

Задание 4 по курсу «Байесовский выбор моделей»

Общая информация

- Время сдачи задания: 10е декабря, 21:00 по Москве;
- Максимальная базовая оценка за задание 100 баллов, так что при желании можно выполнять не всё;
- Оценка автора наилучшей работы удваивается (с учетом баллов сверх 100), но не более, чем до 250 баллов;
- Вопросы и само задание принимаются по почте: aduenko1@gmail.com & iakovlev.kd@phystech.edu (отправлять на обе сразу);
- Тема письма: вопрос по заданию #4 или решение задания #4;
- Опоздание на неделю снижает оценку в 2 раза, опоздание на час на $0.5^{1/(7 \cdot 24)} = 0.41\%$;
- Работы опоздавших не участвуют в конкурсе на лучшую работу;
- Задание не принимается после его разбора и / или после объявления об этом.

Задача (байесовский метод главных компонент). Рассмотрим вероятностную модель метода главных компонент, считая, что для каждого объекта $\mathbf{x}_i \in \mathbb{R}^n$ существует описание $\mathbf{z}_i \in \mathbb{R}^d$ в признаковом пространстве меньшей размерности, причем $\mathbf{x}_i = \mathbf{W}\mathbf{z}_i + \boldsymbol{\mu} + \boldsymbol{\varepsilon}_i$, где $\boldsymbol{\mu} \in \mathbb{R}^n$ – есть некоторое смещение (на случай нецентрированности признаков), а $\boldsymbol{\varepsilon}_i \in \mathbb{R}^n$ – шумовой вектор.

Пусть имеется выборка $\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_m]$ независимых объектов. Пусть

$$p(\mathbf{z}_i) = \mathcal{N}(\mathbf{z}_i | \mathbf{0}, \mathbf{I}), \quad p(\boldsymbol{\varepsilon}_i) = \mathcal{N}(\boldsymbol{\varepsilon}_i | \mathbf{0}, \sigma^2 \mathbf{I}).$$

Считая \mathbf{W} , σ^2 , $\boldsymbol{\mu}$ – неизвестными параметрами задачи, а d фиксированным

- выписать $p(\mathbf{X}, \mathbf{Z} | \mathbf{W}, \boldsymbol{\mu}, \sigma)$ (3 балла);
- найти $p(\mathbf{X} | \mathbf{W}, \boldsymbol{\mu}, \sigma)$ (3 балла);
- с помощью ЕМ-алгоритма решить задачу нахождения наиболее правдоподобных оценок \mathbf{W} , $\boldsymbol{\mu}$, σ , то есть решить задачу

$$p(\mathbf{X} | \mathbf{W}, \boldsymbol{\mu}, \sigma) \rightarrow \max_{\mathbf{W}, \boldsymbol{\mu}, \sigma},$$

получив итеративные формулы пересчета для Е и М шагов (25 баллов). Каково апостериорное распределение $p(\mathbf{z}_i | \mathbf{x}_i, \mathbf{W}, \sigma, \boldsymbol{\mu})$? (10 баллов) Как изменить вероятностную модель, чтобы учесть, что в данных есть пропуски? (10 баллов)

- сгенерировать признаковую матрицу $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{m \times n}$, $m = 1000$, $n = 10$ для $d = 2$ путем генерации $\mathbf{Z} \in \mathbb{R}^{m \times d}$ поэлементно независимо из $\mathcal{N}(0, 1)$ и выполнения преобразования $\mathbf{X} = \mathbf{Z}\mathbf{W}^\top + \boldsymbol{\varepsilon}$ для $\boldsymbol{\varepsilon} \sim \mathcal{N}(\boldsymbol{\varepsilon} | \mathbf{0}, \mathbf{I})$, где $\mathbf{W} \in \mathbb{R}^{n \times d}$ матрица преобразования, выбранная Вами. Сравнить результат работы алгоритма из п. в) с обычным методом главных компонент для $d = 2$ (10 баллов);
- (автоматическое определение числа компонент) Считаем, что $d = n$. Введем априорное распределение на $\mathbf{W} = [\mathbf{w}_1, \dots, \mathbf{w}_n]$ вида

$$p(\mathbf{W} | \boldsymbol{\alpha}) = \prod_{j=1}^n \left(\sqrt{\frac{\alpha_j}{2\pi}} \right)^n \exp \left(-\frac{\alpha_j}{2} \mathbf{w}_j^\top \mathbf{w}_j \right),$$

где \mathbf{w}_j – столбцы матрицы \mathbf{W} .

