《贝叶斯分析》勘误表 (2017.09)

(适用于第一版第二次印刷勘误表更新)

前言

P_{iii} 页, -3 至 -2 行中：
- 误： 作者的个人主页 http://stuff.ustc.edu.cn/~wei/books.htm 或
- 正： 作者的个人主页 http://stuff.ustc.edu.cn/~lwei/books.htm 或

P_{iv} 页, 第 2 行中：
- 误： 霍涉云和周静雯等帮助完成了书稿前几章中文 tex 的打字和编译,
- 正： 霍涉云、周静雯和陈敏等帮助完成了书稿前几章中文 tex 的打字和编译,

第一章

P_6, 第 3-4 行中：
- 误： Bayes 的遗著在当时学术界没有引起重视,
- 正： Bayes 的遗著在此后近 200 年中没有引起学术界重视,

P_6, 第 4 行中：
- 误： 其主要原因可能是当时著名的统计学家如 Fisher 、
- 正： 一个主要原因可能是在 20 世纪初著名的统计学家如 Fisher 、

P_6, 第 7 行中：
- 误： 列联表检验和估计的最优性理论等。
- 正： 列联表检验和参数估计的最优性理论等。

P_{27}, 将第 11 和 13 行中出现的 $\boldsymbol{X}$ 改为小写黑体的 $\boldsymbol{x}$;

P_{27}, 将第 10 和 13 行中出现的 $\bar{X}$ 改为小写的 $\bar{x}$;

第二章

P_{41}, -2 行中：
- 误： 下面先介绍边缘分布的定义和混合分布的定义,
- 正： 下面先介绍边缘分布的定义,

P_{42}, 第 10 行中：
- 误： **注 2.3.1** 设随机变量 X 以概率 p 在总体 F_1 中取值，以 $(1-p)$ 的概率在总体 F_2 中取值.
- 正： **注 2.3.1** 为了说明边缘分布的统计意义，下面引入混合分布的概念．设随机变量 X 以概率 p 在总体 F_1 中取值，以概率 $(1-p)$ 在总体 F_2 中取值.

P_{44}, 第 3 行中：
- 误： $m(\boldsymbol{x}|\hat{\pi}) = \sup\limits_{\pi\in\Gamma} \prod\limits_{i=1}^{n} m(x_i|\pi)$
- 正： $m(\boldsymbol{x}|\hat{\pi}) = \sup\limits_{\pi\in\Gamma} m(\boldsymbol{x}|\pi) = \sup\limits_{\pi\in\Gamma} \prod\limits_{i=1}^{n} m(x_i|\pi)$

P_{44}, 第 10 行中：
- 误： 此处 Λ 为 λ 的集合.
- 正： 此处 Λ 为 λ 的参数空间.

P_{45}, 第 10 行，公式 (2.3.3) 中：$\begin{cases} \text{误：} & S^2-\sigma^2,\ \text{当}\ S^2 \geq \sigma^2. \\ \text{正：} & S^2-\sigma^2,\ \text{当}\ S^2 > \sigma^2. \end{cases}$

P_{46}, 第 10 行，公式 (2.3.5) 中：$\begin{cases} \text{误：} & = \int_\Theta E^{X|\theta}\big[x-\mu_m(x)\big]^2 \pi(\theta|\lambda) d\theta, \\ \text{正：} & = \int_\Theta E^{X|\theta}\big[x-\mu_m(\lambda)\big]^2 \pi(\theta|\lambda) d\theta, \end{cases}$

P_{47}, -7 和 -8 行中：将

$$\begin{cases} 10 = \bar{X} = \mu_\pi, \\ 3 = S^2 = 1+\sigma_\pi^2 \end{cases}$$

改为

$$\begin{cases} 10 = \bar{X} = \hat{\mu}_\pi, \\ 3 = S^2 = 1+\hat{\sigma}_\pi^2 \end{cases}$$

P_{49}, 第 11 行中：$\begin{cases} \text{误：} & \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma}\exp\Big\{\frac{1}{2\sigma^2}(x-\theta)^2\Big\} = f(x-\theta) \\ \text{正：} & \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma}\exp\Big\{-\frac{1}{2\sigma^2}(x-\theta)^2\Big\} = f(x-\theta) \end{cases}$

P_{50}, -4 行中：$\begin{cases} \text{误：} & \hat{\theta}_B = \bar{X}. \\ \text{正：} & \hat{\theta}_B = \bar{x}. \end{cases}$

P_{51}, 第 10 行中：$\begin{cases} \text{误：} & \text{又如，}\ X\ \text{服从 Gamma 分布}\ \Gamma(r,\lambda), \\ \text{正：} & \text{又如，}\ X\ \text{服从 Gamma 分布}\ \Gamma(r,\lambda^{-1}), \end{cases}$

P_{51}, 第 14 行中：$\begin{cases} \text{误：} & \text{对}\ X\ \text{作变换}\ Y=cX,\ \text{同时对}\ \theta \\ \text{正：} & \text{对}\ X\ \text{作变换}\ Y=cX,\ c>0,\ \text{同时对}\ \sigma \end{cases}$

P_{56}, -6 行中：$\begin{cases} \text{误：} & \pi(\theta|x) = \frac{\Gamma(n+2)}{\Gamma(x+1)\Gamma(n-x+1)}\ \theta^{(x+1)-1}(1-\theta)^{(n-x+1)-1}. \\ \text{正：} & \pi(\theta|x) = \frac{\Gamma(n+2)}{\Gamma(x+1)\Gamma(n-x+1)}\ \theta^{(x+1)-1}(1-\theta)^{(n-x+1)-1}, \quad 0<\theta<1. \end{cases}$

P_{57}, 第 2 行中：$\begin{cases} \text{误：} & \pi(\theta|x) = \frac{\Gamma(n+a+b)}{\Gamma(x+a)\Gamma(n-x+b)}\theta^{(x+a)-1}(1-\theta)^{(n-x+b)-1}. \\ \text{正：} & \pi(\theta|x) = \frac{\Gamma(n+a+b)}{\Gamma(x+a)\Gamma(n-x+b)}\theta^{(x+a)-1}(1-\theta)^{(n-x+b)-1}, \quad 0<\theta<1. \end{cases}$

P_{58}, 第 10 行中：$\begin{cases} \text{误：} & \pi(\theta|x) = \frac{\Gamma(n+a+b)}{\Gamma(x+a)\Gamma(n-x+b)}\theta^{(x+a)-1}(1-\theta)^{(n-x+b)-1}. \\ \text{正：} & \pi(\theta|x) = \frac{\Gamma(n+a+b)}{\Gamma(x+a)\Gamma(n-x+b)}\theta^{(x+a)-1}(1-\theta)^{(n-x+b)-1}, \quad 0<\theta<1. \end{cases}$

P_{60}, -9 行中：$\begin{cases} \text{误：} & \pi(\theta|\mathbf{x}) = \frac{(n+a)^{n\bar{x}+b}}{\Gamma(n\bar{x}+b)}\ \theta^{n\bar{x}+b-1}e^{-(n+a)\theta}. \\ \text{正：} & \pi(\theta|\mathbf{x}) = \frac{(n+a)^{n\bar{x}+b}}{\Gamma(n\bar{x}+b)}\ \theta^{n\bar{x}+b-1}e^{-(n+a)\theta}, \quad \theta>0, \end{cases}$

P_{60}, -1 行中：$\begin{cases} \text{误：} & f(\mathbf{x}|\theta) = \\ \text{正：} & f(\mathbf{x}|\lambda) = \end{cases}$

P_{61}, 第 6 行中： $\begin{cases} \text{误：} & \pi(\lambda|\mathbf{x}) = \frac{(a+n\bar{x})^{nr+b}}{\Gamma(nr+b)}\lambda^{nr+b-1}\exp\big\{-\big(a+n\bar{x}\big)\lambda\big\}. \\ \text{正：} & \pi(\lambda|\mathbf{x}) = \frac{(a+n\bar{x})^{nr+b}}{\Gamma(nr+b)}\lambda^{nr+b-1}\exp\big\{-\big(a+n\bar{x}\big)\lambda\big\}, \quad \lambda>0. \end{cases}$

P_{61}, -10 行，定义 2.5.2 中： $\begin{cases} \text{误：} & \text{则称随机变量 } X \text{ 的分布为逆伽玛分布} \\ \text{正：} & \text{则称随机变量 } X \text{ 服从参数为 } \alpha,\ \lambda \text{ 的逆伽玛分布} \end{cases}$

P_{62}, -6 行中： $\begin{cases} \text{误：} & \mu_n(\bar{x}) = \left(\frac{\sigma^2/n}{\sigma^2/n+\tau^2}\right)\mu + \left(\frac{\tau^2}{\sigma^2/n+\tau^2}\right)\bar{X} \\ \text{正：} & \mu_n(\bar{x}) = \left(\frac{\sigma^2/n}{\sigma^2/n+\tau^2}\right)\mu + \left(\frac{\tau^2}{\sigma^2/n+\tau^2}\right)\bar{x} \end{cases}$

P_{62}, -5 行中： $\begin{cases} \text{误：} & = r_n\,\mu + (1-r_n)\bar{X} \\ \text{正：} & = r_n\,\mu + (1-r_n)\bar{x} \end{cases}$

P_{62}, -3 行中： $\begin{cases} \text{误：} & \text{则后验均值主要由 } \bar{X} \text{ 决定,} \\ \text{正：} & \text{则后验均值主要由 } \bar{x} \text{ 决定,} \end{cases}$

P_{64}, -5 行中： $\begin{cases} \text{误：} & H_{\text{甲}} = -\frac{1}{2}\ln\frac{1}{2} - \frac{1}{2}\ln\frac{1}{2} = \ln 2 = 0.3010, \\ \text{正：} & H_{\text{甲}} = -\frac{1}{2}\ln\frac{1}{2} - \frac{1}{2}\ln\frac{1}{2} = \ln 2 = 0.6931, \end{cases}$

P_{64}, -4 行中： $\begin{cases} \text{误：} & H_{\text{乙}} = -0.99\ln 0.99 - 0.01\ln 0.01 = 0.0243, \\ \text{正：} & H_{\text{乙}} = -0.99\ln 0.99 - 0.01\ln 0.01 = 0.0560, \end{cases}$

P_{64}, -3 行中： $\begin{cases} \text{误：} & H_{\text{丙}} = -0.70\ln 0.70 - 0.30\ln 0.30 = 0.2653. \\ \text{正：} & H_{\text{丙}} = -0.70\ln 0.70 - 0.30\ln 0.30 = 0.6109. \end{cases}$

P_{64}, -2 行中：
- 误： 可见甲的熵最大，乙的熵最小，丙的熵介于二者之间.
- 正： 这里 ln 是取以 e 为底的对数．可见甲的熵最大，乙的熵最小，丙的熵介于二者之间.

