

# Własności estymatorów regresji porządkowej z karą LASSO

Wojciech Rejchel

Uniwersytet Mikołaja Kopernika w Toruniu  
Uniwersytet Warszawski

Badania sfinansowane ze środków Narodowego Centrum Nauki przyznanych w ramach finansowania stażu po uzyskaniu stopnia naukowego doktora, DEC-2014/12/S/ST1/00344.

# Regresja porządkowa

- $Z = (X, Y)$ ,  $Z' = (X', Y')$  - niezależne wektory losowe o tym samym rozkładzie  $P$
- $X, X' \in \mathcal{X}$ ,  $Y, Y' \in \mathcal{Y} \subset \mathbb{R}$

# Regresja porządkowa

- $Z = (X, Y)$ ,  $Z' = (X', Y')$  - niezależne wektory losowe o tym samym rozkładzie  $P$
- $X, X' \in \mathcal{X}$ ,  $Y, Y' \in \mathcal{Y} \subset \mathbb{R}$
- $X, X'$  - obserwowane wektory cech
- $Y, Y'$  - nieznanne zmienne losowe

# Regresja porządkowa

- $z$  jest "lepszy" niż  $z'$ , jeśli  $y > y'$

## Regresja porządkowa

- $z$  jest "lepszy" niż  $z'$ , jeśli  $y > y'$
- Reguła rangująca  $f : \mathcal{X} \times \mathcal{X} \rightarrow \mathbb{R}$

## Regresja porządkowa

- $z$  jest "lepszy" niż  $z'$ , jeśli  $y > y'$
- Reguła rangująca  $f : \mathcal{X} \times \mathcal{X} \rightarrow \mathbb{R}$

jeśli  $f(x, x') > 0$ , to przewidujemy  $y > y'$

## Regresja porządkowa

- $z$  jest "lepszy" niż  $z'$ , jeśli  $y > y'$
- Reguła rangująca  $f : \mathcal{X} \times \mathcal{X} \rightarrow \mathbb{R}$

jeśli  $f(x, x') > 0$ , to przewidujemy  $y > y'$

- Minimalizacja ryzyka

$$Q(f) = \mathbf{E} \phi [\text{sign}(Y - Y') f(X, X')]$$

## Regresja porządkowa

- $z$  jest "lepszy" niż  $z'$ , jeśli  $y > y'$
- Reguła rangująca  $f : \mathcal{X} \times \mathcal{X} \rightarrow \mathbb{R}$

jeśli  $f(x, x') > 0$ , to przewidujemy  $y > y'$

- Minimalizacja ryzyka

$$Q(f) = \mathbf{E} \phi [\text{sign}(Y - Y') f(X, X')]$$

- $\phi : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$  - funkcja straty



## Regresja porządkowa

- $z$  jest "lepszy" niż  $z'$ , jeśli  $y > y'$
- Reguła rangująca  $f : \mathcal{X} \times \mathcal{X} \rightarrow \mathbb{R}$

jeśli  $f(x, x') > 0$ , to przewidujemy  $y > y'$

- Minimalizacja ryzyka

$$Q(f) = \mathbf{E} \phi [\text{sign}(Y - Y') f(X, X')]$$

- $\phi : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$  - funkcja straty

$$\bar{f} = \arg \min_{f \in \mathbb{F}} Q(f)$$

# Regresja porządkowa

- $Z_1 = (X_1, Y_1), \dots, Z_n = (X_n, Y_n)$  - niezależne kopie  $Z$

# Regresja porządkowa

- $Z_1 = (X_1, Y_1), \dots, Z_n = (X_n, Y_n)$  - niezależne kopie  $Z$
- Minimalizacja ryzyka empirycznego

