《贝叶斯分析》勘误表 (2015.08)

(适用第一版第一次印刷)

第一章

P_7, 第 11 行中：
- 误： 而主观概率则理解为认识主体对事情发生机会的相信程度,
- 正： 而主观概率则理解为认识主体对事件发生机会的相信程度,

P_8, -8 行中：
- 误： 这种不顾实际的样本值而在事前规定的精度和可靠度是不合理的,
- 正： 这种不顾实际的样本值而在事前规定精度和可靠度是不合理的,

P_{12}, 第 10 行中：
- 误： $m(x)=\int_0^1 h(x,\theta)d\theta=\int_0^1\binom{n}{x}\theta^x(1-\theta)^{n-x}dx=\frac{1}{n+1}$.
- 正： $m(x)=\int_0^1 h(x,\theta)d\theta=\int_0^1\binom{n}{x}\theta^x(1-\theta)^{n-x}d\theta=\frac{1}{n+1}$.

P_{12}, -3 行中：
- 误： 因为当 $x=0$ 或 $x=1$ 时， $\hat\theta=0$ 或 1,
- 正： 因为当 $x=0$ 或 $x=n$ 时， $\hat\theta=0$ 或 1,

P_{12}, -2 行中：
- 误： 而当 $x=0$ 或 $x=1$ 时， $\hat\theta_B=\frac{1}{n+2}$ 或 $\frac{n+1}{n+2}$,
- 正： 而当 $x=0$ 或 $x=n$ 时， $\hat\theta_B=\frac{1}{n+2}$ 或 $\frac{n+1}{n+2}$,

P_{20}, 第 6 行中：
- 误： 为指数族.
- 正： 为指数族 的自然形式.

第二章

P_{39}, 第 2 行中：
- 误： 定分变法和变分度法都是
- 正： 定分度法和变分度法都是

P_{40}, 第 8 行中：
- 误： 为此我们把区间 [2.0,4.0] 等分为 8 段,
- 正： 为此我们把区间 [2.0,2.40] 等分为 8 段,

P_{40}, 第 9 行中：
- 误： 段长 0.25, 记下每段
- 正： 段长 0.05, 记下每段

P_{41}, 第 3 行中：
- 误： 表 2.2.3 租金的概率分析表
- 正： 表 2.2.3 租金的概率分 布 表

P_{44}, -3 行， -1 行； 45 页中，第 3 、 5 、 7-10 行中将出现的 S^2 改为 $\mathbf{S_n^2}$, 共 10 处

P_{47}, 第 3 行中： $\begin{cases} \text{误：} & +E^{\theta|\lambda}\Big\{\big[\mu(\boldsymbol{\theta})-\mu_m(\boldsymbol{\lambda})\big]^2\Big\} \\ \text{正：} & +E^{\theta|\lambda}\Big\{\big[\mu(\theta)-\mu_m(\boldsymbol{\lambda})\big]^2\Big\} \end{cases}$

P_{53}, -8 行中： $\begin{cases} \text{误：} & I(\boldsymbol{\theta})=E_{\mathbf{x}|\boldsymbol{\theta}}\Big\{-\frac{\partial^2 l}{\partial \boldsymbol{\theta}^2}\Big\}. \\ \text{正：} & I(\theta)=E_{\mathbf{x}|\theta}\Big\{-\frac{\partial^2 l}{\partial \theta^2}\Big\}. \end{cases}$

P_{57}, 第 8 、 10-12 行中将 $f_m(x)$ 改为 $m(x)$, 共 5 处。

P_{57}, -1 行, -2 行中： $\begin{cases} \text{误：} & \text{只对先验分布为共轭先验的情形有效．当先验分布为非共轭先验情形，} \\ \text{正：} & \text{只对先验分布为共轭先验或无信息先验的情形有效．对其它先验分布，} \end{cases}$

P_{61}, 第 11 行中： $\begin{cases} \text{误：} & f(x|\lambda)= \\ \text{正：} & f(x|\lambda,\alpha)= \end{cases}$