P_{68}, -1 行中： $\begin{cases} \text{误：} & \pi(\mu,\sigma^2) = \lim\limits_{i\to\infty}\frac{K_i(\mu)\pi_i(\mu)}{K_i(\mu_0^2)\pi_i(\mu_0^2)}\cdot\pi(\sigma^2|\mu) = \pi(\sigma^2|\mu) = \frac{1}{\sigma^2}. \\ \text{正：} & \pi(\mu,\sigma^2) = \lim\limits_{i\to\infty}\frac{K_i(\mu)\pi_i(\mu)}{K_i(\mu_0)\pi_i(\mu_0)}\cdot\pi(\sigma^2|\mu) = \pi(\sigma^2|\mu) = \frac{1}{\sigma^2}. \end{cases}$

P_{70}, 第 7 行中： $\begin{cases} \text{误：} & E_n(\pi) = -\sum\limits_{i=1}^{n}\pi(\theta_i)\ln\pi(\theta_i) = -\pi(\theta_k)\ln\pi(\theta_k) = 1\cdot\ln 1 = 0, \\ \text{正：} & E_n(\pi) = -\sum\limits_{i=1}^{n}\pi(\theta_i)\ln\pi(\theta_i) = -\pi(\theta_k)\ln\pi(\theta_k) = -1\cdot\ln 1 = 0, \end{cases}$

P_{73}, 第 5 行中： $\begin{cases} \text{误：} & \widetilde{\pi}(\theta) = \dfrac{\exp\big\{\lambda_1\theta + \lambda_2(\theta-\mu)^2\big\}}{\displaystyle\int_\Theta \exp\big\{\lambda_1\theta + \lambda_2(\theta-\mu)^2\big\}}. \\ \text{正：} & \widetilde{\pi}(\theta) = \dfrac{\exp\big\{\lambda_1\theta + \lambda_2(\theta-\mu)^2\big\}}{\displaystyle\int_\Theta \exp\big\{\lambda_1\theta + \lambda_2(\theta-\mu)^2\big\}d\theta}, \end{cases}$

P_{76}, 第 1 行中： $\begin{cases} \text{误：} & \text{综合上述三种情形得到多层先验 (见图 2.6.1) 为} \\ \text{正：} & \text{综合上述三种情形得到多层先验 (见图 2.7.1) 为} \end{cases}$

P_{76}, -13 行中： $\begin{cases} \text{误：} & \text{图 2.6.1 } \theta \text{ 的多层先验} \\ \text{正：} & \text{图 2.7.1 } \theta \text{ 的多层先验} \end{cases}$

P_{78}, -7 行 (习题 14) 中： $\begin{cases} \text{误：} & \text{一个位置 – 刻度参数的密度是形如 } \sigma^{-1}f((x-\theta)) \text{ 的密度,} \\ \text{正：} & \text{一个位置 – 刻度参数的密度是形如 } \sigma^{-1}f((x-\theta)/\sigma) \text{ 的密度,} \end{cases}$

P_{79}, -5 行中： $\begin{cases} \text{误：} & \text{21 假定 } \theta \text{ 是一个刻度参数 (故自然的“不变的”无信息先验为 } \pi_0(\theta)=\theta^{-1}), \\ \text{正：} & {}^{*}\text{21 假定 } \theta \text{ 是一个刻度参数 (故自然的“不变的”无信息先验为 } \pi_0(\theta)=\theta^{-1}), \end{cases}$

P_{80}, 第 1 行中： $\begin{cases} \text{误：} & \text{22 设 } X_1 \text{ 与 } X_2 \text{ 相互独立，分别服从数学期望为 } \mu_1 \text{ 和 } \mu_2 \text{ 的指数分布.} \\ \text{正：} & {}^{*}\text{22 设 } X_1 \text{ 与 } X_2 \text{ 相互独立，分别服从数学期望为 } \mu_1 \text{ 和 } \mu_2 \text{ 的指数分布.} \end{cases}$

第三章

P_{83}, 第 8 行中： $\begin{cases} \text{误：} & \text{若记 } A_1=\{X=1\},\ A_2=\{X=0\}; \\ \text{正：} & \text{若记 } A=\{X=1\},\ \overline{A}=\{X=0\}; \end{cases}$

P_{83}, 第 9 行中： $\begin{cases} \text{误：} & \text{则上述后验分布的计算公式就与 Bayes 公式等价.} \\ \text{正：} & \text{则上述后验分布的计算公式就与例 1.1.1 中的 Bayes 公式相似.} \end{cases}$

P_{84}, 第 5 行中： $\begin{cases} \text{误：} & \text{其中 } m^*(t) \text{ 为 } T \text{ 的边缘密度函数.} \\ \text{正：} & \text{其中 } m^*(t) \text{ 为 } T \text{ 的边缘密度函数， } c=c(t) \text{ 为 } t \text{ 的函数.} \end{cases}$

P_{88}, -5 行中： $\begin{cases} \text{误：} & \pi(\theta|x)=\frac{\Gamma(n+1)}{\Gamma(x+1/2)\Gamma(n-x+1/2)}\theta^{x-1/2}(1-\theta)^{n-x-1/2}. \\ \text{正：} & \pi(\theta|x)=\frac{\Gamma(n+1)}{\Gamma(x+1/2)\Gamma(n-x+1/2)}\theta^{x-1/2}(1-\theta)^{n-x-1/2},\quad 0<\theta<1\ . \end{cases}$

P_{90}, 第 6 行中： $\begin{cases} \text{误：} & \pi(\boldsymbol{\theta}|\boldsymbol{x})=\frac{\Gamma(x_1+\cdots+x_k+k/2)}{\Gamma(x_1+1/2)\cdots\Gamma(x_k+1/2)}\theta_1^{x_1-1/2}\cdots\theta_k^{x_k-1/2}. \\ \text{正：} & \pi(\boldsymbol{\theta}|\boldsymbol{x})=\frac{\Gamma(n+k/2)}{\Gamma(x_1+1/2)\cdots\Gamma(x_k+1/2)}\theta_1^{x_1-1/2}\cdots\theta_k^{x_k-1/2}. \end{cases}$

P_{90}, -4 行中： $\begin{cases} \text{误：} & \pi(\theta|x)\propto\theta^{-(n+1)}e^{-n\bar{x}/\theta}, \\ \text{正：} & \pi(\theta|\boldsymbol{x})\propto\theta^{-(n+1)}e^{-n\bar{x}/\theta},\ \textbf{注}\text{: 将 } x \text{ 改为黑体 } \boldsymbol{x} \end{cases}$

P_{90}, -2 行中： $\begin{cases} \text{误：} & \pi(\theta|x)=\frac{(n\bar{x})^n}{\Gamma(n)}\theta^{-(n+1)}e^{-n\bar{x}/\theta} \\ \text{正：} & \pi(\theta|\boldsymbol{x})=\frac{(n\bar{x})^n}{\Gamma(n)}\theta^{-(n+1)}e^{-n\bar{x}/\theta},\quad \theta>0 \quad \textbf{注}\text{: 将 } x \text{ 改为黑体 } \boldsymbol{x} \end{cases}$

P_{91}, 第 11 行中： $\begin{cases} \text{误：} & \pi(\theta|t)=\frac{t^r}{\Gamma(r)}\theta^{-(r+1)}e^{-t/\theta}. \\ \text{正：} & \pi(\theta|t)=\frac{t^r}{\Gamma(r)}\theta^{-(r+1)}e^{-t/\theta},\quad \theta>0 \end{cases}$

P_{97}, -7 行中： $\begin{cases} \text{误：} & \text{当样本分布为 Poisson 分布 } P(\lambda), \\ \text{正：} & \text{当样本分布为 Poisson 分布 } P(\theta), \end{cases}$

P_{100}, 第 13 行中： $\begin{cases} \text{误：} & \hat{\theta}_B = \mu_n(\boldsymbol{X}) = \frac{\sigma^2/n}{\sigma^2/n+\tau^2}\mu + \frac{\tau^2}{\sigma^2/n+\tau^2}\bar{X}. \\ \text{正：} & \hat{\theta}_B = \mu_n(\boldsymbol{x}) = \frac{\sigma^2/n}{\sigma^2/n+\tau^2}\mu + \frac{\tau^2}{\sigma^2/n+\tau^2}\bar{x}. \end{cases}$

P_{102}, 第 5 行中： $\begin{cases} \text{误：} & \text{因此当 } \theta = x \text{ 时达到最大，所以 } \hat{\theta}_{MD} = X. \\ \text{正：} & \text{因此当 } \theta = x \text{ 时达到最大，所以 } \hat{\theta}_{MD} = x. \end{cases}$

P_{102}, 第 8-9 行中： $\begin{cases} \text{误：} & \text{所以按公式 } \pi(\theta|x) = \frac{f(x|\theta)\pi(\theta)}{m(x)} \text{ 计算， } \theta \text{ 的后验分布为} \\ \text{正：} & \text{所以按公式 } \pi(\theta|\bar{x}) = \frac{f(\bar{x}|\theta)\pi(\theta)}{m(\bar{x})} \text{ 计算， } \theta \text{ 的后验分布为} \end{cases}$

P_{102}, 第 10 行中： $\begin{cases} \text{误：} & \pi(\theta|x) = \\ \text{正：} & \pi(\theta|\bar{x}) = \end{cases}$

P_{102}, -9 行中： $\begin{cases} \text{误：} & \hat{\theta}_E = E^{\theta|x}(\theta) = \\ \text{正：} & \hat{\theta}_E = E^{\theta|\bar{x}}(\theta) = \end{cases}$

P_{102}, -7 行中： $\begin{cases} \text{误：} & = \bar{x} + \frac{\sigma(2n\pi)^{-1/2}\exp\left\{-n\bar{x}^2/2\sigma^2\right\}}{1-\Phi\left(-n\bar{x}/\sigma\right)}, \\ \text{正：} & = \bar{x} + \frac{\sigma(2n\pi)^{-1/2}\exp\left\{-n\bar{x}^2/2\sigma^2\right\}}{1-\Phi\left(-\sqrt{n}\bar{x}/\sigma\right)}, \end{cases}$

P_{103}, 第 7 行中： $\begin{cases} \text{误：} & \hat{R}_E = E^{\theta|x}[R(s)] = E^{\theta|x}\left(e^{-s/\theta}\right) \\ \text{正：} & \hat{R}_E = E^{\theta|t}[R(s)] = E^{\theta|t}\left(e^{-s/\theta}\right) \end{cases}$

P_{103}, 第 10 行中： $\begin{cases} \text{误：} & \text{即可靠性函数 } R(s) \text{ 的后验期望估计为 } \hat{R}_E = T^r/(T+s)^r. \\ \text{正：} & \text{即可靠性函数 } R(s) \text{ 的后验期望估计为 } \hat{R}_E = t^r/(t+s)^r. \end{cases}$

P_{104}, 第 8 行中： $\begin{cases} \text{误：} & \text{用 } \hat{\theta}_E = \frac{\sigma^2}{\sigma^2+\tau^2}\mu + \frac{\tau^2}{\sigma^2+\tau^2}X \text{ 作为 } \theta \text{ 的估计,} \\ \text{正：} & \text{用 } \hat{\theta}_E = \frac{\sigma^2}{\sigma^2+\tau^2}\mu + \frac{\tau^2}{\sigma^2+\tau^2}x \text{ 作为 } \theta \text{ 的估计,} \end{cases}$

P_{104}, 第 9-10 行中： $\begin{cases} \text{误：} & \text{并求 } \theta \text{ 的经典估计 } \delta(X) = X \text{ 的 PMSE, 将其与 } V^\pi(X) \text{ 比较.} \\ \text{正：} & \text{并求 } \theta \text{ 的经典估计 } \delta(x) = x \text{ 的 PMSE, 将其与 } V^\pi(x) \text{ 比较.} \end{cases}$

P_{104}, 12 行中： $\begin{cases} \text{误：} & \hat{\theta}_E = \mu(x) = \frac{\sigma^2}{\sigma^2+\tau^2}\mu + \frac{\tau^2}{\sigma^2+\tau^2}X, \\ \text{正：} & \hat{\theta}_E = \mu(x) = \frac{\sigma^2}{\sigma^2+\tau^2}\mu + \frac{\tau^2}{\sigma^2+\tau^2}x, \end{cases}$

P_{104}, 第 15 行中： $\begin{cases} \text{误：} & \text{而 } \delta(X) = X \text{ 的 PMSE 为} \\ \text{正：} & \text{而 } \delta(x) = x \text{ 的 PMSE 为} \end{cases}$

P_{104}, 第 16 行中: $\begin{cases} \text{误:} \quad PMSE(\delta(X)) = \\ \text{正:} \quad PMSE(\delta(x)) = \end{cases}$

P_{104}, -8 行中: $\begin{cases} \text{误:} \quad \text{由此可见，贝叶斯估计 } \hat{\theta}_E \text{ 比经典估计 } \delta(X)=X \text{ 的 PMSE 要小.} \\ \text{正:} \quad \text{由此可见，贝叶斯估计 } \hat{\theta}_E \text{ 比经典估计 } \delta(x)=x \text{ 的 PMSE 要小.} \end{cases}$

P_{109}, -5 行中: $\begin{cases} \text{误:} \quad \text{由例 3.3.1, 可知 } \theta \text{ 的后验分布 } \pi(\theta|x) \text{ 为 } N(\mu_n(\overline{x}),\eta_n^2), \\ \text{正:} \quad \text{由例 3.3.1, 可知 } \theta \text{ 的后验分布 } \pi(\theta|\bar{x}) \text{ 为 } N(\mu_n(\bar{x}),\eta_n^2), \end{cases}$