Если $\alpha_j \rightarrow \infty$, то $\mathbf{w}_j^\top \mathbf{w}_j \rightarrow 0$, то есть происходит исключение соответствующей компоненты из разложения $\mathbf{x}_i = \mathbf{W}\mathbf{z}_i + \boldsymbol{\mu} + \boldsymbol{\varepsilon}$, что соответствует сокращению числа главных компонент. С помощью вариационного EM-алгоритма решить задачу (50 баллов)

$$p(\mathbf{X}|\boldsymbol{\mu}, \sigma, \boldsymbol{\alpha}) \rightarrow \max_{\boldsymbol{\alpha}, \boldsymbol{\mu}, \sigma} .$$

Подсказка: в качестве скрытых переменных рассмотреть (\mathbf{Z}, \mathbf{W}) и на E-шаге использовать вариационное приближение $p(\mathbf{Z}, \mathbf{W}|\mathbf{X}, \boldsymbol{\mu}, \sigma, \boldsymbol{\alpha}) \approx q(\mathbf{Z})q(\mathbf{W})$.

е) Для матрицы признаков из п. г) воспользоваться результатом пункта д) и проверить, происходит ли исключение восьми лишних главных компонент в ходе максимизации обоснованности (20 баллов).

$$X_i \in \mathbb{R}^n$$

$$Z_i \in \mathbb{R}^d$$

$$p(Z_i) = N(Z_i | 0, I)$$

$$p(\epsilon_i) = N(\epsilon_i | 0, \sigma^2 I) \in \mathbb{R}^n$$

$$X_i = \underline{W Z_i} + \underline{\mu} + \epsilon_i$$

$$\begin{aligned} a) p(X, Z | W, \mu, \sigma^2) &= \prod_{i=1}^m N(Z_i | 0, I) N(X_i - W Z_i - \mu | 0, \sigma^2 I) = \\ &= \prod_{i=1}^m \frac{1}{(2\pi)^{\frac{n}{2}}} e^{-\frac{1}{2} Z_i^\top Z_i} \frac{1}{(2\pi)^{\frac{n}{2}} \sigma^2} \exp \left[-\frac{1}{2\sigma^2} (X_i - W Z_i - \mu)^\top (X_i - W Z_i - \mu) \right] = \\ &= \prod_{i=1}^m N(Z_i | 0, I) \cdot N(X_i | \mu, \sigma^2 I) \end{aligned}$$

d)

$$p(X_i | W, \mu, \sigma) = \mu + N(0, \sigma^2 I) + N(0, W W^\top) \sim N(\mu, W W^\top + \sigma^2 I)$$

$$p(X | W, \mu, \sigma) = \prod_{i=1}^m N(X_i | \mu, W W^\top + \sigma^2 I)$$

b) EM:

$$E_{\text{max}}$$

$$\Theta = (W, \mu, \sigma)$$

$$Z = Z$$

$$q(Z) = p(Z | D, \Theta) = p(Z | X, W, \mu, \sigma) \propto p(Z, X | W, \mu, \sigma) =$$

$$\prod_{i=1}^m \frac{1}{(2\pi)^{\frac{n}{2}}} e^{-\frac{1}{2} Z_i^\top Z_i} \frac{1}{(2\pi)^{\frac{n}{2}} \sigma^2} \exp \left[-\frac{1}{2\sigma^2} (X_i - W Z_i - \mu)^\top (X_i - W Z_i - \mu) \right] \quad \text{=} \quad \boxed{\text{posterior}}$$