P_{62}, 第 5 行中： $\begin{cases} \text{误：} & \pi(\sigma^2|\mathbf{x})=\frac{(\lambda+A)^{n/2+\alpha}}{\Gamma\left(n/2+\alpha\right)}\left(\sigma^2\right)^{-(n/2+\alpha+1)}e^{-(\lambda+A)/\sigma^2}, \\ \text{正：} & \pi(\sigma^2|\mathbf{x})=\frac{(\lambda+A)^{n/2+\alpha}}{\Gamma\left(n/2+\alpha\right)}\left(\sigma^2\right)^{-(n/2+\alpha+1)}e^{-(\lambda+A)/\sigma^2}\cdot I_{(0,\infty)}(\sigma^2), \end{cases}$

P_{64}, 第 8 行中： $\begin{cases} \text{误：} & \text{可以认为它是概率分布固有的不确定性的一种度量。} \\ \text{正：} & \text{可以认为它是随机变量概率分布固有不确定性的一种度量。} \end{cases}$

P_{71}, -11 行中： $\begin{cases} \text{误：} & \text{其中 } \lambda_1,\cdots,\lambda_k \text{ 使得当 } \pi=\widetilde{\pi} \text{ 时式 (2.6.9) 成立，} \\ \text{正：} & \text{其中 } \lambda_1,\cdots,\lambda_m \text{ 使得当 } \pi=\bar{\pi} \text{ 时式 (2.6.9) 成立，} \end{cases}$

P_{72}, -9 行中： $\begin{cases} \text{误：} & \text{其中 } \lambda_1,\cdots,\lambda_k \text{ 使得当} \\ \text{正：} & \text{其中 } \lambda_1,\cdots,\lambda_m \text{ 使得当} \end{cases}$

P_{74}, 第 5 行中： $\begin{cases} \text{误：} & \text{由先验和超先验决定的一个新先验就称为多层先验多层先验 (hierarchical prior).} \\ \text{正：} & \text{由先验和超先验决定的一个新先验就称为多层先验 (hierarchical prior).} \end{cases}$

P_{75}, -9 行中： $\begin{cases} \text{误：} & \lambda \text{ 的先验分布为 } \pi_2(\lambda) \text{ 为 } U(0.1,0.5) \\ \text{正：} & \lambda \text{ 的先验分布 } \pi_2(\lambda) \text{ 为 } U(0.1,0.5) \end{cases}$

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

第三章

P_{83}, 第 9 行中： $\begin{cases} \text{误：} & B_1=\{\theta=1\},\ B_2=\{\theta=2\}, \\ \text{正：} & B_1=\{\theta=\theta_1\},\ B_2=\{\theta=\theta_2\}, \end{cases}$

P_{85}, -9, -8 和 -3 行中： 改 S_*^2 为 t, 共 5 处。

P_{89}, 第 9 行中：
- 误： θ 的无信息先验分布由 Fisher 的信息阵 $\left[\det I(\theta)\right]^{1/2}$ 确定。
- 正： θ 的无信息先验分布由 Fisher 的信息阵 $I(\boldsymbol{\theta})$ 的行列式平方根给出，即由 $\left[\det I(\theta)\right]^{1/2}$ 确定。

P_{91}, 第 2 行中：
- 误： 为 n 个观测中可观测到的前 r 个
- 正： 为 n 个观测值中可观测到的前 r 个

P_{96}, -1 行中：
- 误： $\frac{n!}{x_1!\cdots x_{k+1}!}$
- 正： $\frac{n!}{x_1!\cdots x_k!}$

P_{104}, -5 行中：
- 误： 在例 2.4.2 中，取 $n=1$,
- 正： 在例 2.4.1 中，取 $n=1$,

P_{106}, 第 12 行中：
- 误： 而 $X=3$ 的无条件概率为
- 正： 而 $X=3$ 的无条件概率 (边缘分布) 为

P_{107}, -3 行中：
- 误： $Cov^{\pi}(x) = E^{\boldsymbol{\theta}|x}\left\{[\boldsymbol{\theta} - \mu^{\pi}(x)][\theta - \mu^{\pi}(x))^T]\right\}$.
- 正： $Cov^{\pi}(x) = E^{\boldsymbol{\theta}|x}\left\{[\boldsymbol{\theta} - \boldsymbol{\mu}^{\pi}(x)][\theta - \boldsymbol{\mu}^{\pi}(x))^T]\right\}$. 即改 μ 为黑体。

