

Зад 1

## 1. Базовая задача МНК.

## Теоретический вопрос 1.

Пусть дана выборка точек  $y_i$ . Решите аналитически задачу МНК, моделируя данные постоянной величиной  $\hat{y}$ , что отвечает минимизации функции потерь

$$L = \sum_{i=1}^l (y_i - \hat{y})^2 \rightarrow \min_{\hat{y}}.$$

## Теоретический вопрос 2.

Покажите, что прямая, построенная по методу МНК, всегда проходит через точку  $(\bar{x}, \bar{y})$ , где  $\bar{x}$  и  $\bar{y}$  - выборочные средние. Обобщите на случай многомерной регрессии.

$$\text{Зад 1} \quad L = \sum_{i=1}^l (y_i - \hat{y})^2 \rightarrow \min$$

$$\frac{\partial L}{\partial \hat{y}} = -2 \sum_{i=1}^l (y_i - \hat{y}) = 0 \Rightarrow \sum_{i=1}^l (y_i - \hat{y}) = 0 \Rightarrow \sum_{i=1}^l y_i - l\hat{y} = 0 \Rightarrow \hat{y} = \frac{\sum_{i=1}^l y_i}{l} = \bar{y}$$

$$\text{Зад 2} \quad L = \sum_{i=1}^l (y_i - kx_i - b)^2$$

$$\frac{\partial L}{\partial k} = \sum_{i=1}^l -2(y_i - kx_i - b)x_i = 0; \quad \frac{\partial L}{\partial b} = \sum_{i=1}^l -2(y_i - kx_i - b) = 0 \Rightarrow \begin{cases} \sum_{i=1}^l y_i - lb - k \sum_{i=1}^l x_i = 0 & | : l \\ \sum_{i=1}^l y_i x_i - lb \sum_{i=1}^l x_i - k \sum_{i=1}^l x_i^2 = 0 & | : l \end{cases}$$

$y - b - k\bar{x} = 0 \Rightarrow$  проходит ч/з  $(\bar{x}, \bar{y})$

многомерная регрессия:  $L = \sum_{i=1}^n (y_i - \sum_{j=1}^m k_j x_{ji} - b)^2 \Rightarrow \frac{\partial L}{\partial b} = -2 \sum_{i=1}^n (y_i - \sum_{j=1}^m k_j x_{ji} - b) = 0$

$$\sum_{i=1}^n y_i - nb - \sum_{j=1}^m (\sum_{i=1}^n k_j x_{ji}) = 0 \quad | : n$$

$$\bar{y} - b - \sum_{j=1}^m \bar{k}_j \bar{x}_j = 0 \Rightarrow \text{проходит ч/з } (\bar{x}_1, \dots, \bar{x}_m, \bar{y})$$

Зад 2

## 2. Централизация признаков и МНК.

Покажите, что следующие две процедуры приводят к одинаковому результату:

1. В матрице объект-признак  $X$  из каждого столбца вычитается среднее по столбцу (централизация признаков). После этого вычисляется  $(X^T X)^{-1}$ .
2. К матрице  $X$  дописывается в конец столбец, состоящий из одних единиц. Вычисляется  $(X^T X)^{-1}$  и в получившейся матрице вычеркивается последний столбец и последняя строка.

Зад 1 Рассмотрим  $\mu = \frac{1}{n} \begin{pmatrix} \sum_{i=1}^n x_{i1} \\ \vdots \\ \sum_{i=1}^n x_{im} \end{pmatrix}$  - трансп. строка со средними знач. по столбцам

$$X_1 = X - \mathbb{1}_n \mu^T \Rightarrow X_1^T = X^T - \mu \mathbb{1}_n^T$$

$$\bullet X_1^T X_1 = (X^T - \mu \mathbb{1}_n^T)(X - \mathbb{1}_n \mu^T) = X^T X - X^T \mathbb{1}_n \mu^T - \mu \mathbb{1}_n^T X + \mu \mathbb{1}_n^T \mathbb{1}_n \mu^T = X^T X - \eta \mu \mu^T - \mu \mu^T + \eta \mu \mu^T =$$

$$= X^T X - \eta \mu \mu^T$$

$$\bullet (X_1^T X_1)^{-1} = (X^T X - \eta \mu \mu^T)^{-1}$$

Зад 2 Рассмотрим  $X_2 = (X | \mathbb{1}_n)$ ;  $X_i$  - столбцы  $X$

$$X_2^T X_2 = \begin{pmatrix} X^T & \mathbb{1}_n^T \\ \mathbb{1}_n^T X & \mathbb{1}_n^T \mathbb{1}_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} X^T X & X^T \mathbb{1}_n \\ \mathbb{1}_n^T X & n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} X^T X & \sum_{i=1}^n x_i \\ \sum_{i=1}^n x_i^T & n \end{pmatrix}$$