posterior

$$Z_i^\top Z_i + \frac{1}{\sigma^2} (X_i - W Z_i - \mu)^\top (X_i - W Z_i - \mu)$$

$$X_i - \mu = y$$

$$Z^T Z + \frac{1}{\sigma^2} (y - WZ)^T (y - WZ) = Z^T Z + \frac{1}{\sigma^2} (y^T y - 2y^T WZ + Z^T W^T WZ)$$

$$= Z^T (I + \frac{1}{\sigma^2} W^T W) Z - \frac{2}{\sigma^2} y^T W Z$$

$$(x - \mu)^T B(x - \mu) = (x^T B - \mu^T B)(x - \mu) = x^T B x - 2\mu^T B x + \mu^T B \mu$$

$$B = (I + \frac{1}{\sigma^2} W^T W) \quad \mu^T B = \frac{1}{\sigma^2} y^T W$$

$$B^T \mu = \frac{1}{\sigma^2} W^T y$$

$$\Sigma_0 = \frac{1}{\sigma^2} B^{-1} W^T W$$

$$\Leftrightarrow \prod_{i=1}^m \exp\left(-\frac{1}{2} (z_i - \mu_0) B (z_i - \mu_0)\right)$$

$$\Rightarrow p(z|x,\theta) = \prod_{i=1}^m N(z_i | \frac{1}{\sigma^2} B^{-1} W^T (x_i - \mu), \Sigma_0)$$

$$B = (I + \frac{1}{\sigma^2} W^T W)$$

$$\text{обозначим } \mu_0^i = \frac{1}{\sigma^2} B^{-1} W^T (x_i - \mu) \quad \Sigma_0 = B^{-1}$$

$$\Rightarrow p(z|x,\theta) = \prod N(z_i | \mu_0^i, \Sigma_0)$$

Torga

E max:

$$q^s(z) = p(z|x,\theta^{s-1})$$

M max:

$$\partial^s = F(g^s, \theta) \propto \int q(z) \log p(\theta, z | \theta) dz \rightarrow \max_{\theta}$$

$$\log p(x, z | \theta) \propto -m \log \sigma - \frac{1}{2} \sum_i^m z_i^2 - \frac{1}{2\sigma^2} \sum_i^m (x_i - Wz_i - \mu)^T (x_i - Wz_i - \mu)$$

\Rightarrow (Вынуждаем Σ Σ^2 , т.к. не явл от параметров).

$$F(g^s, \theta) \propto -m \log \sigma - \frac{1}{2\sigma^2} \sum_i^m \left[(x_i - \mu)^T W \Sigma^{-1} z_i + \frac{1}{2} z_i^T W^T W z_i \right]$$

Лемма если $A = A^T$ $y \sim N(\mu, \Sigma)$

$$\text{то } E y^T A y = \text{Tr}(A \Sigma) + \mu^T A \mu$$

$$\Theta = -m \log \sigma - \frac{1}{2\sigma^2} S$$

$$S = \sum_i^m (x_i - \mu)^T - 2(x_i - \mu)^T W \mu_0^i + \text{Tr}(W^T W \Sigma_0) + \mu_0^i W^T W \mu_0^i$$

Минимизировать параметры

$$\bullet \frac{\partial F}{\partial \sigma} = -\frac{m}{\sigma} + \frac{1}{\sigma^3} S = 0 \Rightarrow \sigma = \left[\frac{S}{m} \right]^{\frac{1}{2}}$$

$$\bullet \frac{\partial F}{\partial \mu} \propto \sum_i^m (x_i - \mu) + W \mu_0^i = \sum_i^m x_i + W \left(\sum_i^m \mu_0^i \right) + m \mu = 0$$