P_{115}, 第 6 行 (公式 (3.5.8)) 中: $\begin{cases} \text{误:} \quad \pi(\theta|x) = \\ \text{正:} \quad \pi(\theta|\boldsymbol{x}) = \end{cases}$ **注**: 将 x 改为黑体 $\boldsymbol{x}$

P_{116}, 第 2 行中: $\begin{cases} \text{误:} \quad \text{此时，} \theta \text{ 的可信水平为 } 1-\alpha \text{ 的 HPD 可信区间为} \\ \text{正:} \quad \text{此时，} \theta \text{ 的可信水平近似为 } 1-\alpha \text{ 的 HPD 可信区间为} \end{cases}$

P_{116}, 第 6 行中: $\begin{cases} \text{误:} \quad \text{求 } \theta \text{ 的可信水平为 } 1-\alpha \text{ 的 HPD 可信区间.} \\ \text{正:} \quad \text{求 } \theta \text{ 的可信水平近似为 } 1-\alpha \text{ 的 HPD 可信区间.} \end{cases}$

P_{119}, -10 行中: $\begin{cases} \text{误:} \quad \alpha_0 = P(\Theta_0|\boldsymbol{x}) = \frac{f(\boldsymbol{x}|\theta_0)\pi_0}{f(x|\theta_0)\pi_0+f(\boldsymbol{x}|\theta_1)\pi_1}, \\ \text{正:} \quad \alpha_0 = P(\Theta_0|\boldsymbol{x}) = \frac{f(\boldsymbol{x}|\theta_0)\pi_0}{f(\boldsymbol{x}|\theta_0)\pi_0+f(\boldsymbol{x}|\theta_1)\pi_1}, \end{cases}$ **注**: 将分母第一式中的 x 改为黑体 $\boldsymbol{x}$

P_{120}, -8 行中: $\begin{cases} \text{误:} \quad B^\pi(x) = e^{-5\times 3} = 3.06\times 10^{-7}. \\ \text{正:} \quad B^\pi(\bar{x}) = e^{-5\times 3} = 3.06\times 10^{-7}. \end{cases}$

P_{120}, -7 行中: $\begin{cases} \text{误:} \quad \text{这个数很小，几乎没有数据支持 } H_0 \text{ 成立，因为要接受 } H_0\text{, 须要求} \\ \text{正:} \quad \text{这个数很小，数据几乎没有可能支持 } H_0 \text{ 成立，因为若要接受 } H_0\text{, 须要求} \end{cases}$

P_{120}, -6 行中: $\begin{cases} \text{误:} \quad \frac{\alpha_0}{\alpha_1} = B^\pi(x)\cdot\frac{\pi_0}{\pi_1} = 3.06\times 10^{-7}\times\frac{\pi_0}{\pi_1} > 1, \\ \text{正:} \quad \frac{\alpha_0}{\alpha_1} = B^\pi(\bar{x})\cdot\frac{\pi_0}{\pi_1} = 3.06\times 10^{-7}\times\frac{\pi_0}{\pi_1} > 1, \end{cases}$ **注**：将 x 改为 $\bar{x}$.

P_{122}, 第 6 行中: $\begin{cases} \text{误:} \quad \text{故后验机会比 } \alpha_0/\alpha_1 = 1/8.44\,. \\ \text{正:} \quad \text{故后验机会比 } \alpha_0/\alpha_1 = 1/8.43\,. \end{cases}$

P_{122}, 第 10 行中: $\begin{cases} \text{误:} \quad B^\pi = \frac{\alpha_0\pi_1}{\alpha_1\pi_0} = \frac{\alpha_0}{\alpha_1} = \frac{1}{8.44}\,. \\ \text{正:} \quad B^\pi = \frac{\alpha_0\pi_1}{\alpha_1\pi_0} = \frac{\alpha_0}{\alpha_1} = \frac{1}{8.43}\,. \end{cases}$

P_{131}, 第 2 行中: $\begin{cases} \text{误:} \quad \mu_1 = \frac{\tau^2}{\sigma_1^2/n+\tau^2}\bar{X} + \frac{\sigma_1^2/n}{\sigma_1^2/n+\tau^2}\mu, \\ \text{正:} \quad \mu_1 = \frac{\tau^2}{\sigma_1^2/n+\tau^2}\bar{x} + \frac{\sigma_1^2/n}{\sigma_1^2/n+\tau^2}\mu, \end{cases}$

P_{131}, -2 行中: $\begin{cases} \text{误:} \quad E(Z|\bar{x}) = \mu_1 = \frac{\tau^2}{\sigma_1^2/n+\tau^2}\bar{X} + \frac{\sigma_1^2/n}{\sigma_1^2/n+\tau^2}\mu, \\ \text{正:} \quad E(Z|\bar{x}) = \mu_1 = \frac{\tau^2}{\sigma_1^2/n+\tau^2}\bar{x} + \frac{\sigma_1^2/n}{\sigma_1^2/n+\tau^2}\mu, \end{cases}$

P_{132}, 第 2 行中： $\begin{cases} 误： & \hat{Z} = \mu_1 = \frac{\tau^2}{\sigma_1^2/n+\tau^2}\bar{X} + \frac{\sigma_1^2/n}{\sigma_1^2/n+\tau^2}\mu. \\ 正： & \hat{Z} = \mu_1 = \frac{\tau^2}{\sigma_1^2/n+\tau^2}\bar{x} + \frac{\sigma_1^2/n}{\sigma_1^2/n+\tau^2}\mu. \end{cases}$

第四章

P_{141}, 第 -3 行中： $\begin{cases} 误： & L(\theta, a) = (\delta - a)^2 \\ 正： & L(\theta, a) = (\theta - a)^2 \end{cases}$

P_{148}, -7 行中： $\begin{cases} 误： & \frac{a-110.39}{\sqrt{69.23}} = 0.43, \\ 正： & \frac{\hat{a}-110.39}{\sqrt{69.23}} = 0.43, \end{cases}$

P_{148}, -5 行中： $\begin{cases} 误： & a = 0.43 \times \sqrt{69.23} + 110.39 = 113.97\,. \\ 正： & \hat{a} = 0.43 \times \sqrt{69.23} + 110.39 = 113.97\,. \end{cases}$

P_{151}, 第 7 行中： $\begin{cases} 误： & \tau = (\theta - \mu_n(\boldsymbol{x}))/\eta_n,\ d\theta = \eta_n d\tau, \\ 正： & \gamma = (\theta - \mu_n(\boldsymbol{x}))/\eta_n,\ d\theta = \eta_n d\gamma, \end{cases}$

P_{151}, 第 9 行中： $\begin{cases} 误： & P(\Theta_1|\boldsymbol{x}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}}\int_{-\infty}^{(\theta_0-\mu_n(\boldsymbol{x}))/\eta_n} \exp\{-\tau^2/2\}d\tau = \Phi\left(\frac{\theta_0-\mu_n(\boldsymbol{x})}{\eta_n}\right), \\ 正： & P(\Theta_1|\boldsymbol{x}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}}\int_{-\infty}^{(\theta_0-\mu_n(\boldsymbol{x}))/\eta_n} \exp\{-\gamma^2/2\}d\gamma = \Phi\left(\frac{\theta_0-\mu_n(\boldsymbol{x})}{\eta_n}\right), \end{cases}$

P_{151}, 第 -5 行中： $\begin{cases} 误： & D = \left\{\boldsymbol{X}:\ \bar{X} < \theta_0 + \frac{\sigma^2}{n\tau^2}(\theta_0 - \mu) - \frac{\sigma^2}{n}\cdot\eta_n^{-1}\cdot Z\left(\frac{k_1}{k_0+k_1}\right)\right\}. \\ 正： & D = \left\{\boldsymbol{x}:\ \bar{x} < \theta_0 + \frac{\sigma^2}{n\tau^2}(\theta_0 - \mu) - \frac{\sigma^2}{n}\cdot\eta_n^{-1}\cdot Z\left(\frac{k_1}{k_0+k_1}\right)\right\}. \end{cases}$

P_{157}, 将图 4.5.2 中出现的（ 3 处） p 改为 θ.

P_{157}, -9 行中： $\begin{cases} 误： & 为在先验分布\ \pi_k(\theta)\ (k = 2, 1, \cdots)\ 下 \\ 正： & 为在先验分布\ \pi_k(\theta)\ (k = 1, 2, \cdots)\ 下 \end{cases}$

P_{158}, 第 10 行中： $\begin{cases} 误： & 找一串\ \theta\ 的先验分布\ \{\pi_k\},\ \pi_k = N(0, k^2)\ (k = 1, 2, \cdots). \\ 正： & 找一串\ \theta\ 的先验分布\ \{\pi_k\},\ \pi_k\ 为\ N(0, k^2)\ (k = 1, 2, \cdots). \end{cases}$

P_{164}, 第 6 行中： $\begin{cases} 误： & 由\ R(\delta_\pi, \theta)\ 关于\ \theta\ 的连续性, \\ 正： & 由\ R(\delta_\pi, \theta)\ 和\ R(\delta^*, \theta)\ 关于\ \theta\ 的连续性, \end{cases}$

P_{164}, 第 11 行中： $\begin{cases} 误： & \le \int_{\mathcal{S}_\rho(\theta_0)}[R(\delta_\pi, \theta) - \rho]dF^\pi(\theta)\ + \\ 正： & \le \int_{\mathcal{S}_\rho(\theta_0)}[R(\delta_\pi, \theta) - \varepsilon]dF^\pi(\theta)\ + \end{cases}$

P_{165}, 第 2 行中： $\begin{cases} 误： & \sup\limits_{\theta\in\Theta} R(\delta^*, \theta) \leqslant \sup\limits_{\theta\in\Theta} R(\delta_0, \theta). \\ 正： & M(\delta^*) = \sup\limits_{\theta\in\Theta} R(\delta^*, \theta) \leqslant \sup\limits_{\theta\in\Theta} R(\delta_0, \theta) = M(\delta_0). \end{cases}$

P_{165}, 第 4 行中: $\begin{cases} \text{误:} & \textbf{2. 例子} \\ \text{正:} & \textbf{3. 例子} \end{cases}$

P_{166}, 第 3 行中: $\begin{cases} \text{误:} & \delta_\pi(\boldsymbol{X}) = \frac{n\tau^2}{1+n\tau^2}\bar{X} = c\bar{X}. \\ \text{正:} & \delta_\pi(\boldsymbol{x}) = \frac{n\tau^2}{1+n\tau^2}\bar{x} = c\bar{x}. \end{cases}$

P_{166}, 第 4 行中: $\begin{cases} \text{误:} & \text{故 } \delta_\pi(\boldsymbol{X}) \text{ 是 } \theta \text{ 的可容许估计.} \\ \text{正:} & \text{故 } \delta_\pi(\boldsymbol{x}) \text{ 是 } \theta \text{ 的可容许估计.} \end{cases}$

P_{166}, 第 5 行中: $\begin{cases} \text{误:} & \textbf{3. James-Stein 估计} \\ \text{正:} & \textbf{4. James-Stein 估计} \end{cases}$

P_{166}, 第 9 行中: $\begin{cases} \text{误:} & p > 2 \text{ 时 } \bar{X} \text{ 也是可容许的.} \quad \text{Stein(1955) 证明: 当 } p \geqslant 3, \text{ 样本均值向量 } \bar{X} \text{ 是} \\ \text{正:} & p > 2 \text{ 时 } \bar{\boldsymbol{X}} \text{ 也是可容许的.} \quad \text{Stein(1955) 证明: 当 } p \geqslant 3, \text{ 样本均值向量 } \bar{\boldsymbol{X}} \text{ 是} \end{cases}$

第五章

P_{192}, 第 10 行中: $\begin{cases} \text{误:} & \text{因此似然函数为 } f(y|\theta) \propto (2+\theta)^{y_1}(1-\theta)^{y_2+y_3}\theta^{y_4}, \\ \text{正:} & \text{因此似然函数为 } f(\boldsymbol{y}|\theta) \propto (2+\theta)^{y_1}(1-\theta)^{y_2+y_3}\theta^{y_4}, \quad \textbf{注}\text{: 将 } y \text{ 改为黑体 } \boldsymbol{y} \end{cases}$

