

# Oracle inequalities for sign constrained generalized linear models

田上 悠太 リスク解析戦略センター 特任助教

## 背景

- データ取得技術の向上により、高次元データの研究利用が可能になっている。
  - マイクロアレイデータ
  - 画像データ
  - 財務データ
- 高次元データに対して、スパース推定という方法が用いられる。
  - Lasso (Tibshirani [1996])
  - SCAD (Fan and Li [2001])
  - MCP (Zhang et al. [2010])
  - ブリッジ回帰 (Frank and Friedman [1993])
  - Elastic net (Zou and Hastie [2005])
- これらの方法は、チューニングパラメータを含んでおり、それを選択しなければいけない問題がある。

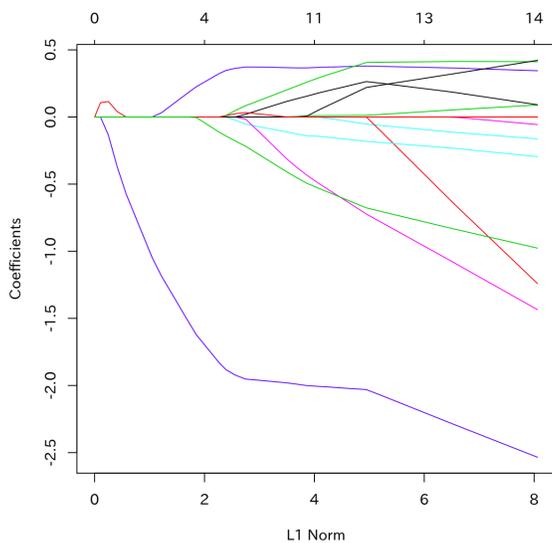
– Lasso

$$\hat{\beta} = \arg \min_{\beta} (\|\mathbf{y} - \mathbf{X}\beta\|_2^2 + \lambda \|\beta\|_1) \quad (1)$$

– Elastic net

$$\hat{\beta} = \arg \min_{\beta} (\|\mathbf{y} - \mathbf{X}\beta\|_2^2 + \lambda_2 \|\beta\|_2^2 + \lambda_1 \|\beta\|_1) \quad (2)$$

- チューニングパラメータの選び方によって大きく結果が変わってしまう問題がある (以下、Lassoの場合)。



- 本研究ではチューニングパラメータを含まない、Sign constrained regression という方法の統計的性質に関して研究した。

## 設定

確率空間  $(\Omega, \mathcal{F}, P)$  を考える。  $\mathbf{F}$  を実内積空間、  $L(f, \omega) : \mathbf{F} \times \Omega \rightarrow \mathbb{R}$  とする。また、  $L(f) = L(f, \cdot) \in L^1(P)$  とする。この時、  $\mathbf{F}$  をパラメータ空間、  $L(f)$  を  $f \in \mathbf{F}$  のロス関数と考える。そして、  $\bar{L} : \mathbf{F} \rightarrow \mathbb{R}$

$$\bar{L}(f) = E[L(f)], \quad f \in \mathbf{F}.$$

で期待損失を定義する。また、  $f^0 \in \mathbf{F}$

$$\bar{L}(f^0) = \min_{f \in \mathbf{F}} \bar{L}(f)$$

とする。更に、  $\mathcal{E} : \mathbf{F} \rightarrow [0, \infty)$

$$\mathcal{E}(f) = \bar{L}(f) - \bar{L}(f^0), \quad f \in \mathbf{F}.$$

で超過ロスを定義する。

この時、以下の  $f_{\beta}$  で  $f^0$  を推定する問題を考える。

$$f_{\beta} := \sum_{j=1}^p \beta_j \psi_j$$

ただし、  $\psi_1, \dots, \psi_p \in \mathbf{F}$ 。更に、以下の様に符号制約 (sign-constraint) を課した場合を考える。

$$L(f_{\hat{\beta}}) = \min_{\beta \succeq 0} L(f_{\beta}).$$

## 結果

仮定1(Convexity)  $\beta \mapsto L(f_{\beta}, \omega)$  は任意の  $\omega \in \Omega$  に対して、凸である。