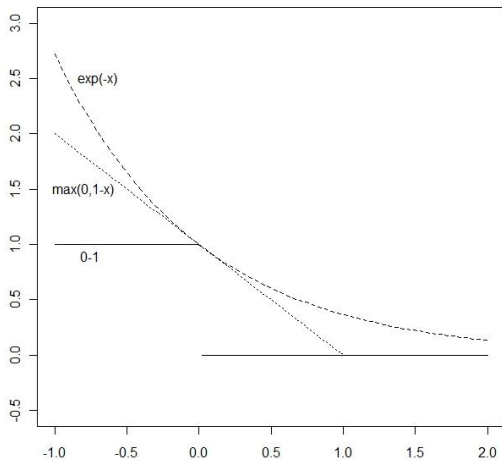
$$Q_n(f) = \frac{1}{n(n-1)} \sum_{1 \leq i \neq j \leq n} \phi[\text{sign}(Y_i - Y_j) f(X_i, X_j)]$$

# Regresja porządkowa

- $Z_1 = (X_1, Y_1), \dots, Z_n = (X_n, Y_n)$  - niezależne kopie  $Z$
- Minimalizacja ryzyka empirycznego

$$Q_n(f) = \frac{1}{n(n-1)} \sum_{1 \leq i \neq j \leq n} \phi[\text{sign}(Y_i - Y_j) f(X_i, X_j)]$$

$$\arg \min_{f \in \mathcal{F}} Q_n(f), \quad \mathcal{F} \subset \mathbb{F}$$



# Kara LASSO

- $\psi_1, \dots, \psi_m : \mathcal{X} \times \mathcal{X} \rightarrow \mathbb{R}$  - funkcje bazowe

# Kara LASSO

- $\psi_1, \dots, \psi_m : \mathcal{X} \times \mathcal{X} \rightarrow \mathbb{R}$  - funkcje bazowe



$$\mathcal{F} = \left\{ f_{\theta}(x, x') = \sum_{k=1}^m \theta_k \psi_k(x, x') : \theta \in \Theta \subset \mathbb{R}^m \right\}$$

# Kara LASSO

- $\psi_1, \dots, \psi_m : \mathcal{X} \times \mathcal{X} \rightarrow \mathbb{R}$  - funkcje bazowe



$$\mathcal{F} = \left\{ f_{\theta}(x, x') = \sum_{k=1}^m \theta_k \psi_k(x, x') : \theta \in \Theta \subset \mathbb{R}^m \right\}$$

- $\mathcal{X} = \mathbb{R}^m$

$$\psi_k(x, x') = x_k - x'_k$$



# Kara LASSO

- $\psi_1, \dots, \psi_m : \mathcal{X} \times \mathcal{X} \rightarrow \mathbb{R}$  - funkcje bazowe



$$\mathcal{F} = \left\{ f_{\theta}(x, x') = \sum_{k=1}^m \theta_k \psi_k(x, x') : \theta \in \Theta \subset \mathbb{R}^m \right\}$$

- $\mathcal{X} = \mathbb{R}^m$

$$\psi_k(x, x') = x_k - x'_k$$

$$f_{\theta}(x, x') = \theta^T (x - x')$$

# Kara LASSO

- $$Q_n(f_\theta) = \frac{1}{n(n-1)} \sum_{i \neq j} \phi[\text{sign}(Y_i - Y_j) f_\theta(X_i, X_j)]$$

# Kara LASSO

- $$Q_n(f_\theta) = \frac{1}{n(n-1)} \sum_{i \neq j} \phi [\text{sign}(Y_i - Y_j) f_\theta(X_i, X_j)]$$

- $$f_{\hat{\theta}} = \arg \min_{\theta} Q_n(f_\theta) + \lambda_n \sum_{k=1}^m |\theta_k|$$

# Kara LASSO



$$Q_n(f_\theta) = \frac{1}{n(n-1)} \sum_{i \neq j} \phi[\text{sign}(Y_i - Y_j) f_\theta(X_i, X_j)]$$



$$f_{\hat{\theta}} = \arg \min_{\theta} Q_n(f_\theta) + \lambda_n \sum_{k=1}^m |\theta_k|$$

- Tarigan, van de Geer (2006), van de Geer (2008), Bickel, Ritov, Tsybakov (2009)

# Założenia

- 1 funkcja straty  $\phi$  jest wypukła

# Założenia

1 funkcja straty  $\phi$  jest wypukła

2

$$\forall 1 \leq k \leq m \quad \forall x, x' \quad |\psi_k(x, x')| \leq \sqrt{\frac{n}{\log m}}$$