P_{192}, 第 12 行中: $\begin{cases} \text{误:} & \pi(\theta|y) \propto (2+\theta)^{y_1}(1-\theta)^{y_2+y_3}\theta^{y_4}. \\ \text{正:} & \pi(\theta|\boldsymbol{y}) \propto (2+\theta)^{y_1}(1-\theta)^{y_2+y_3}\theta^{y_4}. \quad \textbf{注}\text{: 将 } y \text{ 改为黑体 } \boldsymbol{y} \end{cases}$

P_{192}, 第 16 行中: $\begin{cases} \text{误:} & \pi(\theta|\boldsymbol{x}) = \theta^{x_2+x_5}(1-\theta)^{x_3+x_4}, \\ \text{正:} & \pi(\theta|\boldsymbol{x}) \propto \theta^{x_2+x_5}(1-\theta)^{x_3+x_4}, \end{cases}$

P_{192},-6 至 -5 行中: $\begin{cases} \text{误:} & Q(\theta, \hat{\theta}^{(i)}) = E\{[(x_2+x_5)\log\theta + (x_3+x_4)\log(1-\theta)]|y, \hat{\theta}^{(i)}\} \\ & \qquad\qquad = \{E[x_2|y, \hat{\theta}^{(i)}] + y_4\}\log\theta + (y_2+y_3)\log(1-\theta). \\ \text{正:} & Q(\theta, \hat{\theta}^{(i)}) = E\{[(x_2+x_5)\log\theta + (x_3+x_4)\log(1-\theta)]|\boldsymbol{y}, \hat{\theta}^{(i)}\} \\ & \qquad\qquad = \{E[x_2|y_1, \hat{\theta}^{(i)}] + y_4\}\log\theta + (y_2+y_3)\log(1-\theta). \\ & \textbf{注}\text{: 前一行将 } y \text{ 改为黑体 } \boldsymbol{y}\text{, 后一行将 } y \text{ 改为 } y_1 \end{cases}$

P_{192}, -3 行中: $\begin{cases} \text{误:} & \hat{\theta}^{(i+1)} = \frac{E[x_2|y,\hat{\theta}^{(i)}]+y_4}{E[x_2|y,\hat{\theta}^{(i)}]+y_2+y_3+y_4}. \\ \text{正:} & \hat{\theta}^{(i+1)} = \frac{E[x_2|y_1,\hat{\theta}^{(i)}]+y_4}{E[x_2|y_1,\hat{\theta}^{(i)}]+y_2+y_3+y_4}. \\ & \textbf{注}\text{: 将分子和分母中的 } y \text{ 分别改为 } y_1 \end{cases}$

P_{192}, -1 行中: $\begin{cases} \text{误:} & E\big[x_2|y, \hat{\theta}^{(i)}\big] = E\big[x_2\big|x_1+x_2, \hat{\theta}^{(i)}\big], \\ \text{正:} & E\big[x_2|y_1, \hat{\theta}^{(i)}\big] = E\big[x_2\big|(x_1+x_2), \hat{\theta}^{(i)}\big], \end{cases}$

P_{196}, 第 5-6 行中: $\begin{cases} \text{误:} & \text{刻度参数为 } ks_n^2 \text{ (k 是某个常数) 的 } t \text{ 分布密度函数.} \\ \text{正:} & \text{刻度参数为 } s_n/\sqrt{n+1} \text{ 的 } t \text{ 分布密度函数.} \end{cases}$

P_{210}, -12 行中： $\begin{cases} \text{误：} & \alpha(X_n, Y) = \min\left\{1, \frac{f(Y)}{f(X_n)}\right\}. \\ \text{正：} & \alpha(X_t, Y) = \min\left\{1, \frac{f(Y)}{f(X_t)}\right\}. \end{cases}$

将 P_{212} -8 行至 -5 行：

“根据前述， $(X_1, \cdots, X_5)$ 在给定 β 的条件下服从多项分布，概率向量为

$$\boldsymbol{p} = \left(\frac{1}{3}, \frac{1-\beta}{3}, \frac{1-2\beta}{3}, \frac{2\beta}{3}, \frac{\beta}{3}\right)$$

因此后验分布为

$$P(\beta|x_1, \cdots, x_5) = \frac{250!}{x_1! \cdots x_5!} p_1^{x_1} p_2^{x_2} p_3^{x_3} p_4^{x_4} p_5^{x_5}. ”$$

改为

“**解** 根据前述， $\boldsymbol{X} = (X_1, \cdots, X_5)$ 在给定 β 的条件下服从多项分布 $M(5, \boldsymbol{p})$, 概率向量为

$$\boldsymbol{p} = \boldsymbol{p}(\beta) = \left(\frac{1}{3}, \frac{1-\beta}{3}, \frac{1-2\beta}{3}, \frac{2\beta}{3}, \frac{\beta}{3}\right).$$

令 β 的先验分布 $\pi(\beta)$ 为 (0,0.5) 上的均匀分布，$\boldsymbol{p}$ 的似然函数 (即样本 $\boldsymbol{x}$ 的分布) 为 $l(\boldsymbol{p}|\boldsymbol{x})$,
因此后验分布为

$$\pi(\beta|\boldsymbol{x}) \propto l\big(\boldsymbol{p}(\beta)|\boldsymbol{x}\big) \cdot \pi(\beta) \propto \frac{250!}{x_1! \cdots x_5!} p_1^{x_1} p_2^{x_2} p_3^{x_3} p_4^{x_4} p_5^{x_5}. ”$$

P_{212}, -4 至 -2 行中：
- 误： 我们不能直接从此后验分布中产生随机数。一种估计 β 的方法是应用 MCMC 方法．我们这里使用随机游动 Metropolis 算法，在提议分布为均匀分布下，产生目标后验分布的随机数.
- 正： 我们不能直接从此后验分布中产生随机数．此处估计 β 的方法是用随机游动 Metropolis 算法产生一个马氏链，使其平稳分布为此后验分布，提议分布为对称的均匀分布，然后从此链中产生目标分布的随机数来估计 β.

P_{213}, 第 1 行中：
- 误： 其中
- 正： 其中 $f(\cdot) = \pi(\cdot|x_1, \cdots, x_5)$ 为目标分布，且

P_{213}, 第 16 行中：
- 误： 下面使用随机游动 Metroplis 算法生产随机数.
- 正： 下面使用随机游动 Metroplis 算法生产随机数．这里需要两个均匀分布的随机变量，其中一个对称均匀分布用于产生提议分布，而另一个均匀分布用于决定接受还是拒绝候选点.

P_{214}, 第 13 行中： $\begin{cases} \text{误：} & \alpha(X_n, Y) = \min\left\{1, \frac{f(Y)g(X_n)}{f(X_n)g(Y)}\right\}. \\ \text{正：} & \alpha(X_t, Y) = \min\left\{1, \frac{f(Y)g(X_t)}{f(X_t)g(Y)}\right\}. \end{cases}$

P_{214}, -8 行中：$\begin{cases} \text{误：} & \text{中观测到一个样本 } (z_1, \cdots, z_n) \text{，} \\ \text{正：} & \text{中观测到一个样本 } \boldsymbol{z} = (z_1, \cdots, z_n) \text{，} \end{cases}$

将 P_{214} -7 行至 P_{215} 第 3 行：

“ **解** 显然，混合正态的密度为

$$f(z) = pf_1(z) + (1-p)f_2(z),$$

其中 f_1, f_2 分别为两个正态的密度.

提议分布的支撑应该和 p 的取值范围 $(0,1)$ 相同，最明显的选择就是贝塔分布。在没有先验信息的情况下，可以使用 $Be(1,1)$ 作为提议分布。 $(Be(1,1)$ 为 $U(0,1))$ 候选点 Y 被接受的概率为

$$\alpha(X_n, Y) = \min\left\{1, \frac{f(Y)g(X_n)}{f(X_n)g(Y)}\right\}.$$

其中 g 为贝塔提议分布密度。因此，若提议分布为 $Be(a,b)$, 则 $g(y) \propto y^{a-1}(1-y)^{b-1}$ ，y 被接受的概率为 $\min\{1, f(y)g(x_n)/g(y)f(x_n)\}$ ，其中

$$\frac{f(y)g(x_n)}{g(y)f(x_n)} = \frac{x_n^{a-1}(1-x_n)^{b-1}\prod\limits_{j=1}^{n}[yf_1(z_j) + (1-y)f_2(z_j)]}{y^{a-1}(1-y)^{b-1}\prod\limits_{j=1}^{n}[x_nf_1(z_j) + (1-x_n)f_2(z_j)]}. ”$$

改为

“ **解** 显然，混合正态的密度为

$$f(z|p) = pf_1(z|p) + (1-p)f_2(z|p),$$

其中 f_1, f_2 分别为两个正态的密度.

设 p 的先验分布 $\pi(p)$ 为 (0,1) 上的均匀分布 $U(0,1)$, 则 p 的后验分布

$$\pi(p\,|\boldsymbol{z}) \propto f(\boldsymbol{z}|p)\pi(p) = \prod_{j=1}^{n}\left[pf_1(z_j|p) + (1-p)f_2(z_j|p)\right]$$

提议分布的支撑应该和 p 的取值范围 $(0,1)$ 相同. 在没有先验信息的情况下，这里使用贝塔分布 $Be(1,1)$ 作为提议分布 (即均匀分布 $U(0.1)$). 候选点 y 被接受的概率为

$$\alpha(x_t, y) = \min\left\{1, \frac{\pi(y|\boldsymbol{z})g(x_t)}{\pi(x_t|\boldsymbol{z})g(y)}\right\}.$$

其中 g 为提议分布，其密度函数为 $g(y) \propto y^{a-1}(1-y)^{b-1}$, 而 $\pi(\cdot|\boldsymbol{z})$ 为目标分布，此处

$$\frac{\pi(y|\boldsymbol{z})g(x_t)}{\pi(x_t|\boldsymbol{z})g(y)} = \frac{x_t^{a-1}(1-x_t)^{b-1}\prod\limits_{j=1}^{n}[yf_1(z_j|y) + (1-y)f_2(z_j|y)]}{y^{a-1}(1-y)^{b-1}\prod\limits_{j=1}^{n}[x_tf_1(z_j|x_t) + (1-x_t)f_2(z_j|x_t)]}. ”$$

P_{216}, 第 9 行中： $\begin{cases} \text{误：} & f(x)=f(x_1,\cdots,x_k) \text{ 为目标分布，} \quad f(x_i|x_{-i})=\frac{f(x)}{\int f(x_1,\cdots,x_k)dx_i} \\ \text{正：} & f(\boldsymbol{x})=f(x_1,\cdots,x_k) \text{ 为目标分布，} \quad f(x_i|\boldsymbol{x}_{-i})=\frac{f(x)}{\int f(x_1,\cdots,x_k)dx_i} \\ & \textbf{注}\text{: 将 } x \text{ 和 } x_{-i} \text{ 分别改为黑体 } \boldsymbol{x} \text{ 和 } \boldsymbol{x}_{-i}. \end{cases}$

P_{216}, -2 行中： $\begin{cases} \text{误：} & f(y|\beta_0,\beta_1)= \\ \text{正：} & f(\boldsymbol{y}|\beta_0,\beta_1)= \qquad \textbf{注}\text{: 将 } y \text{ 改为黑体 } \boldsymbol{y} \end{cases}$

P_{217}, 第 1 行中： $\begin{cases} \text{误：} & \text{考虑 } \beta_0,\beta_1 \text{ 的先验分布 } \pi \text{ 为独立的正态分布：} \\ \text{正：} & \text{考虑 } \beta_0,\beta_1 \text{ 的先验分布 } \pi(\beta_0,\beta_1)=\pi_0(\beta_0)\pi_1(\beta_1) \text{ 为如下独立的正态分布：} \end{cases}$

