

LASSO — Least Absolute Shrinkage and Selection Operator,
два эквивалентных варианта постановки задачи:

$$Q(\alpha) = \|F\alpha - y\|^2 \rightarrow \min_{\alpha} \quad \text{при} \quad \sum_{j=1}^n |\alpha_j| \leq \kappa;$$

$$Q(\alpha) = \|F\alpha - y\|^2 + \tau \sum_{j=1}^n |\alpha_j| \rightarrow \min_{\alpha};$$

После замены переменных

$$\begin{cases} \alpha_j = \alpha_j^+ - \alpha_j^-; \\ |\alpha_j| = \alpha_j^+ + \alpha_j^-; \end{cases} \quad \alpha_j^+ \geq 0; \quad \alpha_j^- \geq 0.$$

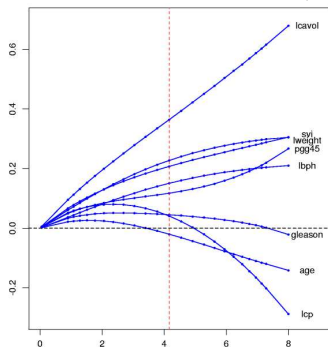
ограничения принимают канонический вид:

$$\sum_{j=1}^n \alpha_j^+ + \alpha_j^- \leq \kappa; \quad \alpha_j^+ \geq 0; \quad \alpha_j^- \geq 0.$$

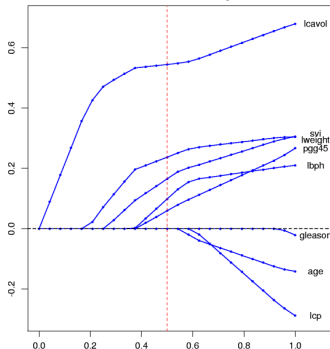
Чем меньше κ , тем больше j таких, что $\alpha_j^+ = \alpha_j^- = 0$.

Сравнение гребневой регрессии и Лассо

Зависимость $\{\alpha_j\}$ от $\frac{1}{\tau}$



Зависимость $\{\alpha_j\}$ от κ



Задача диагностики рака (prostate cancer, UCI)

T.Hastie, R.Tibshirani, J.Friedman. The Elements of Statistical Learning. Springer, 2001.

- Гребневая регрессия удобно вводится и интерпретируется через сингулярное разложение
- Гребневая регрессия сокращает веса признаков
- LASSO обнуляет веса признаков
- Оба метода имеют параметр регуляризации (селективности), позволяющий определять число признаков (сложность модели) по внешним критериям (по кросс-валидации).