

Восстановление зависимостей.

Домашнее задание №5

Задача 1

$$\begin{aligned} R_{\text{ВЫХ}}(t_1, t_2) &= E\left([U_{\text{ВЫХ}}(t_1) - E(U_{\text{ВЫХ}}(t_1))]\right) * [U_{\text{ВЫХ}}(t_2) - E(U_{\text{ВЫХ}}(t_2))]) \\ &= \int_0^{t_2} \int_0^{t_1} K(t_1, \tau) K(t_2, s) E\left([U_{\text{ВХОД}}(\tau) - E(U_{\text{ВХОД}}(\tau))]\right) \\ &\quad * [U_{\text{ВХОД}}(s) - E(U_{\text{ВХОД}}(s))]) d\tau ds \\ &= \int_0^{t_2} \int_0^{t_1} K(t_1, \tau) K(t_2, s) E([U_{\text{ВХОД}}(\tau)] * [U_{\text{ВХОД}}(s)]) d\tau ds \\ &= \int_0^{t_2} \int_0^{t_1} K(t_1, \tau) K(t_2, s) R_{\text{ВХОД}}(\tau, s) d\tau ds \\ &= [R_{\text{ВХОД}}(\tau, s) - \text{дельта функция}] = \frac{\sigma^2}{0.6} e^{-0.3(t_2 - t_1)} (1 - e^{-0.6t_1}) \end{aligned}$$

Тогда получаем

$$U(t_i^*) = \sum_{j=1}^{10} a_j^i U_{\text{ВЫХ}}(t_j), \quad t_i^* = i + 0.5, t_i = i, i = 1, \dots, 10$$

Где коэффициенты a_j^i являются решениями систем

$$\sum_{j=1}^{10} R_{\text{ВЫХ}}(t_k, t_j) a_j^i = R_{\text{ВЫХ}}(t_k, t_i^*), \quad k = 1, \dots, 10$$

Задача 2

$$CV = \frac{1}{l} \sum_{i=1}^l (y_i - t_i^{-i})^2, \text{ где } t_i^{-i} \text{ ответ на } i$$

– ом примере регрессии, в обучении которой не учитывался i
– ый пример.

$$t_i^{-i} = F(x_i, \alpha_{\gamma}^{-i})$$

$$A_{\gamma} = F^T F + \gamma I,$$

f_i^T – матрица в которой все строки, кроме i

– ой, равны нулю. В i – ой строке i – ая строка матрицы F

$$f_i^T[i] - i - \text{ая строка матрицы } F$$

Обозначим $B = (A_{\gamma} - f_i^T f_i)^{-1}$ (1)

Тогда минимум на обучающей последовательности без x_i, y_i достигается на векторе

$$\alpha_{\gamma}^{-i} = B(F^T - f_i^T)Y$$

Перепишем (1) в виде

$$I = BA_{\gamma} - Bf_i^T f_i$$

$$B = A_{\gamma}^{-1} - Bf_i^T f_i A_{\gamma}^{-1} \quad | * f_i^T \quad (2)$$

$$Bf_i^T = A_{\gamma}^{-1} f_i^T - Bf_i^T f_i A_{\gamma}^{-1} f_i^T \quad (3)$$

Подставим (3) в (2)

$$B = A_{\gamma}^{-1} + A_{\gamma}^{-1} f_i^T (I - f_i A_{\gamma}^{-1} f_i^T)^{-1} f_i A_{\gamma}^{-1} \quad (4)$$

Вычислим теперь α_{γ}^{-i} , согласно (4) имеем

$$\begin{aligned} \alpha_{\gamma}^{-i} &= B(F^T - f_i^T)Y \\ &= A_{\gamma}^{-1} F^T Y + A_{\gamma}^{-1} f_i^T (I - f_i A_{\gamma}^{-1} f_i^T)^{-1} f_i A_{\gamma}^{-1} F^T Y - A_{\gamma}^{-1} f_i^T Y \\ &\quad - A_{\gamma}^{-1} f_i^T (I - f_i A_{\gamma}^{-1} f_i^T)^{-1} f_i A_{\gamma}^{-1} f_i^T Y \end{aligned}$$