# Założenia

1 funkcja straty  $\phi$  jest wypukła

2

$$\forall 1 \leq k \leq m \quad \forall x, x' \quad |\psi_k(x, x')| \leq \sqrt{\frac{n}{\log m}}$$

3  $(\mathbb{F}, \|\cdot\|)$

# Założenia

1 funkcja straty  $\phi$  jest wypukła

2

$$\forall_{1 \leq k \leq m} \forall_{x, x'} \quad |\psi_k(x, x')| \leq \sqrt{\frac{n}{\log m}}$$

3  $(\mathbb{F}, \|\cdot\|)$

$$\exists_{B>0} \quad \forall_{f_\theta \in \mathcal{F}} \quad \|f_\theta - \bar{f}\|^2 \leq B \left[ Q(f_\theta) - Q(\bar{f}) \right]$$



## Założenia - warunek zgodności (WZ)

$$S \subset \{1, \dots, m\} \text{ oraz } S' = \{1, \dots, m\} \setminus S$$

## Założenia - warunek zgodności (WZ)

$S \subset \{1, \dots, m\}$  oraz  $S' = \{1, \dots, m\} \setminus S$

$\theta_S : (\theta_S)_k = \theta_k \mathbb{I}(k \in S), \quad k = 1, \dots, m$

## Założenia - warunek zgodności (WZ)

$$S \subset \{1, \dots, m\} \text{ oraz } S' = \{1, \dots, m\} \setminus S$$

$$\theta_S : (\theta_S)_k = \theta_k \mathbb{I}(k \in S), \quad k = 1, \dots, m$$

$$\theta = \theta_S + \theta_{S'}$$

## Założenia - warunek zgodności (WZ)

$$S \subset \{1, \dots, m\} \text{ oraz } S' = \{1, \dots, m\} \setminus S$$

$$\theta_S : (\theta_S)_k = \theta_k \mathbb{I}(k \in S), \quad k = 1, \dots, m$$

$$\theta = \theta_S + \theta_{S'}$$

- Zbiór  $S$  spełnia warunek zgodności, o ile istnieje stała  $A(S) > 0$  taka, że

$$|\theta_S|_1^2 \leq \frac{\|f_\theta\|^2 |S|}{A(S)}$$

dla wszystkich  $\theta \in \mathbb{R}^m$  spełniających  $|\theta_{S'}|_1 \leq 3|\theta_S|_1$ .

## Założenia - warunek zgodności (WZ)

- $\psi(x, x') = [\psi_1(x, x'), \dots, \psi_m(x, x')]^T$

## Założenia - warunek zgodności (WZ)

- $\psi(x, x') = [\psi_1(x, x'), \dots, \psi_m(x, x')]^T$
- $\Sigma = \mathbf{E} \psi(X, X')\psi^T(X, X')$

## Założenia - warunek zgodności (WZ)

- $\psi(x, x') = [\psi_1(x, x'), \dots, \psi_m(x, x')]^T$
- $\Sigma = \mathbf{E} \psi(X, X')\psi^T(X, X')$
- $\|f_\theta\|^2 := \mathbf{E} f_\theta^2(X, X') = \theta^T \Sigma \theta$

## Założenia - warunek zgodności (WZ)

- $\psi(x, x') = [\psi_1(x, x'), \dots, \psi_m(x, x')]^T$
- $\Sigma = \mathbf{E} \psi(X, X')\psi^T(X, X')$
- $\|f_\theta\|^2 := \mathbf{E} f_\theta^2(X, X') = \theta^T \Sigma \theta$
  
- Najmniejsza wartość własna  $\rho$  jest dodatnia



## Założenia - warunek zgodności (WZ)

- $\psi(x, x') = [\psi_1(x, x'), \dots, \psi_m(x, x')]^T$
- $\Sigma = \mathbf{E} \psi(X, X') \psi^T(X, X')$
- $\|f_\theta\|^2 := \mathbf{E} f_\theta^2(X, X') = \theta^T \Sigma \theta$
- Najmniejsza wartość własna  $\rho$  jest dodatnia

$$\forall \theta \in \mathbb{R}^m \quad \|\theta\|_2^2 \leq \frac{\|f_\theta\|^2}{\rho}$$