P_{217}, 第 4-5 行中： $\begin{cases} \text{误：} & \pi(\beta_0,\beta_1|y) \\ & \propto f(y|\beta_0,\beta_1)\pi(\beta_0,\beta_1) \\ \text{正：} & \pi(\beta_0,\beta_1|\boldsymbol{y}) \\ & \propto f(\boldsymbol{y}|\beta_0,\beta_1)\pi(\beta_0,\beta_1) \qquad \textbf{注}\text{: 将 } y \text{ 改为黑体 } \boldsymbol{y} \end{cases}$

P_{217}, 第 11 行中： $\begin{cases} \text{误：} & \beta' \sim q = N(\beta, diag\{\bar{s}^2_{\beta_0}, \bar{s}^2_{\beta_1}\}) \\ \text{正：} & \boldsymbol{\beta}' \sim q = N_2(\boldsymbol{\beta}, diag\{\bar{s}^2_{\beta_0}, \bar{s}^2_{\beta_1}\}) \qquad \textbf{注}\text{: 将 } \beta \text{ 改为黑体 } \boldsymbol{\beta} \end{cases}$

P_{217}, -14 行中： $\begin{cases} \text{误：} & \alpha(\beta,\beta')=\min\left\{1, \frac{f(\boldsymbol{y}|\beta_0',\beta_1')q(\beta_0',\beta_1')}{f(\boldsymbol{y}|\beta_0,\beta_1)q(\beta_0,\beta_1)}\right\} \\ \text{正：} & \alpha(\boldsymbol{\beta},\boldsymbol{\beta}')=\min\left\{1, \frac{\pi(\beta_0',\beta_1'|\boldsymbol{y})}{\pi(\beta_0,\beta_1|\boldsymbol{y}}\right\} = \min\left\{1, \frac{f(\boldsymbol{y}|\beta_0',\beta_1')\pi(\beta_0',\beta_1')}{f(\boldsymbol{y}|\beta_0,\beta_1)\pi(\beta_0,\beta_1)}\right\} \end{cases}$

P_{220}, -2 行中： $\begin{cases} \text{误：} & \alpha_0(\beta,\beta')=\min\left\{1, \frac{f(\mathbf{y}|\beta_0',\beta_1)\pi(\beta_0',\beta_1)}{f(\mathbf{y}|\beta_0,\beta_1)\pi(\beta_0,\beta_1)}\right\} \\ \text{正：} & \alpha_0(\beta,\beta')=\min\left\{1, \frac{\pi(\beta_0',\beta_1|\boldsymbol{y})}{\pi(\beta_0,\beta_1|\boldsymbol{y}}\right\} = \min\left\{1, \frac{f(\mathbf{y}|\beta_0',\beta_1)\pi(\beta_0',\beta_1)}{f(\mathbf{y}|\beta_0,\beta_1)\pi(\beta_0,\beta_1)}\right\} \end{cases}$

P_{221}, 第 3 行中： $\begin{cases} \text{误：} & \alpha_1(\beta,\beta')=\min\left\{1, \frac{f(\mathbf{y}|\beta_0,\beta_1')\pi(\beta_0,\beta_1')}{f(\mathbf{y}|\beta_0,\beta_1)\pi(\beta_0,\beta_1)}\right\} \\ \text{正：} & \alpha_1(\beta,\beta')=\min\left\{1, \frac{\pi(\beta_0,\beta_1'|\boldsymbol{y})}{\pi(\beta_0,\beta_1|\boldsymbol{y}}\right\} = \min\left\{1, \frac{f(\mathbf{y}|\beta_0,\beta_1')\pi(\beta_0,\beta_1')}{f(\mathbf{y}|\beta_0,\beta_1)\pi(\beta_0,\beta_1)}\right\} \end{cases}$

P_{222}, 第 10 行中： $\begin{cases} \text{误：} & \text{并记 } X_j|\boldsymbol{X}_{-j} \text{ 的 (全) 条件密度为 } f(x_j|\boldsymbol{x}_{-j})\ (j=1,\cdots,d), \\ \text{正：} & \text{并记 } X_j|\boldsymbol{X}_{-j} \text{ 的 \textit{(全)} 条件密度 (full conditional density)} \\ & \text{为 } f(x_j|\boldsymbol{x}_{-j})\ (j=1,\cdots,d), \qquad \textbf{注}\text{：将“(全) 条件密度”加索引} \end{cases}$

P_{222}, 第 14 行中： $\begin{cases} \text{误：} & \text{(a) 令 } \boldsymbol{x}=\boldsymbol{X}(t-1). \\ \text{正：} & \text{(a) 令 } \boldsymbol{x}=\boldsymbol{X}(t-1),\ \boldsymbol{x}=(x_1,\cdots,x_d). \end{cases}$

P_{225}, 第 6 行中： $\begin{cases} \text{误：} & f(\mu,\sigma^2|y) \propto f(y|\mu,\sigma^2)\pi(\mu)\pi(\sigma^2). \\ \text{正：} & \pi(\mu,\sigma^2|\boldsymbol{y}) \propto f(\boldsymbol{y}|\mu,\sigma^2)\pi_1(\mu)\pi_2(\sigma^2). \end{cases}$

P_{225}, 第 7 行中： $\begin{cases} \text{误：} & \text{我们必须计算 } f(\mu|\sigma^2,y) \text{ 与 } f(\sigma^2|\mu,y). \\ \text{正：} & \text{我们必须计算两个全条件分布 } \pi_1(\mu|\sigma^2,\boldsymbol{y}) \text{ 与 } \pi_2(\sigma^2|\mu,\boldsymbol{y}). \end{cases}$

P_{225}, 第 8 行中： $\begin{cases} \text{误：} & \mu|\sigma^2, y \sim \\ \text{正：} & \mu|\sigma^2, \boldsymbol{y} \sim \end{cases}$ **注**: 将 y 改为黑体 $\boldsymbol{y}$

P_{225}, 第 9 行中： $\begin{cases} \text{误：} & \sigma^2|\mu, y \sim \\ \text{正：} & \sigma^2|\mu, \boldsymbol{y} \sim \end{cases}$ **注**: 将 y 改为黑体 $\boldsymbol{y}$

P_{227}, -4 行和 -2 行中出现的 (3 处) y 改为黑体的 $\boldsymbol{y}$

P_{228}, 第 3 行，第 5 行和第 7 行中出现的 (3 处) y 改为黑体的 $\boldsymbol{y}$

将 P_{232} -3 行至 -1 行：

“ (3) 以概率

$$\alpha(\boldsymbol{x}_t, \boldsymbol{x}_{t+1}) = \min\left\{1, \frac{\pi(m,\theta_m)q(k|m)g(v|\theta_m)}{\pi(k,\theta_k)q(m|k)g(u|\theta_k)}\Big|det(\boldsymbol{J}_\phi(\theta_k, u))\Big|\right\}$$

令 $\boldsymbol{x}_{t+1} = (m, \theta_m)$ ，否则 $\boldsymbol{x}_{t+1} = \boldsymbol{x}_t$. ”

改为

“ (3) 如果候选点以概率

$$\alpha(\boldsymbol{x}_t, \boldsymbol{x}_{t+1}) = \min\left\{1, \frac{\pi(m,\theta_m)q(k|m)g(v|\theta_m)}{\pi(k,\theta_k)q(m|k)g(u|\theta_k)}\Big|det(\boldsymbol{J}_\phi(\theta_k, u))\Big|\right\}$$

被接受，则令 $\boldsymbol{x}_{t+1} = (m, \theta_m)$ ，否则 $\boldsymbol{x}_{t+1} = \boldsymbol{x}_t$. ”

P_{242}, -7 行 (题 3) 中： $\begin{cases} \text{误：} & \pi(\alpha, \eta) \propto e^{-\alpha}\eta^{\beta}e^{-\xi\eta}. \\ \text{正：} & \pi(\alpha, \eta) \propto e^{-\alpha}\eta^{\beta-1}e^{-\xi\eta}. \end{cases}$

P_{243}, 第 6 行 (题 6) 中： $\begin{cases} \text{误：} & \text{且 } X_i \sim P(\theta_i), i = 1, \ldots, n.\ \ \theta_i \text{ 为感兴趣的参数,} \\ \text{正：} & \text{且 } X_i \sim P(\theta_i), i = 1, \ldots, k.\ \ \theta_i \text{ 为感兴趣的参数,} \end{cases}$

第六章

P_{244}, 第 4 行中： $\begin{cases} \text{误：} & \text{使用后验分布的某种 (些) 特征量来对所研究的参数进行推断.} \\ \text{正：} & \text{使用后验分布的某些数字特征来对所研究的参数进行推断.} \end{cases}$

P_{244}, 第 6 行中： $\begin{cases} \text{误：} & \text{后验分布可以用由以极大似然估计为均值、} \\ \text{正：} & \text{后验分布可以用由以后验极大似然估计为均值、} \end{cases}$

P_{244}, -10 行中： $\begin{cases} \text{误：} & \text{可以通过费希尔信息量或者观测的费希尔信息量来度量.} \\ \text{正：} & \text{可以通过费希尔信息量 } nI(\theta) \text{ 或者基于观测值的} \\ & \text{费希尔信息阵 } \hat{I}_n\text{(定义在 §6.1.2) 来度量.} \end{cases}$

P_{245}, -9 行中：$\begin{cases} \text{误：} & \text{后验分布函数为 } F^{\pi}(\cdot|x_n). \\ \text{正：} & \text{后验分布函数为 } F^{\pi}(\cdot|\boldsymbol{x}_n). \end{cases}$ **注**：将 x_n 改为黑体 $\boldsymbol{x}_n$

P_{245}, -8 行中：$\begin{cases} \text{误：} & \text{称后验分布序列 } F^{\pi}(\cdot|x_n) \text{ 在内点} \\ \text{正：} & \text{称后验分布序列 } F^{\pi}(\cdot|\boldsymbol{x}_n) \text{ 在内点} \end{cases}$ **注**：将 x_n 改为黑体 $\boldsymbol{x}_n$

P_{246}, 第 3 行中：$\begin{cases} \text{误：} & \text{其后验分布 } \Pi(\cdot\,|\boldsymbol{x}_n) \text{ 在 } \theta_0 \in \Theta \text{ 处的相合性,} \\ \text{正：} & \text{其后验分布 } F^{\pi}(\cdot\,|\boldsymbol{x}_n) \text{ 在 } \theta_0 \in \Theta \text{ 处的相合性,} \end{cases}$

P_{247}, 第 3 行中：$\begin{cases} \text{误：} & \text{如果两个相应的后验分布 } \Pi_1(\cdot|\mathbf{X}_n) \text{ 和 } \Pi_2(\cdot|\mathbf{X}_n) \text{ 均在 } \theta_0 \text{ 处相合,} \\ \text{正：} & \text{如果两个相应的后验分布 } F^{\pi_1}(\cdot\,|\mathbf{X}_n) \text{ 和 } F^{\pi_2}(\cdot\,|\mathbf{X}_n) \text{ 均在 } \theta_0 \text{ 处相合,} \end{cases}$

P_{247}, -6 行中：$\begin{cases} \text{误：} & \tilde{I}_n = \left(-\frac{\partial^2}{\partial\boldsymbol{\theta}\partial\boldsymbol{\theta}'}\ln\pi(\boldsymbol{\theta}|\mathbf{X}_n)\right)\Big|_{\tilde{\boldsymbol{\theta}}_n}, \\ \text{正：} & \tilde{I}_n = \left(-\frac{\partial^2}{\partial\theta_i\partial\theta_j}\ln\pi(\boldsymbol{\theta}|\mathbf{X}_n)\right)\Big|_{\boldsymbol{\theta}=\tilde{\boldsymbol{\theta}}_n}, \end{cases}$

P_{248}, 第 4 行中：$\begin{cases} \text{误：} & \text{使用观测到的费希尔信息阵} \\ \text{正：} & \text{使用观测到的 } p\times p \text{ 费希尔信息阵} \end{cases}$

P_{248}, 第 5 行中：$\begin{cases} \text{误：} & \hat{I}_n = \left(-\frac{\partial^2}{\partial\boldsymbol{\theta}\partial\boldsymbol{\theta}'}\ln f(\mathbf{X}_n|\boldsymbol{\theta})\right)\Big|_{\hat{\boldsymbol{\theta}}_n} \\ \text{正：} & \hat{I}_n = \left(-\frac{\partial^2}{\partial\theta_i\partial\theta_j}\ln f(\mathbf{X}_n|\boldsymbol{\theta})\right)\Big|_{\boldsymbol{\theta}=\hat{\boldsymbol{\theta}}_n} \end{cases}$

