

第二版第一次印刷更正说明

红色部分为更正后的结果.

Page 3 倒数第3行 $(x_{i1}, \dots, x_{i,p-1}), y_i, \quad i = 1, \dots, n$ 应该为

$$(y_i, x_{i1}, \dots, x_{i,p-1}), \quad i = 1, \dots, n,$$

Page 6 倒数第3行

$$Y = 34 + 0.5X,$$

Page 13 倒数11行 $\text{Var}(\beta_j) = \sigma_\beta^2$

Page 15 第3, 4 行

$$\mathbf{y} = (y_{11}, \dots, y_{1T}, \dots, y_{N1}, \dots, y_{NT})', \quad \mathbf{X} = (x_{11}, \dots, x_{1T}, \dots, x_{N1}, \dots, x_{NT})',$$

$$\mathbf{U}_1 = \mathbf{I}_N \otimes \mathbf{1}_T, \quad \boldsymbol{\xi} = (\xi_1, \dots, \xi_N)', \quad \boldsymbol{\varepsilon} = (\varepsilon_{11}, \dots, \varepsilon_{1T}, \dots, \varepsilon_{N1}, \dots, \varepsilon_{NT})'.$$

Page 15 第9-10行 e_i 应该为 e_i^c , 即

$$y_i^c = \beta_0^c + \beta_1^c x_i + e_i^c,$$

其中 e_i^c 为模型误差.

Page 15 第13-14行 e 应该为 e^c , 即

记 F_{e^c} 为模型随机误差 e_i^c 的分布函数. 于是响应变量 y_i 的均值为

$$\pi(x_i) = E(y_i) = P(y_i = 1) = P(e_i^c \leq 38 - \beta_0^c - x_i \beta_1^c) = F_{e^c}(38 - \beta_0^c - x_i \beta_1^c). \quad (1.5.1)$$

Page 40, 定理2.5.7 证明 左边的不等式容易从Cauchy-Schwarz不等式证得.

Page 44, 第18行推论2.6.2 (2) 若 $\mathbf{B} > \mathbf{0}$

Page 45, 第5行

$$\mathbf{A}^2 \geq \mathbf{B}^2 \iff \mathcal{M}(\mathbf{B}^2) \subseteq \mathcal{M}(\mathbf{A}^2), \quad \lambda_1(\mathbf{B}^2(\mathbf{A}^2)^+) \leq 1.$$

Page 51, 第6行

$$\left(\frac{\partial \mathbf{Y}}{\partial x_{ij}} \right)_{kl} = \mathbf{e}'_k (\mathbf{A} \mathbf{E}_{ij} \mathbf{B} + \mathbf{C} \mathbf{E}_{ij} \mathbf{D}) \mathbf{e}_l = \mathbf{e}'_i (\mathbf{A}' \mathbf{E}_{kl} \mathbf{B}' + \mathbf{D} \mathbf{E}_{lk} \mathbf{C}) \mathbf{e}_j.$$

Page 62, 第6行, 在定理3.1.3中, $\text{Cov}(\mathbf{Y}) = \mathbf{A} \text{Cov}(\mathbf{X}) \mathbf{A}'$.

Page 66, 倒数第1行

$$f(\mathbf{x}) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2} |\boldsymbol{\Sigma}|^{1/2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})' \boldsymbol{\Sigma}^{-1} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}) \right\}, \quad (3.3.1)$$

Page 67, 第1行 $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_n)'$, $-\infty < x_i < +\infty$,

Page 67, 第5行 “记为 $\boldsymbol{\Sigma} > \mathbf{0}$ ”

Page 67, 第7行 “于是 \mathbf{Y} 的密度函数为 $g(\mathbf{y}) = f(\boldsymbol{\Sigma}^{\frac{1}{2}} \mathbf{y} + \boldsymbol{\mu}) |J|$,”

Page 68, 推论3.3.1, “设 $\mathbf{X} \sim N_n(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$, $\boldsymbol{\Sigma} > \mathbf{0}$ ”

Page 71, 第13行(注3.3.1) “若 $\boldsymbol{\Sigma} \geq \mathbf{0}$, $\text{rk}(\boldsymbol{\Sigma}) = r < n$ ”