$\begin{pmatrix} A & B \\ C & D \end{pmatrix}^{-1} = // \text{пре } A, B, C, D - // \text{по матрицам} //$   $= \begin{pmatrix} A^{-1} + A^{-1} B H^{-1} C A^{-1} & -A^{-1} B H^{-1} \\ -H^{-1} C A^{-1} & H^{-1} \end{pmatrix}$ , где  $H = D - C A^{-1} B$

У нас  $A = X^T X$ ,  $B = X^T \mathbb{1}_n$ ,  $C = \mathbb{1}_n^T X$ ,  $D = n$ ,  $H = n - \mathbb{1}_n^T X (X^T X)^{-1} X^T \mathbb{1}_n \in \mathbb{R}$

Тогда  $\begin{pmatrix} (X^T X)^{-1} + \frac{(X^T X)^{-1} X^T \mathbb{1}_n \mathbb{1}_n^T X (X^T X)^{-1}}{n - \mathbb{1}_n^T X (X^T X)^{-1} X^T \mathbb{1}_n} & X^T (X - \eta \mu \mu^T)^{-1} \\ \dots & \dots \end{pmatrix} \times (X^T X - \eta \mu \mu^T) = E - n (X^T X)^{-1} \mu \mu^T +$

$$+ n (X^T X)^{-1} \dots$$

Тогда 
$$\left( (X^T X)^{-1} + \frac{n^{-1} \mu \mu^T (X^T X)^{-1} \mu}{1 - \mu^T (X^T X)^{-1} \mu} \right) X (X^T X - \mu \mu^T) = E - n^{-1} \mu \mu^T +$$

$$+ \frac{n (X^T X)^{-1} \mu \mu^T}{1 - \mu^T (X^T X)^{-1} \mu} - \frac{n^2 (X^T X)^{-1} \mu (\mu^T (X^T X)^{-1} \mu) \mu^T}{1 - \mu^T (X^T X)^{-1} \mu} = E + \frac{-n (X^T X)^{-1} \mu \mu^T + n (X^T X)^{-1} \mu \mu^T (X^T X)^{-1} \mu}{1 - \mu^T (X^T X)^{-1} \mu} +$$

$$+ \frac{n (X^T X)^{-1} \mu \mu^T - n^2 (X^T X)^{-1} \mu \mu^T (X^T X)^{-1} \mu \mu^T}{1 - \mu^T (X^T X)^{-1} \mu} = E \quad \text{и т.д.}$$

$f_1 = x^2 \quad f_2 = \sin x$   
 $x_1 = 1, x_2 = 2, x_3 = 3$   
 $\sigma_X = \begin{pmatrix} 1 & \sin 1 & 1 \\ 4 & \sin 2 & 1 \\ 9 & \sin 3 & 1 \end{pmatrix}$

### 3. Геометрический смысл псевдообратной матрицы.

На лекции обсуждалось, что метод наименьших квадратов - это способ поставить задачу о решении переопределенной системы  $Xw = y$ , которая имеет явный ответ, выражающийся через левую псевдообратную матрицу для  $X$ . Для недоопределенной системы  $Xw = y$  (имеющей бесконечно много решений) можно поставить задачу о поиске решения с минимальной  $l_2$ -нормой весов  $\|w\|^2 = w^T w$ . Решите такую задачу и покажите, что ответ выражается через правую псевдообратную матрицу для  $X$ . Считайте, что прямоугольная матрица  $X$  имеет полный ранг (максимально возможный).

$Xw = y$  (где  $X$  -  $n \times l$ ,  $w$  -  $l \times 1$ ,  $y$  -  $n \times 1$ )

$\|w\|^2 = w^T w = w^* w$ . Хотим найти  $\min \|w\|^2$  при  $Xw = y$ ; 1 - столбец м.м. Лагранжа

$$\mathcal{L}(w; \lambda) = w^T w + \lambda^T (Xw - y) \Rightarrow \begin{cases} \mathcal{L}'_w = 2w + X^T \lambda = 0 \\ \mathcal{L}'_\lambda = Xw - y = 0 \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} w = -\frac{1}{2} X^T \lambda \\ -\frac{1}{2} X X^T \lambda = y \end{cases}$$