P_{248}, 第 7-8 行中：$\begin{cases} \text{误：} & \text{即使用} \\ \text{正：} & \text{即使用 } p\times p \text{ 矩阵} \end{cases}$

P_{248}, 第 9 行中：$\begin{cases} \text{误：} & I_n(\boldsymbol{\theta}) = E\left(-\frac{\partial^2}{\partial\boldsymbol{\theta}\partial\boldsymbol{\theta}'}\ln f(\mathbf{X}_n|\boldsymbol{\theta})\right) \\ \text{正：} & I(\boldsymbol{\theta}) = E\Big(-\frac{\partial^2}{\partial\theta_i\partial\theta_j}\ln f(\mathbf{X}_n|\boldsymbol{\theta})\Big) \end{cases}$

P_{248}, 第 14-15 行中：$\begin{cases} \text{误：} & \text{或者 } N(\hat{\theta}_n, \hat{I}_n^{-1}(\hat{\theta}_n)) \text{ 来近似.} \\ \text{正：} & \text{或者 } N(\hat{\theta}_n, I^{-1}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_n)) \text{ 来近似.} \end{cases}$

P_{248}, 第 16 行中：$\begin{cases} \text{误：} & \text{给定 } \mathbf{X}_n \text{ 后，} \hat{I}_n^{-1/2}(\boldsymbol{\theta}-\hat{\boldsymbol{\theta}}_n) \text{ 以概率} \\ \text{正：} & \text{给定 } \mathbf{X}_n \text{ 后，} \hat{I}_n^{-1/2}\cdot(\boldsymbol{\theta}-\hat{\boldsymbol{\theta}}_n) \text{ 以概率} \end{cases}$

P_{254}, 将第 4 行公式中的方括号加大。

P_{254}, -11 行和 -3 行及 -2 行中的“ Ghosh 等 (1982) ”改为“ Ghosh et al (1982) ”以便与此页 -12 行中的一致。

P_{255}, 第 11-12 行中： $\begin{cases} \text{误：} & r(\pi) = \int_{\theta\le\theta_0} P_\theta[R_0(\boldsymbol{x}) < 1/2]\pi(\theta)d\theta + \int_{\theta>\theta_0} P_\theta[R_0(\boldsymbol{x}) \\ & \quad \ge 1/2]\pi(\theta)d\theta. \\ \text{正：} & r(\pi) = \int_{\theta\le\theta_0} P_\theta[R_0(\boldsymbol{x}) < 1/2]\pi(\theta)d\theta + \int_{\theta>\theta_0} P_\theta[R_0(\boldsymbol{x}) \ge 1/2]\pi(\theta)d\theta. \end{cases}$

P_{255}, -1 行， P_{256}, 第 1 、 2 、 7 行中出现的 $\boldsymbol{X}$ 改为小写的 $\boldsymbol{x}$

P_{260}, -5 行中： $\begin{cases} \text{误：} & \textbf{1. BIC 准则} \\ \text{正：} & \textbf{1. BIC 准则 (Bayesian Information Criterion)} \end{cases}$

P_{261}, -6 行中： $\begin{cases} \text{误：} & J_n = \int_{\hat\theta-a/\sqrt{n}}^{\hat\theta+a/\sqrt{n}} e^{bh(\theta)}\pi(\theta)d\theta, \\ \text{正：} & J_n = \int_{\hat\theta-a/\sqrt{n}}^{\hat\theta+a/\sqrt{n}} e^{nh(\theta)}\pi(\theta)d\theta, \end{cases}$

P_{262}, 第 2 行中： $\begin{cases} \text{误：} & = e^{nh(\hat\theta)}\pi(\hat\theta)\frac{1}{\sqrt{n}}\int_a^a \exp\{-ct^2/2\}dt. \\ \text{正：} & = e^{nh(\hat\theta)}\pi(\hat\theta)\frac{1}{\sqrt{n}}\int_{-a}^a \exp\{-ct^2/2\}dt. \end{cases}$

P_{262}, 第 4 行中： $\begin{cases} \text{误：} & \Pi(-a < t < a|\boldsymbol{x}) \sim \frac{\sqrt{c}}{\sqrt{2\pi}}\int_a^a e^{-ct^2/2}dt = P(-a < Z < a), \\ \text{正：} & F^\pi(-a < t < a|\boldsymbol{x}) \sim \frac{\sqrt{c}}{\sqrt{2\pi}}\int_{-a}^a e^{-ct^2/2}dt = P(-a < Z < a), \end{cases}$

P_{263}, 第 5 行中： $\begin{cases} \text{误：} & \int e^{nh(\theta)}d\theta = \int \exp\left\{nh(\hat\theta) - \frac{n}{2\sigma^2}(\theta-\hat\theta)^2 + R_n(\theta)\right\} \\ \text{正：} & \int e^{nh(\theta)}d\theta = \int \exp\left\{nh(\hat\theta) - \frac{n}{2\sigma^2}(\theta-\hat\theta)^2 + R_n(\theta)\right\}d\theta \end{cases}$

P_{263}, 第 6 行中： $\begin{cases} \text{误：} & = e^{nh(\hat\theta)}\sqrt{2\pi}\sigma n^{-1/2}\int \exp\left\{R_n(\theta)\phi(\theta;\hat\theta,\sigma^2/n))\right\}d\theta, \\ \text{正：} & = e^{nh(\hat\theta)}\sqrt{2\pi}\sigma n^{-1/2}\int \exp\{R_n(\theta)\}\cdot\phi(\theta;\hat\theta,\sigma^2/n)\,d\theta, \end{cases}$

P_{264}, -12 行中： $\begin{cases} \text{误：} & \text{和 } p_1 = P(\text{得病}|\text{没有吃土豆沙拉}). \\ \text{正：} & \text{和 } p_2 = P(\text{得病}|\text{没有吃土豆沙拉}). \end{cases}$

第七章

P_{267}, -1 行中： $\begin{cases} \text{误：} & BF_{01}(\boldsymbol{X}) = \frac{P(\Theta_0|\boldsymbol{X})}{P(\Theta_1|\boldsymbol{X})}\Big/\frac{\pi_0}{1-\pi_0} = \frac{m_0(\boldsymbol{X})}{m_1(\boldsymbol{X})}, \\ \text{正：} & BF_{01}(\boldsymbol{x}) = \frac{P(\Theta_0|\boldsymbol{x})}{P(\Theta_1|\boldsymbol{x})}\Big/\frac{\pi_0}{1-\pi_0} = \frac{m_0(\boldsymbol{x})}{m_1(\boldsymbol{x})}, \end{cases}$

P_{271}, -4 行中： $\begin{cases} \text{误：} & f(\boldsymbol{x}_n|\lambda) = \prod_{i=1}^n \frac{\lambda^{x_i}}{x_1!}e^{-\lambda}, \\ \text{正：} & f(\boldsymbol{x}_n|\lambda) = \prod_{i=1}^n \frac{\lambda^{x_i}}{x_i!}e^{-\lambda}, \end{cases}$

P_{272}, 第 7 行中: $\begin{cases} \text{误:} & \text{和 } P(\mathbf{x}_n|M_2) = 0.000045\text{, 因此贝叶斯因子} \\ \text{正:} & \text{和 } P(\mathbf{x}_n|M_2) = 0.0000195\text{, 因此贝叶斯因子为} \end{cases}$

P_{272}, 第 8 行中: $\begin{cases} \text{误:} & BF_{12} = \frac{P(\mathbf{X}_n|M_1)}{P(\mathbf{X}_n|M_2)} = \frac{0.000027}{0.000045} = \frac{3}{5}. \\ \text{正:} & BF_{12} = \frac{P(\mathbf{X}_n|M_1)}{P(\mathbf{X}_n|M_2)} = \frac{0.000027}{0.0000195} = 1.38\ . \end{cases}$

P_{272}, 第 9 行中: $\begin{cases} \text{误:} & \text{这意味着模型 } M_1 \text{ 为模型 } M_2 \text{ 可能性的 } 3/5. \\ \text{正:} & \text{这意味着模型 } M_1 \text{ 为模型 } M_2 \text{ 可能性的 } 1.38 \text{ 倍}. \end{cases}$

P_{272}, 第 10 行中: $\begin{cases} \text{误:} & \text{表明在当前样本下否定模型 } M_1. \\ \text{正:} & \text{表明在当前样本下勉强支持模型 } M_1. \end{cases}$

P_{273}, -2 行中: $\begin{cases} \text{误:} & \pi(\boldsymbol{\theta}|\boldsymbol{x}_n) = \dfrac{f(\boldsymbol{x}_n|\boldsymbol{\theta})q(\boldsymbol{\theta})}{\displaystyle\int f(\boldsymbol{x}_n|\boldsymbol{\theta})q(\boldsymbol{\theta})d\boldsymbol{\theta}} = \dfrac{f(\boldsymbol{x}_n|\boldsymbol{\theta})\pi(\boldsymbol{\theta})}{\displaystyle\int f(\boldsymbol{x}_n|\boldsymbol{\theta})\pi(\boldsymbol{\theta})}. \\ \text{正:} & \pi(\boldsymbol{\theta}|\boldsymbol{x}_n) = \dfrac{f(\boldsymbol{x}_n|\boldsymbol{\theta})q(\boldsymbol{\theta})}{\displaystyle\int f(\boldsymbol{x}_n|\boldsymbol{\theta})q(\boldsymbol{\theta})d\boldsymbol{\theta}} = \dfrac{f(\boldsymbol{x}_n|\boldsymbol{\theta})\pi(\boldsymbol{\theta})}{\displaystyle\int f(\boldsymbol{x}_n|\boldsymbol{\theta})\pi(\boldsymbol{\theta})d\boldsymbol{\theta}}. \end{cases}$

P_{274}, 第 1 行中: $\begin{cases} \text{误:} & \text{但是使用先验 } q_k(\boldsymbol{\theta}_k) \text{ 的 } q_j(\boldsymbol{\theta}_j) \text{ 的贝叶斯因子为} \\ \text{正:} & \text{但是使用先验 } q_k(\boldsymbol{\theta}_k) \text{ 和 } q_j(\boldsymbol{\theta}_j) \text{ 的贝叶斯因子为} \end{cases}$

P_{274}, -4 行中:
- 误: 潜在贝叶斯因子 (Intrinsic Bayes factor, IBF) 或者部分贝叶斯因子
- 正: 潜在贝叶斯因子 (Intrinsic Bayes factor, IBF) 或者 部分贝叶斯因子
- **注**: 增加两个索引的标注

P_{274}, -2 行中: $\begin{cases} \text{误:} & IBF_{kj}(n(l)) = \dfrac{\displaystyle\int f_k(X_{-n(l)}|\boldsymbol{\theta})\pi_k(\boldsymbol{\theta}_k|X_{n(l)})d\boldsymbol{\theta}_k}{\displaystyle\int f_j(X_{-n(l)}|\boldsymbol{\theta}_j)\pi_j(\boldsymbol{\theta}_j|X_{n(l)})d\boldsymbol{\theta}_j} \\ \text{正:} & IBF_{kj}(n(l)) = \dfrac{\displaystyle\int f_k(X_{-n(l)}|\boldsymbol{\theta}_k)\pi_k(\boldsymbol{\theta}_k|X_{n(l)})d\boldsymbol{\theta}_k}{\displaystyle\int f_j(X_{-n(l)}|\boldsymbol{\theta}_j)\pi_j(\boldsymbol{\theta}_j|X_{n(l)})d\boldsymbol{\theta}_j} \end{cases}$