仮定2(Quadratic margin) 以下を満たす  $c > 0$ 、  $\mathbf{F}_{\text{local}} \subset \mathbf{F}$  が存在する。

$$\forall f \in \mathbf{F}_{\text{local}}, \mathcal{E}(f) \geq c \|f - f^0\|^2$$

- $S \subset \{1, \dots, p\}$
- $\Sigma = (\Sigma^{ij})_{1 \leq i, j \leq p} = (\langle \psi_i, \psi_j \rangle)_{1 \leq i, j \leq p}$
- $\phi^2(L, S) = \min\{|\mathcal{S}| \beta^{\top} \Sigma \beta : \|\beta_{\mathcal{S}}\|_1 = 1, \|\beta_{\mathcal{S}^c}\| \leq L\}$
- $\beta^* = \arg \min_{\beta \succeq 0} \bar{L}(f_{\beta})$ .
- $\phi_{\text{pos}}^2(\Sigma) = \min\{\|f_{\beta}\|^2 : \|\beta\|_1 = 1, \beta \succeq 0\}$
- $\mathbf{Z}_M = \sup_{\beta: \|\beta - \beta^*\|_1 \leq M} |v(\beta) - v(\beta^*)|$
- $f^* = f_{\beta^*}$ ,  $\hat{f} = f_{\hat{\beta}}$ ,  $S_* = \{j : \beta_j^* \neq 0\}$  and  $s_* = |S_*|$

## 定理

仮定1、2、さらに  $\nu := \phi_{\text{pos}}^2(\Sigma) > 0$ 、  $\phi_*^2 := \phi^2(3C/\nu, S_*) > 0$ 、ただし、  $C := \max_{1 \leq j \leq p} \|\psi_j\|^2$  が満たされている時、  $\lambda > 0$  で

$$\varepsilon_{\lambda} = 4\mathcal{E}(f^*) + \frac{12}{c\phi_*^2} \left(1 + \frac{3C}{\nu}\right)^2 s_* \lambda^2, \quad M_{\lambda} = \varepsilon_{\lambda}/\lambda.$$

とする。また、  $f_{\beta} \in \mathbf{F}_{\text{local}}$  で  $\beta \in \mathbb{R}^p$  が  $\|\beta - \beta^*\|_1 \leq M$  を満たすとする。この時、  $\{\mathbf{Z}_{M_{\lambda}} \leq \varepsilon_{\lambda}\}$  において、

$$\|\hat{\beta} - \beta^*\|_1 \leq M_{\lambda} = \frac{4}{\lambda} \mathcal{E}(f^*) + \frac{12}{c\phi_*^2} \left(1 + \frac{3C}{\nu}\right)^2 s_* \lambda \quad (3)$$

さらに、

$$\mathcal{E}(\hat{f}) \leq \frac{5}{4} \varepsilon_{\lambda} = 5\mathcal{E}(f^*) + \frac{15}{c\phi_*^2} \left(1 + \frac{3C}{\nu}\right)^2 s_* \lambda^2 \quad (4)$$

## 参考文献

- Jianqing Fan and Runze Li. Variable selection via nonconcave penalized likelihood and its oracle properties. *Journal of the American statistical Association*, 96(456):1348–1360, 2001.
- LLdiko E Frank and Jerome H Friedman. A statistical view of some chemometrics regression tools. *Technometrics*, 35(2):109–135, 1993.
- Robert Tibshirani. Regression shrinkage and selection via the lasso. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*, pages 267–288, 1996.
- Cun-Hui Zhang et al. Nearly unbiased variable selection under minimax concave penalty. *The Annals of statistics*, 38(2):894–942, 2010.
- Hui Zou and Trevor Hastie. Regularization and variable selection via the elastic net. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology)*, 67(2):301–320, 2005.