

# ЛЕКЦИЯ 11. Регуляризация: Lasso-регрессия — модель, которая выбирает главное

## Введение

В предыдущей лекции вы узнали, как регуляризация помогает **обуздать сложную модель**, удерживать коэффициенты от “разлёта” и снижать переобучение.

Ridge-регрессия делает модель **более устойчивой**, но она не может сказать вам:

“А какие переменные на самом деле важны, а какие просто мешают?”

**Lasso-регрессия** решает именно эту задачу.

## Когда вы строите модель с множеством переменных...

...вы можете столкнуться с проблемой:

- $R^2$  высокий,
- коэффициенты есть у всех переменных,
- но некоторые из них **почти ничего не значат**.

Они “висят” в модели, создают шум, снижают интерпретируемость, увеличивают сложность.

**Ваша цель:**

**упростить модель**, оставить только то, что действительно влияет на результат.

## Что такое Lasso-регрессия?

**Lasso (Least Absolute Shrinkage and Selection Operator)** — это метод регуляризации, который:

- “сжимает” коэффициенты,
- а незначимые — делает **точно нулевыми**,

- то есть **удаляет переменные из модели автоматически.**

## Формула:

$$y = b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_nx_n + \lambda * (|b_1| + |b_2| + \dots + |b_n|)$$

## Разница с Ridge:

- Ridge: штрафует квадраты ( $b^2$ )
- Lasso: штрафует модули ( $|b|$ )
- В результате: **Lasso может занулить переменные**, Ridge — нет

## Как это работает?

Без регуляризации	Ridge-регрессия	Lasso-регрессия
Все переменные в модели	Все в модели, но "сжаты"	Некоторые переменные = 0

## Пример

Вы изучаете, что влияет на академическую успеваемость:

- сон, стресс, мотивация, возраст, активность, питание, доход семьи

Обычная модель даст коэффициенты всем.

## Lasso-регрессия может сказать:

"Возраст и доход семьи не влияют — я убираю их".

В результате модель становится **короче, понятнее, проще в интерпретации.**

## Как выбрать $\lambda$ (лямбда)

Как и в Ridge:

- $\lambda = 0 \rightarrow$  обычная регрессия
- $\lambda \rightarrow$  большое  $\rightarrow$  модель становится жёсткой, может убрать всё
- Оптимальный  $\lambda$  подбирается через **кросс-валидацию** (об этом позже)

## Визуальное поведение

Если вы построите график коэффициентов при разных  $\lambda$  — то увидите:

- сначала все переменные имеют веса
- по мере роста  $\lambda$  — одни коэффициенты “тают”
- потом остаются 2–3 самых устойчивых признака



Это и есть “отбор признаков” — одна из задач Lasso.

## Когда использовать Lasso?

Ситуация	Lasso подходит?
Много переменных	✅ Да
Вы хотите выбрать только главное	✅ Да
Переменные коррелируют между собой	⚠️ Частично
Все признаки важны, но шумные	❌ Не очень

### Lasso vs Ridge

Характеристика	Ridge	Lasso
Удаляет переменные	❌ Нет	✅ Да
Сжимает коэффициенты	✅ Да	✅ Да
Лучше при сильной корреляции	✅ Да	⚠️ Не всегда
Делает модель компактной	⚠️ Нет	✅ Да

## Как сделать Lasso в курсе (Excel/Sheets)

Как и с Ridge, встроенной формулы нет,

но вы можете:

1. Построить обычную регрессию
2. Выделить переменные с **маленькими коэффициентами**
3. Ввести вручную  $\lambda * (|b_1| + |b_2| + \dots + |b_n|)$
4. Посмотреть, какие переменные “пропали” при добавлении штрафа

Если используете Python или Google Colab — можно показать студентам LassoCV из sklearn (по желанию).

## Использование ИИ

Инструмент	Что делает
ChatGPT	Объяснит, чем отличается Lasso от Ridge
Excel Copilot	Поможет сократить переменные вручную
Notion AI	Сформулирует объяснение в отчётном стиле

### Запрещено:

- Писать “Lasso убрал переменные”, если вы их не исключали
- Игнорировать объяснение, почему осталась та или иная переменная
- Использовать Lasso “для красоты”
- Сравнивать модели без единого критерия (например, без одинакового  $\lambda$ )

## Вывод



Lasso — это не просто техника.

Это мышление: **оставить главное, убрать лишнее.**

Вы превращаете сложную модель в **ясный инструмент принятия решений.**

И это делает вас ближе к реальной прикладной аналитике.