

Метод Монте-Карло в машинном обучении: исследовательский проект

Валентина Алексеева

17.06.2025

- Оценка устойчивости регрессионных моделей при случайных изменениях обучающей выборки
- Использование метода Монте-Карло (bootstrap sampling)
- Сравнение моделей по метрикам: MSE и R^2
- Применение на трёх реальных датасетах

- **Diabetes** — 442 записи, медицинские признаки, прогноз прогрессирования болезни
- **California Housing** — 20,000 записей, демографические и географические признаки
- **Energy Efficiency** — 768 зданий, теплопотери, архитектурные параметры

- Линейные модели:
 - Ridge,
 - Lasso,
 - ElasticNet
- Бустинговые модели:
 - GradientBoosting,
 - XGBoost,
 - CatBoost

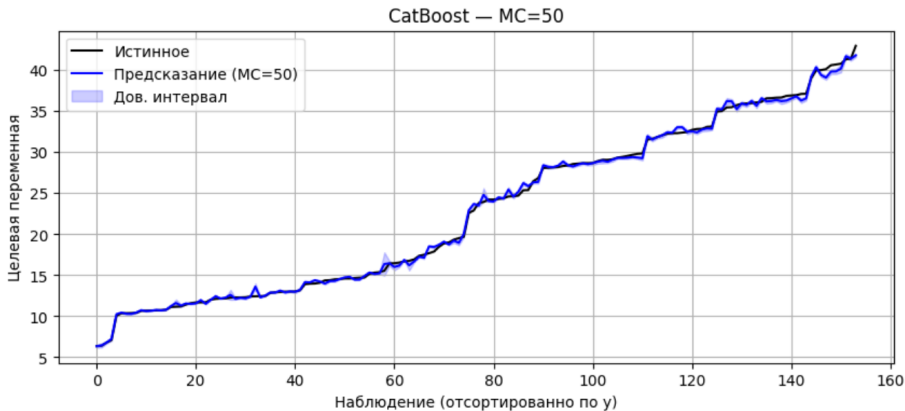
Метод Монте-Карло:

- N симуляций: 50 / 100 / 150
- Bootstrap-семплирование обучающей выборки
- Расчёт среднего предсказания, доверительных интервалов

- **MSE (Mean Squared Error)** — ошибка предсказания
- **R^2 (Коэффициент детерминации)** — доля объяснённой дисперсии
- Сравнение метрик до и после Монте-Карло
- Визуализация доверительных интервалов

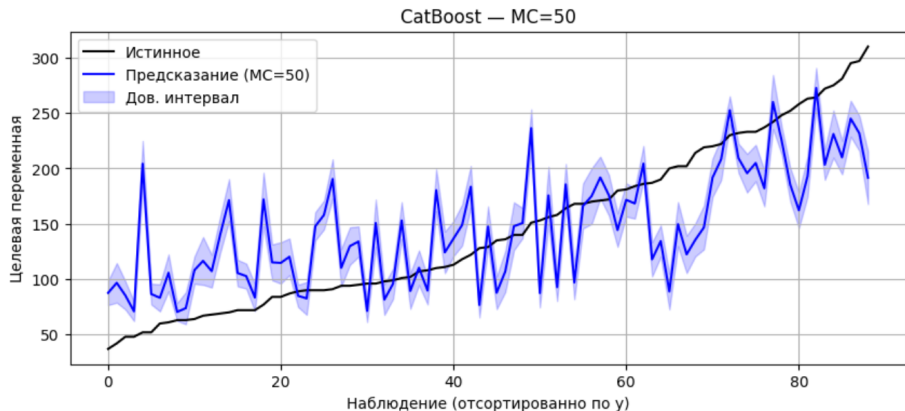
Пример: Energy Dataset

- Меньше доверительные интервалы
- Небольшой разброс



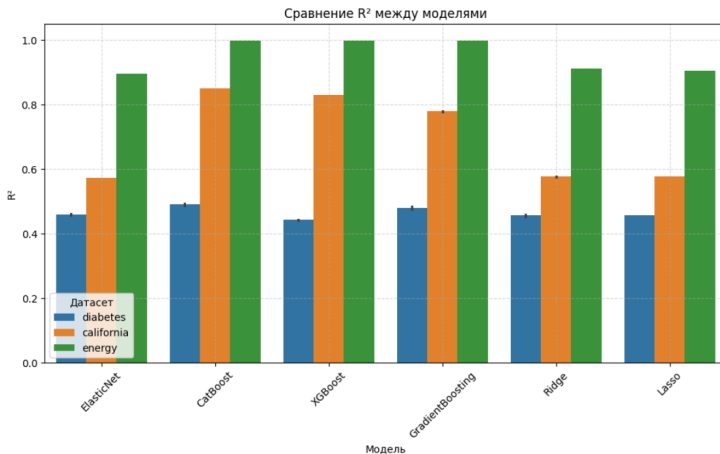
Пример: Diabetes Dataset

- Больше доверительные интервалы
- Большой разброс



Сравнение метрик R^2

- CatBoost показывает наилучшие результаты на всех датасетах
- Линейные модели (Ridge, Lasso, ElasticNet) хуже справляются с нелинейными зависимостями



- Бустинг лидирует по точности и устойчивости
- Линейные модели — хорошая базовая точка
- Метод Монте-Карло помогает:
 - количественно оценить вариативность
 - снизить переобучение
 - визуализировать доверие к предсказанию

Структура проекта

- Jupyter-ноутбук с экспериментами
 - README с описанием
 - Презентация
- Все файлы доступны в репозитории GitHub

Спасибо за внимание!