$$\Rightarrow \mu = \frac{1}{m} \left[\sum_i^m x_i - W \left(\sum_i^m \mu_0^i \right) \right]$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial F}{\partial W} &\propto \sum_i^m -2(x_i - \mu)^T W \mu_0^i \\ &+ \text{Tr}(dW^T W \Sigma_0) + \text{Tr}(W^T dW \Sigma_0) + 2 \mu_0^{i^T} dW W \mu_0^i = 0 \end{aligned}$$

$$dF \propto \mathcal{I} - 2 \operatorname{Tr}(dW \mu_0^i (x_i - \mu)) + 2 \operatorname{Tr}(dW^\top W \Sigma_0) + 2 \operatorname{Tr}(dW (W \mu_0^i \mu_0^i)^\top)$$

$$= 2 \operatorname{Tr}(dW \left[\sum_i^m -(x_i - \mu) \mu_0^{iT} + W \Sigma_0 + W \mu_0^i \mu_0^{iT} \right]) = 0$$

$$\Rightarrow W(\Sigma_0 + \sum_i^m \mu_0^i \mu_0^{iT}) = \sum_i^m (x_i - \mu) \mu_0^{iT}$$

$$W = \left[\sum_i^m (x_i - \mu) \mu_0^{iT} \right] \left[\sum_{os} + \sum_i^m \mu_{os}^i \mu_{os}^{iT} \right]^{-1}$$

УТОГО EM алгоритм в беcн красе:

E:

$$q^s(z) = P(z | X, \theta^{s-1}) = \prod N(z_i | \mu_{os}^i, \Sigma_{os})$$

$$\mu_{os}^i = \frac{1}{\sigma_s^2} B^{-1} W_s^\top (x_i - \mu_s) \quad \Sigma_{os} = B^{-1} = \left(I + \frac{1}{\sigma_s^2} W_s^\top W_s \right)^{-1}$$

M:

$$T_s = \sum (x_i - \mu_s)^2 - 2(x_i - \mu_s)^\top W \mu_{os}^i + \operatorname{Tr}(W_s^\top W_s \Sigma_{os}) + \mu_0^{iT} W_s^\top W_s \mu_{os}^i$$

$$\sigma_{s+1} = \left[\frac{T_s}{m} \right]^{\frac{1}{2}}$$

$$\mu_{s+1} = \frac{1}{m} \left[\sum_i^m x_i - W_s \left(\sum_i^m \mu_{os}^i \right) \right]$$

$$W_{s+1} = \left[\sum_i^m (x_i - \mu_s) \mu_{os}^{iT} \right] \left[\sum_{os} + \sum_i^m \mu_{os}^i \mu_{os}^{iT} \right]^{-1}$$

аностерниорное расчн

$$P(z_i | x_i, W, \sigma, \mu) = N(z_i | \frac{1}{\sigma^2} B^{-1} W^\top (x_i - \mu), B^{-1})$$

$$B^{-1} = \left(I + \frac{1}{\sigma^2} W_s^\top W_s \right)^{-1}$$

T.L. нормальное

g)

$$d = n$$

априорное распн на W



$$p(W|\alpha) = \prod_{i=1}^n \left(\sqrt{\frac{\alpha_i}{2\pi}} \right)^n \exp\left(-\frac{\alpha_i}{2} W_i^\top W_i\right)$$

если $\alpha_i \rightarrow \infty$, то W_i некоррел.

$$p(X|W, \mu, \sigma^2) \rightarrow \max_{\mu, \sigma^2}$$

суперате неподвижные $\{W, Z\}$
 $\Theta = \{\alpha, \mu, \sigma^2\}$

вероятностная модель:

$$p(Z, W | X, \mu, \sigma^2, \alpha) = p(Z, X | W, \mu, \sigma^2) \cdot p(W|\alpha)$$