Вычислим квадрат уклонения, используя равенство

$$f_i^T[i] A_{\gamma}^{-1} f_i^T Y = f_i^T[i] A_{\gamma}^{-1} f_i y_i$$

$$\begin{aligned}
& \left(y_i - F(x_i, \alpha_{\gamma}^{-i}) \right)^2 \\
&= \left(y_i - f_i^T[i] A_{\gamma}^{-1} F^T Y \right. \\
&\quad - f_i^T[i] A_{\gamma}^{-1} f_i^T (I - f_i A_{\gamma}^{-1} f_i^T)^{-1} f_i A_{\gamma}^{-1} F^T Y + f_i^T[i] A_{\gamma}^{-1} f_i^T y_i \\
&\quad \left. + f_i^T A_{\gamma}^{-1} f_i^T (I - f_i A_{\gamma}^{-1} f_i^T)^{-1} f_i A_{\gamma}^{-1} f_i^T y_i \right)^2 \\
&= \left(\frac{y_i}{1 - f_i^T[i] A_{\gamma}^{-1} f_i[i]} - \left(1 + \frac{f_i^T[i] A_{\gamma}^{-1} f_i[i]}{1 - f_i^T[i] A_{\gamma}^{-1} f_i[i]} \right) f_i^T[i] A_{\gamma}^{-1} F^T Y \right)^2 \\
&= \frac{(y_i - f_i^T[i] A_{\gamma}^{-1} F^T Y)^2}{(1 - f_i^T[i] A_{\gamma}^{-1} f_i[i])^2}
\end{aligned}$$

Таким образом, получаем

$$CV = \frac{1}{l} \sum_{i=1}^l \frac{(y_i - f_i^T[i] A_{\gamma}^{-1} F^T Y)^2}{(1 - f_i^T[i] A_{\gamma}^{-1} f_i[i])^2} = \frac{1}{l} \sum_{i=1}^l \frac{(y_i - f_i^T[i] (F^T F + \gamma I)^{-1} F^T Y)^2}{(1 - f_i^T[i] (F^T F + \gamma I)^{-1} f_i[i])^2}$$

Формула доказана.

(В ходе доказательства был использован материал книги В.Н Вапник

“Восстановление зависимостей по эмпирическим данным” 1979, стр 270-271)

Задача 3

Notebook с заданием размещен по ссылке

https://github.com/IvanMakhotin/dependency_recovery/blob/master/dz_6_zad3.ipynb

А также прикреплен на anytask.

Задача 4

$$y = Xa + \varepsilon$$

$$\varepsilon \sim N(0, I), a \sim \frac{1}{2} \exp\left\{-\sum_{i=1}^n |a_i|\right\}$$

$$P(a|y) = \frac{p(y|a)p(a)}{p(y)} = \frac{p(y|a)p(a)}{\int p(x)p(y|x)dx}$$

$$p(y|a) = N(Xa, I) = \frac{1}{C} \exp\left\{-\frac{1}{2}(Y - Xa)^T(Y - Xa)\right\}$$

$$P(a|y) = \frac{1}{D} \exp\left\{\left\{-\frac{1}{2}(y - Xa)^T(y - Xa) - \sum_{i=1}^n |a_i|\right\} \rightarrow \max(\text{по } a)\right\}$$

$$\frac{1}{2}(y - Xa)^T(y - Xa) + \sum_{i=1}^n |a_i| \rightarrow \min(\text{по } a)$$

$$\text{grad}\left(\frac{1}{2}(y - Xa)^T(y - Xa) + \sum_{i=1}^n |a_i|\right) = 0$$

$$X^T Xa - X^T y \pm \bar{1} = 0$$

$$\hat{a} = (X^T X)^{-1}(X^T y \pm \bar{1})$$

В случае когда a распределен нормально со средним 0 и единичной ковариационной матрицей имеет место следующая оценка (из лекции)

$$\hat{a} = (X^T X + I)^{-1}(X^T y + X)$$

Ответ.

$$\hat{a} = (X^T X)^{-1}(X^T y \pm \bar{1})$$

Задача 5

Notebook с заданием размещен по ссылке

https://github.com/IvanMakhotin/dependency_recovery/blob/master/dz_6_zad5.ipynb

А также прикреплен на anytask.