Page 71, 倒数第10行 $\mathbf{c}' \mathbf{X}$;

Page 71, 倒数第8行 $\mathbf{c} = (0, \dots, 0, 1, 0, \dots, 0)'$

Page 71, 倒数第6行 $\boldsymbol{\mu} = (\mu_1, \dots, \mu_n)'$

Page 73, 第6行

$$\varphi_{\mathbf{X}_1}(\mathbf{t}) = \varphi_{\mathbf{X}}(t_1, \dots, t_m, 0, \dots, 0) = \exp \left\{ i \mathbf{t}' \boldsymbol{\mu}_1 - \frac{\mathbf{t}' \boldsymbol{\Sigma}_{11} \mathbf{t}}{2} \right\}.$$

Page 76, 定义3.4.1 “随机变量 $Y = \mathbf{X}' \mathbf{X}$ ”;

Page 78, 推论3.4.2 $\mathbf{X} \sim N_n(\mathbf{0}, \mathbf{I}_n)$; 推论3.4.3 $\boldsymbol{\Sigma} > \mathbf{0}$,

Page 80, 第1行 “作变换 $\mathbf{Y} = \mathbf{S}' \mathbf{X}$. 由依定理3.3.1, 有 $\mathbf{Y} \sim N_n(\mathbf{S}' \boldsymbol{\mu}, \mathbf{I}_n)$.”

Page 80, 倒数第6行 $\boldsymbol{\Sigma} > \mathbf{0}$

Page 82, 第10行第2行

$$\mathbf{Y} = \begin{pmatrix} \mathbf{Y}_{(1)} \\ \mathbf{Y}_{(2)} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{P}'_1 \mathbf{X} \\ \mathbf{P}'_2 \mathbf{X} \end{pmatrix} \sim N_n(\mathbf{P}'\boldsymbol{\mu}, \mathbf{I}_n).$$

Page 82, 第10行 “即 $\mathbf{1}_n$ 为所有分量全为1的 $n \times 1$ 向量”

Page 82, 第15行 “容易验证 $\mathbf{1}_n' \mathbf{C} = \mathbf{0}$ ”

Page 83, 第6行 “...所依赖的 \mathbf{Y} 分量不同”

Page 84, 习题三的3.15题:

3.15 设 $\mathbf{X} \sim N_p(\boldsymbol{\mu}, \mathbf{I}_p)$, $Q_1 = \mathbf{X}'\mathbf{A}\mathbf{X}$, $Q_2 = \mathbf{X}'\mathbf{B}\mathbf{X}$, 其中, \mathbf{A} 和 \mathbf{B} 为是对称矩阵. 若 Q_1 与 Q_2 独立, 且 $\mathbf{A} \geq \mathbf{0}$, $\mathbf{B} \geq \mathbf{0}$, 则 $\mathbf{A}\mathbf{B}' = \mathbf{0}$.

Page 92, 倒数第10行

$$f(\mathbf{y}) = \frac{1}{(-\pi)^{\frac{n}{2}}} \theta_1^n \exp \left\{ \frac{1}{4\theta_1} \boldsymbol{\theta}'_2 \mathbf{X}' \mathbf{X} \boldsymbol{\theta}_2 \right\} \exp \{ \theta_1 T_1 + \boldsymbol{\theta}_2' \mathbf{T}_2 \}.$$

Page 97, 第3行

$$\text{Var}(\mathbf{c}'\hat{\boldsymbol{\beta}}_1) = \text{Cov}(\mathbf{c}'\hat{\boldsymbol{\beta}}_1) = \mathbf{c}' \text{Cov}(\mathbf{A}\mathbf{y}) \mathbf{c} = \sigma^2 \mathbf{c}' \mathbf{A} \mathbf{A}' \mathbf{c} = \sigma^2 \mathbf{c}' \mathbf{M} \mathbf{c}.$$