P_{107}, -2 行中： 改 $\delta(x)$ 为 $\boldsymbol{\delta}(x)$, 即改 δ 为黑体。

P_{107}, -1 行中：
- 误： $Cov(\delta) = E^{\boldsymbol{\theta}|x}\left\{[\boldsymbol{\theta} - \delta(x)][\boldsymbol{\theta} - \delta(x)]^T\right\}$
- 正： $Cov(\boldsymbol{\delta}) = E^{\boldsymbol{\theta}|x}\left\{[\boldsymbol{\theta} - \boldsymbol{\delta}(x)][\boldsymbol{\theta} - \boldsymbol{\delta}(x)]^T\right\}$,即改 δ 为黑体。

P_{108}, 第 1 行中：
- 误： $Cov^{\pi}(x) + [\mu^{\pi}(x) - \delta(x)][\mu^{\pi}(x) - \delta(x)]^T$
- 正： $Cov^{\pi}(x) + [\boldsymbol{\mu}^{\pi}(x) - \boldsymbol{\delta}(x)][\boldsymbol{\mu}^{\pi}(x) - \boldsymbol{\delta}(x)]^T$ 即改 μ 和 δ 为黑体。

P_{115}, 第 8 行中：
- 误： 例如 $n=5,\ \mathbf{x} = (4.0,\ 5.5,\ 7,5,\ 4.5,\ 3.0)$
- 正： 例如 $n=5,\ \mathbf{x} = (4.0,\ 5.5,\ 7.5,\ 4.5,\ 3.0)$

P_{121}, -5 行中：
- 误： $\lambda(\mathbf{x}) = \frac{f(\mathbf{x}|\hat{\theta}_0)}{f(x|\hat{\theta}_1)} = \frac{\sup_{\theta\in\Theta_0} f(\mathbf{x}|\theta_0)}{\sup_{\theta\in\Theta_1} f(\mathbf{x}|\theta_1)}$
- 正： $\lambda(\mathbf{x}) = \frac{f(\mathbf{x}|\hat{\theta}_0)}{f(x|\hat{\theta}_1)} = \frac{\sup_{\theta\in\Theta_0} f(\mathbf{x}|\theta)}{\sup_{\theta\in\Theta_1} f(\mathbf{x}|\theta)}$

P_{122}, -10 行中：
- 误： 即 $\pi(\theta)\equiv 1,\ (\theta\in R_1)$, 由例 3.4.7, 可知 θ 的后验分布 $\pi(\theta|x)$ 为 $N(x,\sigma^2)$.
- 正： 即 $\pi(\theta)\equiv 1\ (\theta\in R_1)$,

P_{122}, -8 行后增加一行： “其中 θ_0 为给定的常数. ”

P_{122}, -7 行中：
- 误：　由于后验分布 $\pi(\theta|x)$ 为 $N(x,\sigma^2)$, 易求得
- 正：　由例 3.4.7, 可知 θ 的后验分布 $\pi(\theta|x)$ 为 $N(x,\sigma^2)$, 易求得

P_{123}, -10 行中：
- 误：　$\mathbf{X}=(x_1,\cdots,x_{10})$, 算得样本均值 $\bar{X}=1.5$,
- 正：　$\mathbf{X}=(X_1,\cdots,X_{10})$, 算得样本均值 $\bar{X}=1.5$,

P_{124}, 第 12 行中：
- 误：　让样本均值 $\mathbf{x}$ 逐渐减少,
- 正：　让样本均值 $\bar{x}$ 逐渐减少,

P_{126}, 第 12 行中：
- 误：　$m_1(\boldsymbol{x})=\int_{\theta\neq\theta_0} f(\boldsymbol{x}|\theta)g_1(\theta)d\theta.$
- 正：　$m_1(\boldsymbol{x})=\int_{\{\theta\neq\theta_0\}} f(\boldsymbol{x}|\theta)g_1(\theta)d\theta.$

P_{126}, 第 14 行中：
- 误：　$\alpha_0=\pi(\Theta_0|\boldsymbol{x})=\frac{\pi_0 f(\boldsymbol{x}|\theta_0)}{m(\boldsymbol{x})},\quad \alpha_1=\pi(\Theta_1|\boldsymbol{x})=\frac{\pi_1 m_1(\boldsymbol{x})}{m(\boldsymbol{x})}.$
- 正：　$\alpha_0=P(\Theta_0|\boldsymbol{x})=\frac{\pi_0 f(\boldsymbol{x}|\theta_0)}{m(\boldsymbol{x})},\quad \alpha_1=P(\Theta_1|\boldsymbol{x})=\frac{\pi_1 m_1(\boldsymbol{x})}{m(\boldsymbol{x})}.$

