

数据科学与工程数学基础

作业提交规范及第 7 次作业

教师：黄定江

助教：陈诺、刘文辉

2022 年 12 月 8 日

作业提交规范

1. 作业提交形式：使用 **Word 或 \LaTeX** 编写所得到的电子文档。若使用 Word 编写，将其另存为 PDF 形式，然后提交 PDF 文档。若使用 \LaTeX 编写，将其编译成 PDF 形式，然后提交 Tex 和 PDF 两个文档。
2. 作业命名规范：提交的电子文档必须命名为：“学号_姓名”。命名示例：50000000000_刘某某。
3. 作业提交途径：点击打开每次作业的传送门网址：**第 7 次作业提交传送门**，无需注册和登录，直接上传作业文档即可。注意：传送门将会在截至时间点到达后自动关闭。
4. 作业更改说明：如果需要修改已经提交的作业，只要在截至日期前，再次上传更改后的作业（切记保持同名），即可覆盖已有作业。
5. 作业评分说明：正常提交作业的按照实际评分记录；逾期补交作业的根据逾期情况在实际评分基础上酌情扣分；**未交作业的当次作业记为 0 分**。

第 7 次作业



提交截至时间：**2022/11/25 周五 12:00（中午）**

理论部分

习题 1. 构建模型使得预测值与真实值的误差最小常用向量 2-范数度量，求解模型过程中需要计算梯度，求梯度：

- $f(A) = \frac{1}{2}\|Ax + b - y\|_2^2$, 求 $\frac{\partial f}{\partial A}$
- $f(x) = \frac{1}{2}\|Ax + b - y\|_2^2$, 求 $\frac{\partial f}{\partial x}$

其中 $A \in R^{m \times n}$, $x \in R^n$, $b, y \in R^m$

解.

$$\begin{aligned}\frac{\partial}{\partial A} f &= \frac{\partial}{\partial A} \frac{1}{2} (x^T A^T Ax + 2(b-y)^T Ax + (b-y)^T (b-y)) \\ &= \frac{\partial}{\partial A} \frac{1}{2} (x^T A^T Ax + 2(b-y)^T Ax) \\ &= Axx^T + (b-y)x^T \\ \frac{\partial}{\partial x} f &= A^T Ax + A^T (b-y)\end{aligned}$$

习题 2. 二次型是数据分析中常用函数, 求 $\frac{\partial x^T Ax}{\partial x}$, $\frac{\partial x^T Ax}{\partial A}$, 其中 $A \in R^{m \times m}$, $x \in R^m$

解. $\frac{\partial x^T Ax}{\partial x} = (A + A^T)x$
 $\frac{\partial x^T Ax}{\partial A}_{ij} = x_i x_j$, $\frac{\partial x^T Ax}{\partial A} = xx^T$

习题 3. 利用迹微分法求解 $\frac{\partial \text{Tr}(W^{-1})}{\partial W}$, 其中 $W \in R^{m \times m}$

解. 因为

$$\begin{aligned}0 = dI &= d(WW^{-1}) = dWW^{-1} + WdW^{-1} \\ WdW^{-1} &= -dWW^{-1} \\ dW^{-1} &= -W^{-1}dWW^{-1}\end{aligned}$$

所以

$$\begin{aligned}d\text{Tr}(W^{-1}) &= \text{Tr}(dW^{-1}) \\ &= \text{Tr}(-W^{-1}dWW^{-1}) \\ &= \text{Tr}(-(W^{-1})^2 dW)\end{aligned}$$

即

$$\frac{\partial \text{Tr}(W^{-1})}{\partial W} = -(W^{-T})^2$$

习题 4. $(\exp(z))_i = \exp(z_i)$, $(\log(z))_i = \log(z_i)$ $f(z) = \frac{\exp(z)}{\mathbf{1}^T \exp(z)}$ 称为 *softmax* 函数, , 如果 $q = f(z)$, $J = -p^T \log(q)$, 其中 $p, q, z \in \mathbb{R}^n$, 并且 $\mathbf{1}^T p = 1$,

- 证: $\frac{\partial J}{\partial z} = q - p$
- 若 $z = Wx$, 其中 $W \in \mathbb{R}^{n \times m}$, $x \in \mathbb{R}^m$, $\frac{\partial J}{\partial W} = (q - p)x^T$ 是否成立。

解.

$$\begin{aligned}
 J &= -\mathbf{p}^T \log\left(\frac{\exp(\mathbf{z})}{\mathbf{1}^T \exp(\mathbf{z})}\right) \\
 &= -\mathbf{p}^T \mathbf{z} + \mathbf{p}^T \log(\mathbf{1}^T \exp(\mathbf{z})) \mathbf{1} \\
 &= -\mathbf{p}^T \mathbf{z} + \mathbf{p}^T \mathbf{1} \log(\mathbf{1}^T \exp(\mathbf{z})) \\
 &= -\mathbf{p}^T \mathbf{z} + \log(\mathbf{1}^T \exp(\mathbf{z}))
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \frac{\partial J}{\partial \mathbf{z}} &= -\mathbf{p} + \frac{\partial \log(\mathbf{1}^T \exp(\mathbf{z}))}{\partial \mathbf{z}} \\
 &= -\mathbf{p} + \frac{\partial \mathbf{1}^T \exp(\mathbf{z})}{\partial \mathbf{z}} \frac{1}{\mathbf{1}^T \exp(\mathbf{z})} \\
 &= -\mathbf{p} + \frac{\exp(\mathbf{z})}{\mathbf{1}^T \exp(\mathbf{z})} \\
 &= -\mathbf{p} + \mathbf{q}
 \end{aligned}$$

$$dJ = d\text{Tr}(J) = \text{Tr}(dJ) = \text{Tr}[(-\mathbf{p} + \mathbf{q})^T d\mathbf{W}\mathbf{x}] = \text{Tr}[\mathbf{x}(-\mathbf{p} + \mathbf{q})^T d\mathbf{W}]$$

$$\frac{\partial J}{\partial \mathbf{W}} = (-\mathbf{p} + \mathbf{q})\mathbf{x}^T$$