Page 101, 倒数第8行

$$(\hat{\boldsymbol{\beta}} - \hat{\boldsymbol{\beta}}_{\mathbf{H}})' \mathbf{X}' \mathbf{X} (\hat{\boldsymbol{\beta}}_{\mathbf{H}} - \boldsymbol{\beta}) = \hat{\boldsymbol{\lambda}}'_{\mathbf{H}} \mathbf{H} (\hat{\boldsymbol{\beta}}_{\mathbf{H}} - \boldsymbol{\beta}) = \hat{\boldsymbol{\lambda}}'_{\mathbf{H}} (\mathbf{H} \hat{\boldsymbol{\beta}}_{\mathbf{H}} - \mathbf{H} \boldsymbol{\beta}) = \hat{\boldsymbol{\lambda}}'_{\mathbf{H}} (\mathbf{d} - \mathbf{d}) = 0.$$

Page 102, 将第13行-15行的 \mathbf{b} 替换成 \mathbf{d} , 即

$$\begin{cases} \mathbf{y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \mathbf{e}, \\ \mathbf{H}\boldsymbol{\beta} = \mathbf{d}, \end{cases}$$

其中 $\mathbf{y} = (y_1, y_2, y_3)'$, $\boldsymbol{\beta} = (\theta_1, \theta_2, \theta_3)'$, $\mathbf{X} = \mathbf{I}_3$, $\mathbf{H} = (\mathbf{1}, \mathbf{1}, \mathbf{1})$, $\mathbf{d} = \pi$, 这里 \mathbf{I}_3 表示3阶单位阵. 利用定理4.3.1 可得到 $\boldsymbol{\beta}$ 的约束最小二乘估计:

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}_{\mathbf{H}} = \hat{\boldsymbol{\beta}} - (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1} \mathbf{H}' (\mathbf{H}(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1} \mathbf{H}')^{-1} (\mathbf{H}\hat{\boldsymbol{\beta}} - \mathbf{d}),$$

Page 104, 第3行

$$\text{SS}_{\mathbf{H}e} = \|\mathbf{y} - \mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}}_{\mathbf{H}}\|^2 = \mathbf{y}'\mathbf{y} - \mathbf{y}'\mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}}_{\mathbf{H}} - \mathbf{d}'\hat{\boldsymbol{\lambda}}_{\mathbf{H}}. \quad (4.3.13)$$

Page 108, 倒数第2行、倒数第3行 \mathbf{I}_n 的下标 n 应该为 t , 即 $\text{Cov}(\boldsymbol{\varepsilon}) = \sigma^2 \mathbf{I}_t$

Page 121, 第17行 “在4.5节已给出了几种重要估计,”

Page 124, 第9行 利用 $\mathbf{N}\mathbf{y} = \mathbf{N}\boldsymbol{\varepsilon} = \mathbf{N}\mathbf{u}_1$

Page 125, 第一段的第10行 “它利用...” 应该为 “他利用...”

Page 125, 倒数第2行

$$\begin{pmatrix} \mathbf{T}_1 \\ \mathbf{T}_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{I}_n \\ \mathbf{0} \end{pmatrix} \boldsymbol{\theta} + \mathbf{e}, \quad \mathbf{e} \sim (\mathbf{0}, \boldsymbol{\Sigma}),$$

Page 126, 第2行 如果 $\boldsymbol{\Sigma}_{12} = \mathbf{0}$, 那么两者的协方差阵为

Page 126, 第18行

$$\text{Cov} \begin{pmatrix} \mathbf{T}_1 \\ \mathbf{T}_2 \end{pmatrix} = \sigma^2 \begin{pmatrix} (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\boldsymbol{\Sigma}\mathbf{X}(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1} & (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\boldsymbol{\Sigma}\mathbf{Z} \\ \mathbf{Z}'\boldsymbol{\Sigma}\mathbf{X}(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1} & \mathbf{Z}'\boldsymbol{\Sigma}\mathbf{Z} \end{pmatrix}.$$

Page 127, 第1行句尾加“记”, 第2行去掉 $\boldsymbol{\beta}^* = (\mathbf{X}'\boldsymbol{\Sigma}^{-1}\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\boldsymbol{\Sigma}^{-1}\mathbf{y}$, 即“这里 \mathbf{H} 为 $m \times p$ 矩阵, $\text{rk}(\mathbf{H}) = m$, 且 $\mathbf{H}\boldsymbol{\beta} = \mathbf{d}$ 是相容的, 其余假设同例4.8.1. 记

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{y}.$$

”