P_{126}, -4 行中：
- 误：　$\alpha_0=\pi(\Theta_0|\boldsymbol{x})=\left[1+\frac{1-\pi_0}{\pi_0}\cdot\frac{1}{B^\pi(\boldsymbol{x})}\right]^{-1}.$
- 正：　$\alpha_0=P(\Theta_0|\boldsymbol{x})=\left[1+\frac{1-\pi_0}{\pi_0}\cdot\frac{1}{B^\pi(\boldsymbol{x})}\right]^{-1}.$

P_{129}, 第 14 行中：
- 误：　$P(a\le Z_0\le b|\boldsymbol{x})=\int_a^b p(z_0|\boldsymbol{x})dz=1-\alpha.$
- 正：　$P(a\le Z_0\le b|\boldsymbol{x})=\int_a^b p(z_0|\boldsymbol{x})dz_0=1-\alpha.$

P_{131}, 第 9 行和 -6 行中：
- 误：　$p(z|\theta)=$
- 正：　$p(z|\bar{x})=$

P_{134}, 第 9 行 (习题 *11) 中：
- 误：　而 $\pi_2(\sigma^2)$ 为逆伽玛分布 $\Gamma^{-1}(\alpha,\beta^{-1})$,
- 正：　而 $\pi_2(\sigma^2)$ 为逆伽玛分布 $\Gamma^{-1}(\alpha,\beta)$,

P_{134}, -11 行 (习题 *11) 中：
- 误：　$\tilde{\beta}=\left[\frac{1}{\beta}+\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{n}(x_i-\bar{x})^2+\frac{n(\bar{x}-\mu)^2}{2(1+n\tau)}\right].$
- 正：　$\tilde{\beta}=\left[\beta+\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{n}(x_i-\bar{x})^2+\frac{n(\bar{x}-\mu)^2}{2(1+n\tau)}\right].$

P_{136}, 第 7 行 (习题 21) 中：
- 误：　$\Gamma^{-1}(10,\ 0.01)$. 令五个具体观测值为 5, 12, 14, 10, 12.
- 正：　$\Gamma^{-1}(10,\ 100)$. 令五个具体观测值为 5, 12, 14, 10, 12.

P_{137}, 第 5 行 (习题 33) 中：
- 误：　在习题 24 的情况下，要求做检验
- 正：　在习题 25 的情况下，要求做检验

第四章

P_{142}, -1 行中：
- 误：　$\pi(\theta)=\frac{\lambda^r}{\Gamma(r)}\theta^{r-1}e^{-\lambda\theta},$
- 正：　$\pi(\theta)=\frac{\lambda^r}{\Gamma(r)}\theta^{r-1}e^{-\lambda\theta}\cdot I_{(0,\infty)}(\theta),$

P_{143}, 第 5 行中：
误： $\hat{\theta}_B(\bar{x}) = E(\theta|\bar{x}) = \frac{r+n\bar{X}}{n+\lambda}$
正： $\hat{\theta}_B(\bar{x}) = E(\theta|\bar{x}) = \frac{r+n\bar{x}}{n+\lambda}$

P_{146}, 第 6 行中：
误： 决策函数的后验风险达到最小.
正： 决策函数 m 的后验风险达到最小.

P_{152}, 第 10- 11 行中：
误： a_i 表示接受 H_i $(i=1,2,3)$. 经典方法是
正： a_i 表示接受 H_i $(i=1,2)$, a_3 表示接受 H_1 或 H_2 都没有足够得证据. 经典方法是

P_{158}, 第 11 行中：
误： θ 的后验分布是 $N(\mu_k(\mathbf{x}), \eta_n^2)$, 其中 $\eta_n^2 = nk^2/(nk^2+1)$.
正： θ 的后验分布是 $N(\mu_k(\mathbf{x}), \eta_k^2)$, 其中 $\eta_k^2 = k^2/(nk^2+1)$.

P_{161}, -10 行中：
误： 则位置参数 θ 的同变估计满足性质 (4.6.2).
正： 则刻度参数 θ 的同变估计满足性质 (4.6.2).