P_{274}, -1 行中: $\begin{cases} \text{误:} & = \dfrac{\displaystyle\int f_k(\mathbf{X}_n|\boldsymbol{\theta})\pi_k(\boldsymbol{\theta}_k)d\boldsymbol{\theta}_k}{\displaystyle\int f_j(\mathbf{X}_n|\boldsymbol{\theta}_j)\pi_j(\boldsymbol{\theta}_j)d\boldsymbol{\theta}_j} \times dl \dfrac{\displaystyle\int f_k(X_{-n(l)}|\boldsymbol{\theta})\pi_k(\boldsymbol{\theta}_k)d\boldsymbol{\theta}_k}{\displaystyle\int f_j(X_{-n(l)}|\boldsymbol{\theta}_j)\pi_j(\boldsymbol{\theta}_j)d\boldsymbol{\theta}_j} \\ \text{正:} & = \dfrac{\displaystyle\int f_k(\mathbf{X}_n|\boldsymbol{\theta})\pi_k(\boldsymbol{\theta}_k)d\boldsymbol{\theta}_k}{\displaystyle\int f_j(\mathbf{X}_n|\boldsymbol{\theta}_j)\pi_j(\boldsymbol{\theta}_j)d\boldsymbol{\theta}_j} \times \dfrac{\displaystyle\int f_j(X_{n(l)}|\boldsymbol{\theta}_j)\pi_j(\boldsymbol{\theta}_j)d\boldsymbol{\theta}_j}{\displaystyle\int f_k(X_{n(l)}|\boldsymbol{\theta}_k)\pi_k(\boldsymbol{\theta}_k)d\boldsymbol{\theta}_k} \end{cases}$

P_{276}, 第 1-2 行中：
- 误： 从另一角度提出了分数贝叶斯因子 (Fractional Bayes factor, FBF).
- 正： 从另一角度提出了 分数贝叶斯因子 (Fractional Bayes factor, FBF).
  注: 增加一个索引的标注

P_{276}, 第 5 行中：
- 误： $$PBF_{kj}(\mathbf{z}|\boldsymbol{y}) = \frac{\displaystyle\int \pi_k(\boldsymbol{\theta}_k|\boldsymbol{y}) f_k(\mathbf{z}|\boldsymbol{\theta},\boldsymbol{y}) d\boldsymbol{\theta}_k}{\displaystyle\int \pi_j(\boldsymbol{\theta}_j|\boldsymbol{y}) f_j(\mathbf{z}|\boldsymbol{\theta},\boldsymbol{y}) d\boldsymbol{\theta}_j}.$$
- 正： $$PBF_{kj}(\mathbf{z}|\boldsymbol{y}) = \frac{\displaystyle\int \pi_k(\boldsymbol{\theta}_k|\boldsymbol{y}) f_k(\mathbf{z}|\boldsymbol{\theta}_k,\boldsymbol{y}) d\boldsymbol{\theta}_k}{\displaystyle\int \pi_j(\boldsymbol{\theta}_j|\boldsymbol{y}) f_j(\mathbf{z}|\boldsymbol{\theta}_j,\boldsymbol{y}) d\boldsymbol{\theta}_j}.$$

P_{276}, 第 7 行中：
- 误： $$q_i(\mathbf{z}|\boldsymbol{y}) = \int \pi_i(\boldsymbol{\theta}_i|\boldsymbol{y}) f_i(\mathbf{z}|\boldsymbol{\theta},\boldsymbol{y}) d\boldsymbol{\theta}_i = \frac{\displaystyle\int \pi_i(\boldsymbol{\theta}_i) f_i(\boldsymbol{x}|\boldsymbol{\theta}) d\boldsymbol{\theta}_i}{\displaystyle\int \pi_i(\boldsymbol{\theta}_i) f_i(\boldsymbol{y}|\boldsymbol{\theta}) d\boldsymbol{\theta}_i},$$
- 正： $$q_i(\mathbf{z}|\boldsymbol{y}) = \int \pi_i(\boldsymbol{\theta}_i|\boldsymbol{y}) f_i(\mathbf{z}|\boldsymbol{\theta}_i,\boldsymbol{y}) d\boldsymbol{\theta}_i = \frac{\displaystyle\int \pi_i(\boldsymbol{\theta}_i) f_i(\boldsymbol{x}|\boldsymbol{\theta}_i) d\boldsymbol{\theta}_i}{\displaystyle\int \pi_i(\boldsymbol{\theta}_i) f_i(\boldsymbol{y}|\boldsymbol{\theta}_i) d\boldsymbol{\theta}_i},$$

P_{276}, 第 11 行中：
- 误： 称为分数贝叶斯因子，其中
- 正： 称为 分数贝叶斯因子，其中
  注: 增加一个索引的标注

P_{277}, -9 至 -8 行中：
- 误： Aitkin (1991) 提出后验贝叶斯因子来克服不正常先验情形下贝叶斯因子的定义缺点，定义
- 正： Aitkin (1991) 提出 后验贝叶斯因子 (Posterior Bayes factor) 来克服不正常先验情形下贝叶斯因子的定义缺点，其定义为
  注: 增加一个索引的标注

P_{278}, 第 7 行中：
- 误： 称为伪贝叶斯因子 (pseudo-Bayes factor, PSBF).
- 正： 称为 拟贝叶斯因子 (pseudo-Bayes factor, PSBF).
  注: 增加一个索引的标注

P_{279} 中 θ 太黑，需修改.

P_{280}, 第 2-3 行中：
- 误： $$H^{-1}_{\hat{\boldsymbol{\theta}}_i} = nH^{-1}_{1,\hat{\boldsymbol{\theta}}_i}, H^{-1}_{1,\hat{\boldsymbol{\theta}}_i}$$
  为期望的费希尔信息阵在 $\hat{\boldsymbol{\theta}}_i$ 处的值.
- 正： $$H^{-1}_{\hat{\boldsymbol{\theta}}_i} = nH^{-1}_{1,\hat{\boldsymbol{\theta}}_i},$$
  此处 $H^{-1}_{1,\hat{\boldsymbol{\theta}}_i}$ 为期望的费希尔信息阵在 $\hat{\boldsymbol{\theta}}_i$ 处的值.

P_{281}, -5 行中：
- 误： $$\int \frac{q_k(\boldsymbol{\theta}_k)}{\tilde{f}_k(\boldsymbol{\theta}_k|b\,\boldsymbol{x}_n)} f_k(\boldsymbol{\theta}_k|b\boldsymbol{x}_n) d\boldsymbol{\theta}_k =$$
- 正： $$\int \frac{q_k(\boldsymbol{\theta}_k)}{\tilde{f}_k(\boldsymbol{\theta}_k|\boldsymbol{x}_n)} f_k(\boldsymbol{\theta}_k|\boldsymbol{x}_n) d\boldsymbol{\theta}_k =$$

P_{283}, 第 9 行中： $\begin{cases} \text{误：} & \eta(G)=\int\left[\int \ln f(z|\theta)\pi(\theta|\mathbf{x}_n)d\theta\right]dG(z) \\ \text{正：} & \eta(G)=\int\left[\int \ln f(z|\theta)\cdot\pi(\theta|\mathbf{x}_n)d\theta\right]dG(z) \end{cases}$

P_{284}, -8 行中： $\begin{cases} \text{误：} & \text{对数似然期望的后验均值 } \bar{D}=E[D(\theta)|\mathbf{x}_n], \\ \text{正：} & \text{对数似然的后验期望 } \bar{D}=E[D(\theta)|\mathbf{x}_n], \end{cases}$

P_{285} 和 P_{286} 中 θ 太黑，需修改.

第八章

P_{289}, -6 行中： $\begin{cases} \text{误：} & \text{当代杰出的统计学家 Neyman 曾对 EB 方法给予高度评价,} \\ \text{正：} & \text{当代杰出的统计学家 J. Neyman 曾对 EB 方法给予高度评价,} \end{cases}$

P_{289}, -5 至 -4 行中：$\begin{cases} \text{误：} & \text{近几十年来的事实表明 EB 方法没有达到如 Neyman 那样评价的高度.} \\ \text{正：} & \text{近几十年来的事实表明 EB 方法没有达到如 Neyman 所评价的高度.} \end{cases}$

P_{291}, 第 8-9 行中： $\begin{cases} \text{误：} & \text{常常表为概率密度函数及其偏导数（或分布函数）的泛函.} \\ \text{正：} & \text{常常表为概率密度函数及其偏导数或分布函数的泛函.} \end{cases}$

P_{291}, 第 9-10 行中：$\begin{cases} \text{误：} & \text{采用非参数方法对概率密度函数及其偏导数（或分布函数）作出估计,} \\ \text{正：} & \text{采用非参数方法对概率密度函数及其偏导数或分布函数作出估计,} \end{cases}$

P_{291}, 第 10 行中： $\begin{cases} \text{误：} & \text{对这类参数，通常研究其大样本性质,} \\ \text{正：} & \text{对这类估计，通常研究其大样本性质,} \end{cases}$

P_{292}, 第 2 行中： $\begin{cases} \text{误：} & \hat{\theta}_B(\bar{X})=E(\theta|\bar{X})=\frac{\tau^2}{\sigma^2/m+\tau^2}\bar{X}+\frac{\sigma^2/m}{\sigma^2/m+\tau^2}\mu=(1-D)\bar{X}+D\mu, \\ \text{正：} & \hat{\theta}_B(\bar{x})=E(\theta|\bar{x})=\frac{\tau^2}{\sigma^2/m+\tau^2}\bar{x}+\frac{\sigma^2/m}{\sigma^2/m+\tau^2}\mu=(1-D)\bar{x}+D\mu, \end{cases}$

P_{292}, 第 5-6 行中： $\begin{cases} \text{误：} & \text{利用历史样本估计式 (8.1.2) 中的 } D \text{ 和 } \mu, \\ \text{正：} & \text{利用历史样本去估计 (8.1.2) 中的 } D \text{ 和 } \mu, \end{cases}$

P_{296}, -3 行中： $\begin{cases} \text{误：} & \text{记 } Y_i=I_{[X_i,\infty]}(X)\ (i=1,2,\cdots,n), \\ \text{正：} & \text{记 } Y_i=I_{(X_i,\infty)}(x)\ (i=1,2,\cdots,n), \end{cases}$

P_{303}, 第行中： $\begin{cases} \text{误：} & \text{重点把讨论的问题叙述清楚,} \\ \text{正：} & \text{重点在于把所讨论的问题叙述清楚,} \end{cases}$

P_{309}, -7 至 -6 行中：$\begin{cases} \text{误：} & \text{常常表为概率密度函数及其偏导数（或分布函数）的泛函.} \\ \text{正：} & \text{常常表为概率密度函数及其偏导数或分布函数的泛函.} \end{cases}$

P_{309}, -6 至 -5 行中：$\begin{cases} \text{误：} & \text{采用非参数方法对密度函数及其偏导数（或分布函数）作出估计,} \\ \text{正：} & \text{采用非参数方法对密度函数及其偏导数或分布函数作出估计,} \end{cases}$

P_{309}, -2 行中：$\begin{cases} \text{误：} & \text{主要是关于在独立同分布样本情形下的指数族.} \\ \text{正：} & \text{主要是在独立同分布样本情形下对指数族的研究.} \end{cases}$

P_{310}, 第 13-14 行中：$\begin{cases} \text{误：} & \text{后来，韦来生（ Wei 1989a, 1989b) 又将上述研究结果推广到} \\ \text{正：} & \text{后来， Wei (1989a, 1989b) 又将上述研究结果推广到} \end{cases}$

P_{310}, -13 行中：$\begin{cases} \text{误：} & \text{尤其是对指数族.} \\ \text{正：} & \text{尤其是对指数族的情形.} \end{cases}$

P_{310}, -4 行中：$\begin{cases} \text{误：} & \text{张伟平和韦来生 (2013) 在加权乘积损失函数下} \\ \text{正：} & \text{张倩和韦来生 (2013) 在加权乘积损失函数下} \end{cases}$

P_{319}, -7 至 -8 行中：$\begin{cases} \text{误：} & \text{王松桂 (1987) 在假定 } \beta \text{ 和 } \sigma^2 \text{ 服从正态 – 逆 Gamma 先验 } F, \\ \text{正：} & \text{王松桂 (1987) 在假定 } \beta \text{ 和 } \sigma^2 \text{ 服从正态 – 逆 Gamma 先验下,} \end{cases}$

P_{320}, 将第 11 行中出现的 $R(\hat{\boldsymbol{\theta}}, \theta)$ 改为 $R(\hat{\boldsymbol{\theta}}, \boldsymbol{\theta})$. 此处 $\boldsymbol{\theta}$ 为黑体。

P_{320}, 将 -5 行中出现的 ”Wei, Chen (2003)” 改为 ”Wei 和 Chen (2003)”

P_{321}, 将 -10 至 -9 行中出现的 μ 改为黑体的 $\boldsymbol{\mu}$;

P_{321}, 将 -8 行中出现的 β 改为黑体的 $\boldsymbol{\beta}$.