Page 127, 倒数第10行 “这里 $\mathbf{W} > \mathbf{0}$ 是已知矩阵, $\boldsymbol{\varepsilon}$ 和 \mathbf{e} 不相关”

Page 128, 倒数第5行、倒数第3行、倒数第1行中的下标 $p-1$ 加括号()

$$Y_j = \beta_{0j} + \beta_{1j}X_1 + \cdots + \beta_{(p-1)j}X_{p-1} + \varepsilon_j, \quad j = 1, \cdots, q, \quad (4.9.1)$$

$$y_{i1}, \cdots, y_{iq}, \quad x_{i1}, \cdots, x_{i(p-1)}, \quad i = 1, 2, \cdots, n.$$

$$y_{ij} = \beta_{0j} + \beta_{1j}x_{i1} + \cdots + \beta_{(p-1)j}x_{i(p-1)} + \varepsilon_{ij}, \quad i = 1, \cdots, n, \quad j = 1, 2, \cdots, q. \quad (4.9.2)$$

Page 129, 倒数第11行 “ \mathbf{B} 为未知参数阵”

Page 131, 倒数第7行 “所以 $\boldsymbol{\Sigma}^*$ 与 \mathbf{B}^* 相互独立.”

Page 132, 第14行 “... \mathbf{B} 为 $p \times k$ 的未知参数阵, 关于 $\boldsymbol{\varepsilon}$ 的假设...”

Page 134, 第8行

$$\mathbf{A} = \mathbf{X}'_1 \mathbf{T} \mathbf{X}'_2' \quad (4.9.19)$$

Page 136, 习题四 习题4.12

(1) 线性函数 $\varphi = \text{tr}(\mathbf{A}'\mathbf{B})$ 可估的充要条件为存在 $\mathbf{T}_{n \times q}$ 使得 $\mathbf{A} = \mathbf{X}'_1 \mathbf{T} \mathbf{X}'_2'$.

Page 138, 倒数第4-1行

“记

$$SS_e = \|\mathbf{y} - \mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}}\|^2,$$

$$SS_{\mathbf{H}e} = \|\mathbf{y} - \mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}}_{\mathbf{H}}\|^2$$

分别表示模型残差平方和与在约束 $\mathbf{H}\boldsymbol{\beta} = \mathbf{d}$ 下的残差平方和。”

Page 139, 第9行 去掉 \mathbf{A} 括号后多余的 \mathbf{H} , 即 $\mathbf{A} = \mathbf{X}(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{H}'(\mathbf{H}(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{H}')^{-1}$.

Page 140, 倒数第4-1行

“当 $\mathbf{d} = \mathbf{0}$ 时, 利用(4.1.10)和(4.3.13), F 计量(5.1.4)中的 SS_e 和 $SS_{\mathbf{H}e}$ 实际上多采用如下计算公式:

$$SS_e = \|\mathbf{y} - \mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}}\|^2 = \mathbf{y}'\mathbf{y} - \hat{\boldsymbol{\beta}}'\mathbf{X}'\mathbf{y},$$

$$SS_{\mathbf{H}e} = \|\mathbf{y} - \mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}}_{\mathbf{H}}\|^2 = \mathbf{y}'\mathbf{y} - \hat{\boldsymbol{\beta}}'_{\mathbf{H}}\mathbf{X}'\mathbf{y},$$

”

Page 141, 第10、14、15行中的 $\mathbf{H}\boldsymbol{\beta} = \mathbf{d}$ 应该为 $\mathbf{H}\boldsymbol{\beta} = \mathbf{0}$

Page 145, 第2行 “考虑可估函数向量 $\mathbf{H}\boldsymbol{\beta} = (\mathbf{h}'_1\boldsymbol{\beta}, \dots, \mathbf{h}'_k\boldsymbol{\beta})'$ 的置信域, 其中...”