P_{163}, 第 12-13 行中：
误： 反之，若不存在一致地优于 δ 的决策函数 δ_1, 则
正： 反之，若不存在一致地优于 δ 的决策函数，则

P_{164}, 第 6 行中：
误： 必存在函数 $\varepsilon > 0$, 及 θ_1 的 ε 邻域 $\mathcal{S}_\varepsilon(\theta_1)$, 使得
正： 对 $\varepsilon > 0$, 存在以 θ_1 为中心、 ρ 为半径的开球体 $\mathcal{S}_\rho(\theta_1)$, 使得

P_{164}, 第 7 行、 10-13 行中，将出现的 $\mathcal{S}_\varepsilon(\theta_1)$ 改为 $\mathcal{S}_\rho(\theta_1)$, 共 7 处。

P_{166}, 第 6 行中：
误： 设 $X_1, \cdots, X_n$ 为从 p 维正态分布
正： 设 $\boldsymbol{X}_1, \cdots, \boldsymbol{X}_n$ 为从 p 维正态分布

第五章

$\mathbf{P_{187}}$, -5 行中：积分限有错. 将

$$E^\pi(\theta|x) = \frac{\int_0^\infty \theta exp\{-(\theta-x)^2/(2\sigma^2)\}(\tau^2+(\theta-\mu)^2)^{-1}d\theta}{\int_0^\infty exp\{-(\theta-x)^2/(2\sigma^2)\}(\tau^2+(\theta-\mu)^2)^{-1}d\theta}$$

修改为

$$E^\pi(\theta|x) = \frac{\int_{-\infty}^\infty \theta exp\{-(\theta-x)^2/(2\sigma^2)\}(\tau^2+(\theta-\mu)^2)^{-1}d\theta}{\int_{-\infty}^\infty exp\{-(\theta-x)^2/(2\sigma^2)\}(\tau^2+(\theta-\mu)^2)^{-1}d\theta},$$

$\mathbf{P_{187}}$, -4 行中：积分限有错. 将

$$V^\pi(\theta|x) = \frac{\int_0^\infty \theta^2 exp\{-(\theta-x)^2/(2\sigma^2)\}(\tau^2+(\theta-\mu)^2)^{-1}d\theta}{\int_0^\infty exp\{-(\theta-x)^2/(2\sigma^2)\}(\tau^2+(\theta-\mu)^2)^{-1}d\theta}$$

修改为

$$V^{\pi}(\theta|x)=\frac{\int_{-\infty}^{\infty}\theta^2 exp\{-(\theta-x)^2/(2\sigma^2)\}(\tau^2+(\theta-\mu)^2)^{-1}d\theta}{\int_{-\infty}^{\infty}exp\{-(\theta-x)^2/(2\sigma^2)\}(\tau^2+(\theta-\mu)^2)^{-1}d\theta}$$

P₁₉₀, -1 行中：$\begin{cases}\text{误：} & \text{记 } p(z|y,\theta) \text{ 为在给定 } y,\theta \text{ 时 } Z \text{ 的预测分布，} \\ \text{正：} & \text{记 } p(z|y,\hat{\theta}) \text{ 为在给定 } y,\hat{\theta} \text{ 时 } Z \text{ 的预测分布，}\end{cases}$

P₁₉₄, -8 行中：积分限有错．将

$$E^{\pi}(\theta|x)=\frac{\int_{0}^{\infty}\theta exp\{-(\theta-x)^2/(2\sigma^2)\}(\tau^2+(\theta-\mu)^2)^{-1}d\theta}{\int_{0}^{\infty}exp\{-(\theta-x)^2/(2\sigma^2)\}(\tau^2+(\theta-\mu)^2)^{-1}d\theta},$$

修改为

$$E^{\pi}(\theta|x)=\frac{\int_{-\infty}^{\infty}\theta exp\{-(\theta-x)^2/(2\sigma^2)\}(\tau^2+(\theta-\mu)^2)^{-1}d\theta}{\int_{-\infty}^{\infty}exp\{-(\theta-x)^2/(2\sigma^2)\}(\tau^2+(\theta-\mu)^2)^{-1}d\theta},$$

P₁₉₅, -8 行中：$\begin{cases}\text{误：} & \text{假设 } X_1,\cdots,X_n \text{ 为从 } N(\theta,\sigma^2) \text{ 中抽取的 } i.i.d \text{ 样本} \\ \text{正：} & \text{假设 } \boldsymbol{X}=(X_1,\cdots,X_n) \text{ 为从 } N(\theta,\sigma^2) \text{ 中抽取的 } i.i.d \text{ 样本}\end{cases}$