P_{323}, 将 -13 和 -6 行中出现的 μ 改为黑体的 $\boldsymbol{\mu}$;

P_{325}, -8 行中：$\begin{cases} \text{误：} & \text{当模型 (8.4.1) 中误差假定改为 } E(e) = 0,\ Cov(e) = \boldsymbol{\sigma}^2\boldsymbol{\Sigma} \text{ 时,} \\ \text{正：} & \text{当模型 (8.4.1) 中误差假定改为 } E(\boldsymbol{e}) = 0,\ Cov(\boldsymbol{e}) = \sigma^2\boldsymbol{\Sigma} \text{ 时,} \end{cases}$

P_{326}, 将第 6, 7, 10 行中出现的（ 3 处） μ 改为黑体的 $\boldsymbol{\mu}$.

P_{329}, 将第 4 行中出现的 μ 改为黑体的 $\boldsymbol{\mu}$;

P_{329}, 将第 5 行中出现的 $\widetilde{\mu}_n$ 改为黑体的 $\widetilde{\boldsymbol{\mu}}_n$.

P_{330}, -1 行中：$\begin{cases} \text{误：} & \text{在假定误差和方差已知的情形下,} \\ \text{正：} & \text{在假定误差方差已知的情形下,} \end{cases}$

P_{332}, 将第 6 行中出现的 α 改为黑体的 $\boldsymbol{\alpha}$;

P_{332}, 将 -2 行中出现的 $\phi_G(\boldsymbol{y})$ 改为黑体的 $\boldsymbol{\phi}_G(\boldsymbol{y})$;

P_{332}, 将 -1 行中出现的 $\psi(\boldsymbol{y})$ 改为黑体的 $\boldsymbol{\psi}(\boldsymbol{y})$.

P_{333}, 将第 2 行中出现的 $\psi(\boldsymbol{y})$ 改为黑体的 $\boldsymbol{\psi}(\boldsymbol{y})$;

P_{333}, 将第 4, 5, 7 行中出现的 (6 处) ϕ_G 改为黑体的 $\boldsymbol{\phi}_G$.

P_{334}, 将第 6 行中出现的 $\psi_n(\boldsymbol{y})$ 改为黑体的 $\boldsymbol{\psi}_n(\boldsymbol{y})$.

P_{334}, 将第 7 行和 $-8, -9$ 行中出现的（共 6 处）$\theta, \hat{\theta}$, 及 $\hat{\theta}_{(l)}$ 分别改为黑体的 $\boldsymbol{\theta}, \hat{\boldsymbol{\theta}}$, 及 $\hat{\boldsymbol{\theta}}_{(l)}$.

P_{334}, 将 -5 行中出现的（共 3 处）ϕ_n 和 ψ_n 分别改为黑体的 $\boldsymbol{\phi}_n$ 和 $\boldsymbol{\psi}_n$.

P_{334}, -4 至 -3 行中：
- 误：　则 $\hat{\psi}_n$ 的全面贝叶斯风险为
- 正：　则 $\boldsymbol{\phi}_n$ 的全面贝叶斯风险为

P_{335}, 将 -10 至 -9 行中出现的 $\phi_G(\boldsymbol{y})$ 和 $\phi_n(\boldsymbol{y})$ 分别改为黑体的 $\boldsymbol{\phi}_G(\boldsymbol{y})$ 和 $\boldsymbol{\phi}_n(\boldsymbol{y})$.

P_{335}, 将 -10, -9 和 -8 行中出现的 $\psi(\boldsymbol{y})$ 和 $\psi_n(\boldsymbol{y})$ 分别改为黑体的 $\boldsymbol{\psi}(\boldsymbol{y})$ 和 $\boldsymbol{\psi}_n(\boldsymbol{y})$.

P_{336}, 将第 2, 11 和 12 行中出现的 $\boldsymbol{\mu}$ 和 $\hat{\boldsymbol{\mu}}$ 分别改为非黑体的 μ 和 $\hat{\mu}$.

P_{336}, 将第 11 和 12 行中出现的 $\phi_G(\boldsymbol{y})$ 和 $\phi_n(\boldsymbol{y})$ 分别改为黑体的 $\boldsymbol{\phi}_G(\boldsymbol{y})$ 和 $\boldsymbol{\phi}_n(\boldsymbol{y})$.

P_{336}, 将第 11 和 12 行中出现的 $\psi_G(\boldsymbol{y})$ 和 $\psi_n(\boldsymbol{y})$ 分别改为黑体的 $\boldsymbol{\psi}_G(\boldsymbol{y})$ 和 $\boldsymbol{\psi}_n(\boldsymbol{y})$.

P_{336}, 将第 13 行中将出现的 $\psi(y)$ 和 $\psi_n(y)$ 分别改为黑体的 $\boldsymbol{\psi}(\boldsymbol{y})$ 和 $\boldsymbol{\psi}_n(\boldsymbol{y})$. **注**：其中 $\boldsymbol{y}$ 也为黑体。

P_{336}, 将第 15 行中出现的 $DY^{(l)}$ 改为黑体的 $\boldsymbol{DY}^{(l)}$.

P_{337}, 将第 11 和 13 行中出现的 $\phi_G(\boldsymbol{y})$ 和 $\phi_n(\boldsymbol{y})$ 分别改为黑体的 $\boldsymbol{\phi}_G(\boldsymbol{y})$ 和 $\boldsymbol{\phi}_n(\boldsymbol{y})$

P_{337}, 将第 12 和 14 行中出现的 $\boldsymbol{\mu}$ 和 $\hat{\boldsymbol{\mu}}$ 分别改为非黑体的 μ 和 $\hat{\mu}$.

P_{337}, 将第 11-15 行中出现的 (共 6 处) $\psi(\boldsymbol{y})$ 和 $\psi_n(\boldsymbol{y})$ 分别改为黑体的 $\boldsymbol{\psi}(\boldsymbol{y})$ 和 $\boldsymbol{\psi}_n(\boldsymbol{y})$.

P_{338}, 将 -5 至 -4 行中出现的 $\phi_G(\boldsymbol{y})$ 和 $\phi_n(\boldsymbol{y})$ 分别改为黑体的 $\boldsymbol{\phi}_G(\boldsymbol{y})$ 和 $\boldsymbol{\phi}_n(\boldsymbol{y})$.

P_{338}, 将 $-5, -4$ 和 -3 行中出现的（共 3 处）$\psi(\boldsymbol{y})$ 和 $\psi_n(\boldsymbol{y})$ 分别改为黑体的 $\boldsymbol{\psi}(\boldsymbol{y})$ 和 $\boldsymbol{\psi}_n(\boldsymbol{y})$.

P_{339}, -11 行中：
- 误：　且 $\boldsymbol{e}|\boldsymbol{\alpha} \sim N(0, \sigma^2 \boldsymbol{I}_m)$, 其中 σ^2 未知.
- 正：　且 $\boldsymbol{e}|\boldsymbol{\alpha} \sim N(\boldsymbol{0}, \sigma^2 \boldsymbol{I}_m)$, 其中 σ^2 未知.
  注：其中 $\boldsymbol{0}$ 为黑体.

P_{339}, -8 行中：
- 误：　$\boldsymbol{\theta} = (\boldsymbol{\mu}\ \boldsymbol{\beta}^T)^T$, 此模型变为
- 正：　$\boldsymbol{\theta} = (\mu\ \boldsymbol{\beta}^T)^T$, 此模型变为
  注：其中 μ 为非黑体.

P_{340}, 第 7 行中：
- 误：　$L_0(\beta, d_0) =$
- 正：　$L_0(\boldsymbol{\beta}, d_0) =$

P_{340}, -8 行中：
- 误：　$\gamma(\delta, G) =$
- 正：　$R(\delta, G) =$

P_{341}, 将第 7, 9, 13 行中出现的 $\psi(\boldsymbol{y})$ 改为黑体的 $\boldsymbol{\psi}(\boldsymbol{y})$.

P_{341}, 将 -6 行中出现的 $\delta_G(y)$ 改为 $\delta_G(\boldsymbol{y})$. **注**：其中 $\boldsymbol{y}$ 为黑体.

P_{341}, -4 行中：$\begin{cases} \text{误：} & R(G)=\inf\limits_{\delta}\gamma(\delta,G)=R(\delta_G,G)= \\ \text{正：} & R(G)=\inf\limits_{\delta}R(\delta,G)=R(\delta_G,G)= \end{cases}$

P_{342}, 将第 3 和 10 行中出现的 $\psi_n(\boldsymbol{y})$ 分别改为黑体的 $\boldsymbol{\psi}_n(\boldsymbol{y})$.

P_{342}, 将第 5 行中出现的 θ 改为黑体的 $\boldsymbol{\theta}$.

参考文献

P_{354}, 第 10-11 行中：
- 误： Ser. B, 65, 3-55.
- 正： Ser. B, 65: 3-55.

P_{354}, 第 13 行中：
- 误： Statistics and Computing, 8(3): 19-335.
- 正： Statistics and Computing, 8(3): 319-335.

P_{354}, 第 15 行中：
- 误： New York: Chapman & HaWCRC.
- 正： New York: Chapman & Hall.

P_{354}, -5 行中：
- 误： Comm. Statist: Theory and Methods, 42.
- 正： Comm. Statist.: Theory and Methods, 42: 4017-4033.

P_{356}, 第 6 行中：
- 误： Gelfand A, Dey D. 1994.
- 正： Gelfand A E, Dey D K. 1994.

P_{356}, 第 8 行中：
- 误： Gelman A, Carlin J B, Stern H S, et al. 1995.
- 正： Gelman A, Carlin J B, Stern H S, Rubin D B. 1995.

P_{356}, -5 行中：
- 误： J. Amer. Statist. Assoc, 78.
- 正： J. Amer. Statist. Assoc., 78: 731-732 .

P_{358}, 第 3 行中：
- 误： Estimation with quatratic loss [M]//
- 正： Estimation with quatratic loss [C]//

P_{358}, 第 4 行中：
- 误： Univ. of California Press. 361-380.
- 正： Univ. of California Press, 1: 361-380.

P_{358}, 将第 16-17 行中的参考文献移到本页最后。

P_{358}, -3 至 -4 行中：
- 误： Journal of the American Association, 90: 773-795.
- 正： J. Amer. Statist. Assoc., 90: 773-795.

P_{359}, -8 至 -7 行中：
- 误： in empirical Bayes estimation problem, Discrete case [J].
- 正： in empirical Bayes estimation problem: Discrete case [J].

P_{360}, 第 1 行中：
- 误： J. Amer. Statist. Assoc., 268: 1578-1580.
- 正： J. Amer. Medical Assoc., 268: 1578-1580.

P_{360}, 第 15 行中：
- 误： Fractional Bayes factors for model selection (with discussion) [J].
- 正： Fractional Bayes factors for model comparisons (with discussion) [J].

P_{360}, 第 16 行中：
- 误： Ser. B, 57: 99-38.
- 正： Ser. B, 57: 99-138.

P_{360}, -6 行中：
- 误： Expected posterior distributions for model selesction.
- 正： Expected posterior distributions for model selesction [J].

P_{361}, 将第 16-17 行中的参考文献移到前两个参考文献之前。将第 18-20 行的参考文献移到下一个参考文献之后。

P_{362}, -2 至 -1 行中：
- 误： 1., Berkeley: Univ. of California Press: 197-206.
- 正： Berkeley: Univ. of California Press, 1: 197-206.

P_{364}, 第 5 行中：
- 误： 数学年刊.
- 正： 数学年刊,

P_{365}, -4 至 -3 行中：
- 误： Chinese J. Appl. Prob, Statist.,
- 正： Chinese J. Appl. Prob. Statist.,