Page 146, 倒数第2行 因为 $\mathbf{h} \in \mathcal{M}(\mathbf{H}')$

Page 148, 第13行

$$P(\mathbf{h}'_i\boldsymbol{\beta} \in \mathcal{I}_i(\alpha), i = 1, \dots, k) = 1 - P\left(\bigcup_{i=1}^k \bar{E}_i\right) \geq 1 - kP(\bar{E}_1) = 1 - k\alpha.$$

Page 149, 5.3节第一段 “由于试验或生产等方面的费用高或试验周期长”

Page 150, 第9行 “估计误差为 $\mathbf{d} = \mathbf{X}_0\boldsymbol{\beta}^* - \mathbf{X}_0\boldsymbol{\beta}$ 。”

Page 152, 第6,7行 “由于 $\tilde{\mathbf{y}}_0^*$ 与广义预测均方误差中的正定矩阵 \mathbf{A} 无关, 因此, 由(5.3.5)定义的预测 $\tilde{\mathbf{y}}_0^*$ 在预测均方误差意义下也是BLUP。”

Page 152, 第16行 (推论5.3.1的最后一行) 其中 $\hat{\beta} = (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{y}$

Page 152, 倒数第9行-4行

$$\begin{aligned}\tilde{y}_0^* &= \mathbf{x}_0'\beta^* + \sigma'_{12}\Sigma^{-1}(\mathbf{y} - \mathbf{X}\beta^*). \\ \text{Var}(y_0^* - y_0) &= \sigma^2(\mathbf{x}_0'(\mathbf{X}'\Sigma^{-1}\mathbf{X})^{-1}\mathbf{x}_0 + \sigma_{22}), \\ \text{Var}(\hat{y}_0 - y_0) &= \sigma^2(\mathbf{x}_0'(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{x}_0 + 1).\end{aligned}$$

Page 153,

$$\begin{pmatrix} \mathbf{y} \\ y_0 \end{pmatrix} \sim N_{n+k} \left(\begin{pmatrix} \mathbf{X}\beta \\ \mathbf{X}_0\beta \end{pmatrix}, \sigma^2 \begin{pmatrix} \Sigma & \mathbf{V}' \\ \mathbf{V} & \Sigma_0 \end{pmatrix} \right). \quad (5.3.14)$$

Page 153, 倒数第9行

$$z_i = y_{0i}^* - y_{0i}, \quad i = 1, \dots, k.$$

Page 156, 第3, 4行 可导出 $\tilde{\mathbf{y}}_0^* = \mathbf{X}_0\beta^* + \mathbf{V}\Sigma^{-1}(\mathbf{y} - \mathbf{X}\beta^*)$ 的预测误差分布, 即

$$\mathbf{z} = \tilde{\mathbf{y}}_0^* - \mathbf{y}_0 \sim N_k(\mathbf{0}, \sigma^2\mathbf{\Omega}), \quad (0.0.1)$$

Page 164, 倒数第11行 “其条件均值为 $E(y_i|x_{0i}) = \beta_0^* + x_{0i}\beta_1^*$,”

Page 180, 定理6.1.1的(3): (3) $\hat{\sigma}^2 = \|\mathbf{y} - \mathbf{X}\hat{\beta}\|^2/(n-p)$ 为 σ^2 的无偏估计.

Page 189, 第3行

$$\begin{aligned}t^{(2)} &= \frac{\hat{\beta}_2}{s(\hat{\beta}_2)} = \frac{15.583}{4.9210} = 3.167, & P\text{值} &= 2P(t_8 > |t^{(2)}|) = 0.013254, \\ t^{(3)} &= \frac{\hat{\beta}_3}{s(\hat{\beta}_3)} = \frac{-0.058}{0.0219} = -2.648, & P\text{值} &= 2P(t_8 > |t^{(3)}|) = 0.029347.\end{aligned}$$

Page 202, 第3行 “于是 $\text{Cov}(\hat{\beta}_q) - \text{Cov}(\tilde{\beta}_q) \geq \mathbf{0}$ ”

Page 202, 第6行 “预测误差平方和 (prediction sum of squares, PRESS)”

Page 220, 第13行 `install.packages('latex2exp'); library(latex2exp)`

Page 220, 第14行

`path.plot(lam, beta.hat)` `##` 绘制Lasso估计的路径图, `path.plot`函数见p.297.

Page 224, 倒数第4行 回归系数 β 的初始估计

Page 234, 第1,2行 “注意到对称分布下, $\mathbf{m}'\mathbf{V}^{-1}\mathbf{1}_n = 0$, 易证回归系数 σ 的BLU估计为”

$$\hat{\sigma} = \mathbf{m}'\mathbf{V}^{-1}\mathbf{u}/(\mathbf{m}'\mathbf{V}^{-1}\mathbf{m}).$$

Page 234, 第6行 $\mathbf{a} = \mathbf{V}^{-1}\mathbf{m}/\sqrt{\mathbf{m}'\mathbf{V}^{-2}\mathbf{m}}$.