# Wyrocznia

- $S_\theta = \{1 \leq k \leq m : \theta_k \neq 0\}$

# Wyrocznia

- $S_\theta = \{1 \leq k \leq m : \theta_k \neq 0\}$
- $\Theta_1 = \{\theta \in \Theta : S_\theta \text{ spełnia (WZ)}\}$

# Wyrocznia

- $S_\theta = \{1 \leq k \leq m : \theta_k \neq 0\}$
- $\Theta_1 = \{\theta \in \Theta : S_\theta \text{ spełnia (WZ)}\}$

- 

$$\theta^* = \arg \min_{\theta \in \Theta_1} \left\{ Q(f_\theta) - Q(\bar{f}) + \frac{\lambda_n^2 |S_\theta|}{A^2(\theta)} \right\}$$

# Nierówności z wyrocznią

- Z prawdopodobieństwem  $\geq 1 - \frac{1}{m^2}$

$$Q(f_{\hat{\theta}}) - Q(\bar{f}) \leq C_1 \left[ Q(f_{\theta^*}) - Q(\bar{f}) + \frac{\lambda_n^2 |S_{\theta^*}|}{A^2(\theta^*)} \right]$$

# Nierówności z wyrocznią

- Z prawdopodobieństwem  $\geq 1 - \frac{1}{m^2}$

$$Q(f_{\hat{\theta}}) - Q(\bar{f}) \leq C_1 \left[ Q(f_{\theta^*}) - Q(\bar{f}) + \frac{\lambda_n^2 |S_{\theta^*}|}{A^2(\theta^*)} \right]$$

$$\lambda_n = C_2 \sqrt{\frac{\log m}{n}}$$

# Nierówności z wyrocznią

- Z prawdopodobieństwem  $\geq 1 - \frac{1}{m^2}$

$$Q(f_{\hat{\theta}}) - Q(\bar{f}) \leq C_1 \left[ Q(f_{\theta^*}) - Q(\bar{f}) + \frac{\lambda_n^2 |S_{\theta^*}|}{A^2(\theta^*)} \right]$$

$$\lambda_n = C_2 \sqrt{\frac{\log m}{n}}$$

- $m \sim n^d$  dla  $d \geq 1$

# Nierówności z wyrocznią

- Z prawdopodobieństwem  $\geq 1 - \frac{1}{m^2}$

$$|\hat{\theta} - \theta^*|_1 \leq C_1 \left[ Q(f_{\theta^*}) - Q(\bar{f}) + \frac{\lambda_n^2 |S_{\theta^*}|}{A^2(\theta^*)} \right]$$



# Nierówności z wyrocznią

- Z prawdopodobieństwem  $\geq 1 - \frac{1}{m^2}$

$$|\hat{\theta} - \theta^*|_1 \leq C_1 \left[ Q(f_{\theta^*}) - Q(\bar{f}) + \frac{\lambda_n^2 |S_{\theta^*}|}{A^2(\theta^*)} \right]$$

- 

$$|\hat{\theta} - \theta^*|_1 \leq \frac{\log m}{n}$$

## Bibliografia

Bickel, P. J., Ritov, Y., Tsybakov, A., B. (2009). *Simultaneous analysis of Lasso and Dantzig selector*. *Annals of Statistics* 37, 1705–1732.

Bühlmann, P., van de Geer, S. (2011). *Statistics for high-dimensional data: methods, theory and applications*. Springer.

Tarigan, B., van de Geer, S. (2006). *Classifiers of support vector machine type with  $l_1$  penalty*. *Bernoulli* 12, 1045–1076.

Tibshirani, R. (1996). *Regression shrinkage and selection via the lasso*. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B* 58, 267–288.

van de Geer, S. (2008). *High-dimensional generalized linear models and the Lasso*. *Annals of Statistics* 36, 614–645.