Var EM

$$p(Z, W | X, \mu, \sigma^2, \alpha) \approx q(Z) q(W)$$

$$\log q(Z) = \mathbb{E}_W \log p(Z, W | X, \mu, \sigma^2, \alpha) =$$

$$= \mathbb{E}_W \log(p(Z, X | W, \mu, \sigma^2)) + \mathbb{E}_W \log p(W|\alpha) \quad \textcircled{C}$$

$$\log p(\mathbf{X}, \mathbf{Z} | \boldsymbol{\theta}) \propto -m \log \left(-\frac{1}{2} \sum_i^m Z_i^2 - \frac{1}{2\sigma^2} \sum_i^m (\mathbf{x}_i - \mathbf{W}\mathbf{z}_i - \boldsymbol{\mu})^\top (\mathbf{x}_i - \mathbf{W}\mathbf{z}_i - \boldsymbol{\mu}) \right)$$

$$\begin{aligned} & \textcircled{2} -\frac{1}{2} \sum_i^m Z_i^2 - \frac{1}{2\sigma^2} \sum_i^m (\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu})^\top (\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu}) - 2(\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu})^\top \underbrace{\mathbb{E}_w W}_{\mathbf{W}} Z_i + Z_i^\top \mathbb{E}_w W^\top W Z_i = \\ & = -\frac{1}{2} \sum_i^m Z_i^2 - \frac{1}{2\sigma^2} \sum_i^m [(\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu})^\top (\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu}) - 2(\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu})^\top \mathbb{E}_w W Z_i + Z_i^\top \mathbb{E}_w W^\top W Z_i] = \\ & = -\frac{1}{2} \sum_i^m \left[Z_i^\top \left(I + \frac{1}{\sigma^2} \mathbb{E}_w W^\top W \right) Z_i - \frac{2}{\sigma^2} (\mathbb{E}_w W (\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu}))^\top Z_i + (\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu})^\top (\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu}) \right] \end{aligned}$$

$$B = I + \frac{1}{\sigma^2} \mathbb{E}_w W^\top W$$

$$\Rightarrow q(Z_i) \sim \mathcal{N}(Z_i | \frac{1}{\sigma^2} B^{-1} \mathbb{E}_w W (\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu}), B^{-1})$$

$$\log q(W) = \mathbb{E}_Z \log(p(Z, X | W, M, \sigma)) + \mathbb{E}_Z \log p(W | \alpha) \propto$$

$$-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_i^m \left[-2 \underbrace{(\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu})^\top W \mathbb{E}_Z Z_i}_{\text{Tr}(\mathbb{E}_Z Z_i (\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu})^\top W)} + \underbrace{\mathbb{E}_Z Z_i^\top W^\top W Z_i}_{\text{Tr}(W^\top W \mathbb{E}_Z Z_i Z_i^\top)} + \underbrace{\sum_i^m -\frac{1}{2} \alpha_i W_i^\top W_i}_{-\frac{1}{2} \text{Tr}(W^\top W \text{diag} \alpha)} \right] =$$

$$-\frac{1}{2} \text{Tr} \left[-2 \left[\frac{1}{\sigma^2} \sum_i^m \mathbb{E}_Z Z_i (\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu})^\top \right] W + W^\top W \left[\frac{1}{\sigma^2} \sum_i^m \mathbb{E}_Z Z_i Z_i^\top + \text{diag} \alpha \right] \right] =$$

$$B = \left[\frac{1}{\sigma^2} \sum_i^m \mathbb{E}_Z Z_i Z_i^\top + \text{diag} \alpha \right]$$

$$M_j^i = \left(\frac{1}{\sigma^2} B^{-1} \left[\sum_i^m \mathbb{E}_Z Z_i (\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu})^\top \right] \right)_j \leftarrow \text{j-я строка}$$

$$q(W_j) = \mathcal{N}(W_j | \frac{1}{\sigma^2} B^{-1} \left[\sum_i^m \mathbb{E}_Z Z_i (\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu}) \right]_j, B^{-1})$$