Page 242, 倒数第2行 “方差和均值有关系 $\sigma = g(\mu)$, 这里 μ 未知”

Page 242, 6.4.6节第1行 “对观测得到的试验数据集 $(\mathbf{x}'_i, y_i), i = 1, \dots, n$ ”

Page 246, 倒数第4行 “其中, 临界值 d_L 和 d_U 依赖于样本量 n 自变量个数以及显著性水平.”

Page 247, 倒数第10行 “则把这些自变量重新引入回归模型”

Page 259,

$$\tilde{\rho} = \arg \min_{\rho} S(\rho) = \arg \min_{\rho} \text{SSE}(\hat{\beta}_0(\rho), \hat{\beta}_1(\rho), \rho). \quad (6.4.39)$$

Page 263, 第10行 $h_{ii} = \frac{1}{n} + (\tilde{\mathbf{x}}_i - \tilde{\mathbf{x}})'(\tilde{\mathbf{X}}_c'\tilde{\mathbf{X}}_c)^{-1}(\tilde{\mathbf{x}}_i - \tilde{\mathbf{x}})$,

Page 268, 第10行 (\mathbf{x}'_j, y_j) 可能不是异常点, 而被误判为异常点.

Page 268, 第16行 我们拒绝假设 $H: \eta = 0$, 即判定第 j 组数据 (\mathbf{x}'_j, y_j) 为异常点.

Page 274, 第1行 对给定的显著性水平 $\alpha = 0.05$

Page 275, 倒数第11行 去掉“(3) WLS估计.”中的句号“.”

Page 279, 第11行(例6.6.1 第二行) “自变量 X_1, X_2, \dots, X_6 的其余11组数据满足线性关系”

Page 279, 倒数第5, 4行 协变量应统一为自变量, 即

解 对自变量 X_1, \dots, X_6 的数据进行中心化和标准化, 为方便计, 用 Z_1, \dots, Z_6 表示. 于是得到的矩阵 $\mathbf{Z}'\mathbf{Z}$ 本质上就是由这些自变量生成的相关矩阵.

Page 291, 第6行

$$\text{MSE}(\tilde{\beta}) = \text{MSE} \begin{pmatrix} \hat{\alpha}_1 \\ \mathbf{0} \end{pmatrix} = \text{tr} \left[\text{Cov} \begin{pmatrix} \hat{\alpha}_1 \\ \mathbf{0} \end{pmatrix} \right] + \left\| E \begin{pmatrix} \hat{\alpha}_1 \\ \mathbf{0} \end{pmatrix} - \boldsymbol{\alpha} \right\|^2 = \sigma^2 \text{tr}(\boldsymbol{\Lambda}_1^{-1}) + \|\boldsymbol{\alpha}_2\|^2.$$

Page 297, 页面下端补充说明例6.3.2中path.plot 函数命令

```
#####
##例6.3.2中 path.plot 函数

path.plot =function(lam, beta.hat){
plot(log(lam), beta.hat[1,],type='o',ylim= c(min(beta.hat),
max(beta.hat)), col=3, pch=1,lty=1,lwd=2,
xlab=expression(log(lambda)),ylab='Coefficients', xpd = T)
lines(log(lam), beta.hat[2,],type='o',col=2,pch=3,lty=3,lwd=2)
lines(log(lam), beta.hat[3,],type='o',col=1,pch=2,lty=2,lwd=2)
lines(log(lam), beta.hat[4,],type='o',col=4,pch=4,lty=4,lwd=2)
lines(log(lam), beta.hat[5,],type='o',col=5,pch=5,lty=5,lwd=2)
lines(log(lam), beta.hat[6,],type='o',col=6 ,pch=6,lty=6,lwd=2)
legend("bottomright",legend =c(TeX('X_1'),TeX('X_2'),TeX('X_3'),
TeX('X_4'),TeX('x_5'),TeX('X_6')), col=c(3,2,1,4,5,6),
pch =c(1,3,2,4,5,6),lty=c(1,3,2,4,5,6),lwd = 2,y.intersp =0.4,x.intersp=0.6)
}
#####
```