习题 5. 以下内容是利用极大似然估计求解多元正态分布模型的关键步骤: $L = -\frac{Nd}{2}\ln(2\pi) - \frac{N}{2}\ln|\Sigma| - \frac{1}{2}\sum_t (\mathbf{x}_t - \boldsymbol{\mu})^T \Sigma^{-1}(\mathbf{x}_t - \boldsymbol{\mu})$, L 是对数似然, N 为样本数, d 为样本维数, $\Sigma \in \mathbb{R}^{d \times d}$ 为协方差矩阵, $\boldsymbol{\mu} \in \mathbb{R}^d$ 为期望向量。

1) 求 $\frac{\partial L}{\partial \boldsymbol{\mu}}$

2) 当 $\boldsymbol{\mu} = \frac{1}{N}\sum_t \mathbf{x}_t$ 时, 求 $\frac{\partial L}{\partial \Sigma}$, 并求使 $\frac{\partial L}{\partial \Sigma} = 0$ 成立的 Σ 。

解. 1. $\frac{\partial L}{\partial \boldsymbol{\mu}} = \sum_t \Sigma^{-1}(\mathbf{x}_t - \boldsymbol{\mu})$

2.

$$dL = d\left[\frac{N}{2}\ln|\Sigma|\right] - d\left[\frac{1}{2}\sum_t (\mathbf{x}_t - \boldsymbol{\mu})^T \Sigma^{-1}(\mathbf{x}_t - \boldsymbol{\mu})\right]$$

第一项为

$$d\left[\frac{N}{2}\ln|\Sigma|\right] = -\frac{N}{2}d[\ln|\Sigma|] = -\frac{N}{2}\text{Tr}[\Sigma^{-1}d\Sigma]$$

第二项为

$$\begin{aligned}
 d\left[\frac{1}{2}\sum_t(\mathbf{x}_t - \boldsymbol{\mu})^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\mathbf{x}_t - \boldsymbol{\mu})\right] &= -\frac{1}{2}d \operatorname{Tr}\left[\sum_t(\mathbf{x}_t - \boldsymbol{\mu})^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\mathbf{x}_t - \boldsymbol{\mu})\right] \\
 &= -\frac{1}{2}d \operatorname{Tr}\left[\sum_t(\mathbf{x}_t - \boldsymbol{\mu})(\mathbf{x}_t - \boldsymbol{\mu})^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1}\right] \\
 &= -\frac{1}{2} \operatorname{Tr}\left[\sum_t(\mathbf{x}_t - \boldsymbol{\mu})(\mathbf{x}_t - \boldsymbol{\mu})^T (-\boldsymbol{\Sigma}^{-1}(d\boldsymbol{\Sigma})\boldsymbol{\Sigma}^{-1})\right] \\
 &= \frac{1}{2} \operatorname{Tr}[\boldsymbol{\Sigma}^{-1} \sum_t(\mathbf{x}_t - \boldsymbol{\mu})(\mathbf{x}_t - \boldsymbol{\mu})^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} d\boldsymbol{\Sigma}]
 \end{aligned}$$

得到

$$\frac{\partial L}{\partial \boldsymbol{\Sigma}} = -\frac{N}{2}\boldsymbol{\Sigma}^{-1} + \frac{1}{2}\boldsymbol{\Sigma}^{-1} \sum_t(\mathbf{x}_t - \boldsymbol{\mu})(\mathbf{x}_t - \boldsymbol{\mu})^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1}$$

令 $\frac{\partial L}{\partial \boldsymbol{\Sigma}} = 0$, 易得 $\boldsymbol{\Sigma} = \frac{1}{N} \sum_t(\mathbf{x}_t - \boldsymbol{\mu})(\mathbf{x}_t - \boldsymbol{\mu})^T$

习题 6. 求 $\frac{\partial |\mathbf{X}^k|}{\partial \mathbf{X}}$, 其中 $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{m \times m}$ 为可逆矩阵。

解.

$$\frac{\partial |\mathbf{X}^k|}{\partial \mathbf{X}} = \frac{\partial |\mathbf{X}^k|}{\partial |\mathbf{X}|} \frac{\partial |\mathbf{X}|}{\partial \mathbf{X}} = k|\mathbf{X}|^{k-1} |\mathbf{X}| \mathbf{X}^{-T} = k|\mathbf{X}|^k \mathbf{X}^{-T}$$

习题 7. 求 $\frac{\partial \operatorname{Tr}(\mathbf{A}\mathbf{X}\mathbf{B}\mathbf{X}^T\mathbf{C})}{\partial \mathbf{X}}$, 其中 $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m \times n}$, $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{n \times k}$, $\mathbf{B} \in \mathbb{R}^{k \times k}$, $\mathbf{C} \in \mathbb{R}^{n \times m}$

解.

$$\frac{\partial \operatorname{Tr}(\mathbf{A}\mathbf{X}\mathbf{B}\mathbf{X}^T\mathbf{C})}{\partial \mathbf{X}} = (\mathbf{B}\mathbf{X}^T\mathbf{C}\mathbf{A})^T + \mathbf{C}\mathbf{A}\mathbf{X}\mathbf{B}$$