$\lambda = -2 (X X^T)^{-1} y \Rightarrow w = X^T (X X^T)^{-1} y$

### 4. Матрица объект-признак.

#### Теоретический вопрос 1.

Пусть  $X$  - матрица объект-признак (размерность  $l \times F$ ), для которой сингулярное разложение имеет вид  $X = V \sqrt{\Lambda} U^T$ . После понижения размерности данных с помощью метода главных компонент, в диагональной матрице  $\Lambda = \text{diag} \{ \lambda_1 \geq \dots \geq \lambda_F \}$  оставляются только  $\tilde{F}$  наибольших сингулярных чисел:  $\tilde{\Lambda} = \text{diag} \{ \lambda_1 \geq \dots \geq \lambda_{\tilde{F}} \}$ . При этом данные, как правило, можно восстановить только с некоторой ошибкой:  $\tilde{X} = V \sqrt{\tilde{\Lambda}} U^T \neq X$ . Покажите, что  $L_2$  норма ошибки выражается через сумму по оставшимся сингулярным числам:

$$\frac{1}{l} \|X - \tilde{X}\|^2 = \sum_{i=\tilde{F}+1}^F \lambda_i$$

#### Теоретический вопрос 2.

Покажите, что сингулярный вектор матрицы  $X$ , отвечающий наибольшему сингулярному числу, является решением задачи

$$u = \operatorname{argmax}_{\|u\|=1} (Xu)^2,$$

где подразумевается матричное умножение  $X$  на  $u$ .

1)  $X - \tilde{X} = V (\sqrt{\Lambda} - \sqrt{\tilde{\Lambda}}) U^T = V \begin{pmatrix} 0 & 0 & \dots & \sqrt{\lambda_{\tilde{F}+1}} & \dots & \sqrt{\lambda_F} \end{pmatrix} U^T \Rightarrow \frac{1}{l} \|X - \tilde{X}\|^2 = \sum_{i=\tilde{F}+1}^F \lambda_i$

2)  $u = \operatorname{argmax}_{\|u\|=1} (Xu)^2 \Rightarrow X^T Xu = \lambda_{\max} u$

$(Xu)^2 = u^T X^T Xu = u^T \lambda_{\max} u = \lambda_{\max}$ , а больше не может быть тк  $\sqrt{\lambda_{\max}}$  - макс. увел. нормы вектора от оператора  $X$

### 5. Геометрический смысл сингулярного разложения.

#### Теоретический вопрос 1.

Пусть дан набор точек на плоскости  $(x_i, y_i)$ , для которых выборочные средние  $\bar{x}$  и  $\bar{y}$  равны нулю. Покажите, что сингулярный вектор для матрицы объект-признак, отвечающий наибольшему сингулярному числу, задает прямую  $a$  (проходящую через начало координат), которая является решением следующей задачи оптимизации:

$$L' = \sum_{i=1}^N \text{distance}^2 [(x_i, y_i); a] \rightarrow \min_a,$$

где  $\text{distance} [(x_i, y_i); a]$  - расстояние от точки  $(x_i, y_i)$  до прямой  $a$  (равное длине перпендикуляра). Обратите внимание, что такая задача отличается от задачи МНК, в которой расстояние от точки до аппроксимирующей прямой вычисляется не по перпендикуляру, а вдоль оси  $y$ , отвечающей целевой переменной.



где  $\text{distance}[(x_i, y_i); a]$  - расстояние от точки  $(x_i, y_i)$  до прямой  $a$  (равное длине перпендикуляра). Обратите внимание, что такая задача отличается от задачи МНК, в которой расстояние от точки до аппроксимирующей прямой вычисляется не по перпендикуляру, а вдоль оси  $y$ , отвечающей целевой переменной.

### Теоретический вопрос 2.

Пусть дан набор из  $N$  точек в трехмерном пространстве  $X_{i\alpha}, i \in \{1, \dots, N\}, \alpha \in \{1, 2, 3\}$ . Покажите, что задача нахождения сингулярных чисел матрицы  $X$  эквивалентна нахождению главных моментов инерции твердого тела, составленного из набора точечных масс, расположенных в точках  $(X_{i1}, X_{i2}, X_{i3})$  (можно представлять себе, что точечные массы соединены между собой невесомыми и абсолютно жесткими стержнями).

2) 
$$J = \begin{pmatrix} J_{xx} & -J_{xy} & -J_{xz} \\ -J_{yx} & J_{yy} & -J_{yz} \\ -J_{zx} & -J_{zy} & J_{zz} \end{pmatrix}, \quad J_{xx} = \sum_{j=1}^N (y_j^2 + z_j^2), \quad J_{xy} = \sum_{j=1}^N x_j y_j$$
  

$$\Rightarrow J_{ij} = \left( \sum_{k=1}^N x_{kj}^2 \right) \delta_{ij} + x_{ki} x_{kj} \Rightarrow J = \sum_{k=1}^N x_k^2 E - X^T X = \|X\|_F^2 E - X^T X$$
  
 Тогда  $\lambda_{my} = \|X\|_F^2 - \lambda_{mx} = \|X\|_F^2 - \sum m_x$

1)  $\lambda_{my} = \|X\|_F^2 - \lambda_{mx} \Rightarrow$  максимальному собственному числу соответствует минимальный момент инерции в главных осях относительно оси  $x = y^2 + z^2 = J_x \Rightarrow$  и т.д.