P₁₉₅, -7 和 -6 行中：$\begin{cases}\text{误：} & \text{即密度为 } e^{-|\theta|/2}\text{，}\ \ \sigma^2 \text{ 有} \\ \text{正：} & \text{即密度为 } \frac{1}{2}e^{-|\theta|/2}\text{，}\sigma^2 \text{ 有}\end{cases}$

P₁₉₅, -4 、-3 和 -1 行中：将 $E^{\pi}(\theta|x)$ 和 $\pi(\theta,\sigma^2|x)$ 分别改为 $E^{\pi}(\theta|\boldsymbol{x})$ 和 $\pi(\theta,\sigma^2|\boldsymbol{x})$，共 4 处。

P₁₉₆, 第 6 行中：$\begin{cases}\text{误：} & \text{注意到 } e^{-|\theta|/2}[\sigma^2/(1+\sigma^2)]^2 \text{ 对 } g_1 \text{ 和 } g_2 \text{ 没有影响，} \\ \text{正：} & \text{注意到 } e^{-|\theta|/2}\big[\sigma^2/(1+\sigma^2)\big]^2 \text{ 的尾部对 } g_1 \text{ 和 } g_2 \text{ 没有太大影响，}\end{cases}$

P₁₉₇, 第 2 行中：$\begin{cases}\text{误：} & \text{其方差为超参数；超参数又有一个共轭先验.} \\ \text{正：} & \text{其均值为超参数且方差已知；超参数又有一个共轭先验.}\end{cases}$

P₂₀₀, 第 5 行中：$\begin{cases}\text{误：} & \tilde{\mu}_{N,m}=\frac{1}{N}\sum\limits_{1}^{N}h(X_m,i). \\ \text{正：} & \tilde{\mu}_{N,m}=\frac{1}{N}\sum\limits_{1}^{N}h(X_{m,i}).\end{cases}$

P₂₀₁, 第 6 行中：$\begin{cases}\text{误：} & \text{以使得估计方差是相合的以及减少} \\ \text{正：} & \text{以使得方差估计量是相合的以及减少}\end{cases}$

P₂₀₅, 第 23-24 行中：将 R 代码

```
if (u[i] <= r) x[i] <- y else
    x[i]<- xt
```

修改为

```
if (u[i] <= r) x[i] <- y
else x[i]<- xt
```

$\mathbf{P_{209}}$, 第 11 行中：$\begin{cases} \text{误：} & \text{下面我们产生 } \sigma^2 = 4 \text{ 的 Rayleigh 分布随机数.} \\ \text{正：} & \text{下面我们产生 } \sigma = 4 \text{ 的 Rayleigh 分布随机数.} \end{cases}$

$\mathbf{P_{209}}$, 第 13 行中：将 R 代码

```
xt<-x[i-1] y<-rchisq(1,df=xt)
```

修改为

```
xt<-x[i-1]; y<-rchisq(1,df=xt)
```

$\mathbf{P_{209}}$, -7 行中：将 R 代码

```
  den <- f(xt, sigma) * dchisq(y, df = xt)
  if (u[i] <= num/den) x[i] <- y else {
      x[i] <- xt
```

修改为

```
  den <- f(xt, sigma) * dchisq(y, df = xt)
if (u[i] <= num/den) x[i] <- y
else {
  x[i] <- xt
```

$\mathbf{P_{210}}$, -7 行中：$\begin{cases} \text{误：} & Y \text{ 从一个对称的提议分布 } g(Y|X_n) = g(|X_n - Y|) \text{ 中产生的,} \\ \text{正：} & Y \text{ 从一个对称的提议分布 } g(Y|X_t) = g(|X_t - Y|) \text{ 中产生的,} \end{cases}$

$\mathbf{P_{211}}$, -16 至 -14 行中：将 R 代码

```
if (u[i] <= (dt(y, n) / dt(x[i-1], n)))
x[i] <- y  else {
    x[i] <- x[i-1]
```

修改为

```
if (u[i] <= (dt(y, n) / dt(x[i-1], n)))
    x[i] <- y
else {
    x[i] <- x[i-1]
```

$\mathbf{P_{212}}$, 第 15 行中，将 “当 $\sigma^2 = 0.05$ 时,” 改为 “当 $\sigma = 0.05$ 时,”

