adam, RMSProp и др.). Его изучение на примере регрессии формирует основу для понимания более сложных алгоритмов машинного обучения.

Список литературы

1. Градиентный спуск простыми словами [Электронный ресурс] — URL: <https://habr.com/ru/articles/716380/> (дата обращения: 01.05.2025)

2. Оптимизация в ML [Электронный ресурс] — URL: <https://education.yandex.ru/handbook/ml/article/optimizaciya-v-ml> (дата обращения: 01.05.2025)