Page 301, 注7.1.3中去掉“此时，效应”中的“此时，”

Page 312, 倒数第1行

$$\mathbf{X} = \begin{pmatrix} \mathbf{1}_b & \mathbf{1}_b & & \mathbf{I}_b \\ \mathbf{1}_b & & \mathbf{1}_b & \mathbf{I}_b \\ \vdots & & \ddots & \vdots \\ \mathbf{1}_b & & & \mathbf{1}_b & \mathbf{I}_b \end{pmatrix} = (\mathbf{1}_{ab}, \mathbf{I}_a \otimes \mathbf{1}_b, \mathbf{1}_a \otimes \mathbf{I}_b),$$

Page 338, 倒数第1行

$$F_1^{(I)} = \frac{R(\boldsymbol{\alpha}|\boldsymbol{\mu})/(a-1)}{SS_e/(N-ab)}$$

Page 351,

$$F_2 = \frac{SS_{H_{02}}/(a-1)}{SS_e/ab(c-1)}, \quad (7.4.22)$$

Page 355, 倒数第6行 ”特别对于平衡数据, 即 $n_1 = \dots = n_a = n$ 时, $E(d_{ij}) = \sigma_i \sqrt{2(n-1)/(n\pi)}$.”

Page 357, 倒数第5行 ”诸样本方差的观测值的差别一般不大, B 的值一般将很小”

Page 360, 程序第4行 $y < -c(y1,y2,y3)$; $A < -\text{factor}(gl(3,10,30))$

Page 373, 倒数第11行 “其元素 z_{ij} 可以取任意实数值。”

Page 385, 393, 将表8.4.3 和表8.5.4中的圆括号 () 换成方括号[]

表 0.0.1 表8.4.3 三种促销策略的两两效应差的置信区间

两两效应差	置 信 区 间	Scheffé同时置信区间	Bonferroni同时置信区间
$\alpha_1 - \alpha_2$	[2.370, 7.780]	[1.607, 8.543]	[1.888, 8.262]
$\alpha_1 - \alpha_3$	[10.323, 15.630]	[9.574, 16.379]	[9.851, 16.103]
$\alpha_2 - \alpha_3$	[5.285, 10.518]	[4.546, 11.256]	[4.819, 10.984]

表 0.0.2 表8.5.4 两两效应差的置信区间

两两效应差	点估计	置 信 区 间	Scheffé同时置信区间	Bonferroni同时置信区间
$\alpha_1 - \alpha_2$	2.360	[0.957, 3.763]	[0.322, 4.398]	[0.413, 4.307]
$\alpha_1 - \alpha_3$	2.424	[1.014, 3.834]	[0.377, 4.471]	[0.468, 4.380]
$\alpha_1 - \alpha_4$	4.001	[2.698, 5.304]	[2.109, 5.893]	[2.193, 5.809]
$\alpha_2 - \alpha_3$	0.064	[-1.235, 1.363]	[-1.476, 1.604]	[-1.738, 1.866]
$\alpha_2 - \alpha_4$	1.642	[0.198, 3.086]	[-1.822, 1.950]	[-0.362, 3.646]
$\alpha_3 - \alpha_4$	1.578	[0.123, 3.033]	[-0.535, 3.691]	[-0.440, 3.596]

Page 408 例9.5.2

$$SS_\gamma = SS_{\alpha \times \beta} = c \sum_i \sum_j (\bar{y}_{ij.} - \bar{y}_{i..} - \bar{y}_{.j.} + \bar{y}_{...})^2, \quad \text{自由度为 } (a-1)(b-1), \quad SS_e = \sum_i \sum_j \sum_k (y_{ijk} - \bar{y}_{ij.})^2$$

对随机效应的平方和用各自的自由度去除, 得到均方 $Q_1 = SS_\beta / (b-1)$, $Q_2 = SS_\gamma / [(a-1)(b-1)]$