Это для E_{\max}

M_{\max}

$$\mathcal{Q}^s = F(q^s, \theta) \propto \int q(z) \log p(D, z | \theta) dz \rightarrow \max_{\theta}$$

$$\begin{aligned}
 \log p(X, Z, W | \mu, \sigma, \alpha) &\propto \\
 -m \log \sigma - \frac{1}{2} \sum_i^m z_i^2 - \frac{1}{2\sigma^2} \sum_i^m & (x_i - \mu - z_i)^T (x_i - \mu - z_i) + \\
 + \frac{n}{2} \sum_i^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_i^n \alpha_i W_i^T W_i = \\
 -m \log \sigma - \frac{1}{2} \sum_i^m z_i^2 - \frac{1}{2\sigma^2} \sum_i^m & [(x_i - \mu)^2 - 2(x_i - \mu)^T W z_i + z_i^T W^T W z_i] \\
 + \frac{1}{2} \sum_i^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_i^n \alpha_i W_i^T W_i & \text{Tr}(W^T W z_i z_i^T)
 \end{aligned}$$

\Rightarrow

$$\begin{aligned}
 E_{p,w} \log(p(X, Z, W | \sigma, \mu, \alpha)) &\propto \\
 -m \log \sigma - \frac{1}{2\sigma^2} \sum_i^m & [(x_i - \mu)^2 - 2(x_i - \mu)^T E_w W z_i + \text{Tr}(E_w W^T W \cdot E_z z_i z_i^T)] \\
 + \frac{1}{2} \sum_i^n \log \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_i^n \alpha_i & E_w W_i^T W_i
 \end{aligned}$$

нполучим:

$$\frac{\partial}{\partial \sigma} F = -\frac{m}{\sigma} + \frac{1}{\sigma^3} \sum_i^m [(x_i - \mu)^2 + 2(x_i - \mu)^T E_w W z_i + \text{Tr}(E_w W^T W \cdot E_z z_i z_i^T)] = 0$$

$$\sigma = \left[\frac{1}{m} \sum_i^m [(x_i - \mu)^2 + 2(x_i - \mu)^T E_w W z_i + \text{Tr}(E_w W^T W \cdot E_z z_i z_i^T)] \right]^{\frac{1}{2}}$$

$$\frac{\partial}{\partial \alpha_i} F = \frac{1}{2\alpha_i} - \frac{1}{2} E_w W_i^T W_i = 0 \quad \Rightarrow \alpha_i = \frac{1}{E_w W_i^T W_i}$$

$$\cdot \frac{\partial}{\partial \mu} \propto \sum_i^m - (x_i - \mu) + \mathbb{E}W_{2i} = 0$$

$$\mu = \frac{1}{m} \left[\sum_i^m x_i - \mathbb{E}W \mathbb{E}z_i \right]$$

$$E_{\text{var}}: B_s = I + \frac{1}{G_s^2} \mathbb{E}_{w_s} W^T W$$

$$q^{s+1}(z_i) \sim \mathcal{N}(z_i | \frac{1}{G_s^2} B_s^{-1} \mathbb{E}_w W (x_i - \mu_s), B_s^{-1})$$

$$P = \left[\frac{1}{G^2} \sum_i^m \mathbb{E}_2 z_i z_i^T + \text{diag } \alpha \right]$$

$$\mu_j^{s+1} = \left(\frac{1}{G^2} P^{-1} \left[\sum_i^m \mathbb{E}_2 z_i (x_i - \mu_s)^T \right] \right)_j \leftarrow j \text{ cтрана}$$

$$q(w_i) = \mathcal{N}(w_i | \mu_j^{s+1}, P^{-1})$$

M_{var} :

$$\sigma^{s+1} = \left[\frac{1}{m} \sum_i^m \left[(x_i - \mu_s)^2 + 2(x_i - \mu_s)^T \mathbb{E}W_{2i} + \text{Tr}(\mathbb{E}_{w_s} W^T W \cdot \mathbb{E}_{z_s} z_i z_i^T) \right] \right]^{\frac{1}{2}}$$

$$d_i = \frac{1}{\mathbb{E}W_i^T W_i}$$

$$\mu = \frac{1}{m} \left[\sum_i^m x_i - \mathbb{E}W \mathbb{E}z_i \right]$$