Page 409, 第13行 例9.5.3

$$\begin{aligned} \mathbf{y}'\mathbf{y} &= SS_\mu + SS_\alpha + SS_\beta + SS_\gamma + SS_e \\ &= abc\bar{y}_{...}^2 + bc \sum_i (\bar{y}_{i..} - \bar{y}_{...})^2 + ac \sum_j (\bar{y}_{.j.} - \bar{y}_{...})^2 \\ &\quad + c \sum_i \sum_j (\bar{y}_{ij.} - \bar{y}_{i..} - \bar{y}_{.j.} + \bar{y}_{...})^2 + \sum_i \sum_j \sum_k (\bar{y}_{ijk} - \bar{y}_{ij.})^2. \end{aligned}$$

Page 441. 习题九

9.3 在例9.5.1中, 假设 y 的分布为正态, 证明均值 μ 的置信区间为

$$\left[\bar{y}_{..} - t_{(a-1)} \sqrt{Q_1/ab}, \quad \bar{y}_{..} + t_{(a-1)} \sqrt{Q_1/ab} \right].$$

9.4

$$\text{Var}(\mathbf{x}'\mathbf{P}\mathbf{x}) = 2\text{tr}(\mathbf{PVPV}) + 4\boldsymbol{\mu}'\mathbf{PVP}\boldsymbol{\mu}$$

9.5 中的提示缺了行列式符号: $|\mathbf{B}'_1\boldsymbol{\Sigma}(\sigma^2)\mathbf{B}_1| = k|\mathbf{B}'_2\boldsymbol{\Sigma}(\sigma^2)\mathbf{B}_2|$

9.6 (2) 用 $\mathbf{Q}_U = \mathbf{I}_n - \mathbf{U}(\mathbf{U}'\mathbf{U})^{-1}\mathbf{U}'$ 左乘该模型, 得简约模型

$$\mathbf{Q}_U \mathbf{y} = \mathbf{Q}_U \mathbf{X}_2 \boldsymbol{\beta}_2 + \boldsymbol{\varepsilon}, \quad \boldsymbol{\varepsilon} \sim N_n(\mathbf{0}, \sigma_e^2 \mathbf{Q}_U).$$

从而得到 $\boldsymbol{\beta}_2$ 另一简单估计

$$\tilde{\boldsymbol{\beta}}_2 = (\mathbf{X}'_2 \mathbf{Q}_U \mathbf{X}_2)^{-1} \mathbf{X}'_2 \mathbf{Q}_U \mathbf{y},$$

试证明

$$\tilde{\boldsymbol{\beta}}_2 = \boldsymbol{\beta}_2^* \iff \mathcal{M}(\mathbf{Q}_U \mathbf{X}_2) \subset \mathcal{M}(\mathbf{Q}_{\mathbf{X}_1} \mathbf{X}_2).$$

Page 447, 第12行 则第 i 行 n_i 个单元观测频数 n_{i1}, \dots, n_{iJ} 服从多项式分布,

Page 450, 第5行 “其中, 响应函数”

Page 451, 第4行 自变量 $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_{p-1})'$ 满足线性关系

Page 451, 第13行 “可基于简单线性模型 $y_i^c = \beta_0^c + \beta^c x_i + e_i^c$, 作回归.

Page 451, 第16行 ”记 F_e^c 模型随机误差 e_i^c 的分布函数.”; Page 451, 第17行

$$E(y_i) = \pi(\mathbf{x}_i) = P(e_i^c \leq d - \mathbf{x}_i' \boldsymbol{\beta}^c) = F_{e^c}(d - \mathbf{x}_i' \boldsymbol{\beta}^c), \quad (10.3.7)$$

Page 464, 倒数第13行 ”其中 $v(\hat{\beta}_k)$ 为矩阵 $(\mathbf{X}'\mathbf{W}(\hat{\boldsymbol{\beta}})\mathbf{X})^{-1}$ 的第 $k+1$ 个对角元”

Page 466, 第7行 “因此, 当 $\chi^2 \geq \chi_{c-p}^2(\alpha)$, 则拒绝 H_0 ”

Page 485, 倒数第12行 “ $X_4 = 1$ 对应的单项得分为71,”

Page 488, 倒数第1行 且满足条件

$$\sum_{j=1}^J y_{ij} = 1.$$

Page 499, 倒数第5行 删除”Acta Mathematicae, Applicatae Sinica”中的逗号””