第 16 行中，将 “当 $\sigma^2 = 0.5$ 时，链的收敛较慢；当 $\sigma^2 = 2$ 时,” 改为

“当 $\sigma = 0.5$ 时，链的收敛较慢；当 $\sigma = 2$ 时,”

第 17 行中，将 “而当 $\sigma^2 = 16$ 时，接受的概率太小,” 改为

“而当 $\sigma = 16$ 时，接受的概率太小,”

$\mathbf{P_{215}}$, 第 7 行中：将

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

修改为

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

$\mathbf{P_{215}}$, 第 12-13 行中：将 R 代码

```
a <- 1   # a<-5      #parameter of Beta(a,b) proposal dist.
b <- 1   # b<-2      #parameter of Beta(a,b) proposal dist.
```

修改为

```
a <- 1      #parameter of Beta(a,b) proposal dist.
b <- 1      #parameter of Beta(a,b) proposal dist.
```

$\mathbf{P_{216}}$, -12 和 -11 行中：
- 误： 令 $\boldsymbol{X}_{n,i}$ 表示在第 n 次迭代后 $\boldsymbol{X}_t$ 第 i 个分量的状态,
- 正： 令 $X_{n,i}$ 表示在第 n 次迭代后 $\boldsymbol{X}_n$ 第 i 个分量的状态,

$\mathbf{P_{216}}$, -10 至 -9 行中：将

"$\cdots$ 算法更新 $\boldsymbol{X}_{n,i}$. 做法如下：对 $i=1,\cdots,k$, 从第 i 个提议分布 $q_i(\cdot|\boldsymbol{X}_{n,i},\boldsymbol{X}^*_{n,-i})$ 中"

修改为

"$\cdots$ 算法更新 $X_{n,i}$. 做法如下：对 $i=1,\cdots,k$ ，从第 i 个提议分布 $q_i(\cdot|X_{n,i},\boldsymbol{X}^*_{n,-i})$ 中"

$\mathbf{P_{216}}$, -6 行中：将

$$\alpha(\boldsymbol{X}^*_{n,-i},X_{n,i},Y_i) = \min\left\{1,\frac{f(\boldsymbol{Y}_i|\boldsymbol{X}^*_{n,-i})\,q_i(X^*_{n,i}|Y_i,\boldsymbol{X}^*_{n,-i})}{f(X_{n,i}|\boldsymbol{X}^*_{n,-i})\,q_i(Y_i|X_{n,i},\boldsymbol{X}^*_{n,-i})}\right\}$$

修改为

$$\alpha(\boldsymbol{X}^*_{n,-i},X_{n,i},Y_i) = \min\left\{1,\frac{f(Y_i|\boldsymbol{X}^*_{n,-i})\,q_i(X_{n,i}|Y_i,\boldsymbol{X}^*_{n,-i})}{f(X_{n,i}|\boldsymbol{X}^*_{n,-i})\,q_i(Y_i|X_{n,i},\boldsymbol{X}^*_{n,-i})}\right\}$$

$\mathbf{P_{217}}$, 第 3 行中：
- 误： $= \exp\left\{n\bar{y}\beta_0+\beta_1\sum_{i=1}^{n}[x_iy_i-\ln(1+e^{\beta_0+x_i\beta_1})]\right\}.$
- 正： $= \exp\left\{n\bar{y}\beta_0+\beta_1\sum_{i=1}^{n}x_iy_i-\sum_{i=1}^{n}\ln\left(1+e^{\beta_0+x_i\beta_1}\right)\right\}.$

$\mathbf{P_{217}}$, 第 6 行中：
- 误： 其中 $\mu_{\beta_j}=0,\sigma_j^2$ 很大，以表示接近无信息先验.
- 正： 其中当 $\mu_{\beta_j}=0$ 且 σ_j^2 很大时，表示接近无信息先验.

$\mathbf{P_{217}}$, 第 7 行中：
- 误： $f(\beta_0,\beta_1|y)$
- 正： $\pi(\beta_0,\beta_1|y)$

$\mathbf{P_{218}}$,-16 至 -1 行中：将 R 代码

```
burnin<-15000 idx<-seq(1,m,50) idx2<-seq(burnin+1,m)
par(mfrow=c(2,2))
plot(idx,beta[idx,1],type="l",xlab="Iterations",ylab="Values of
    beta0") plot(idx,beta[idx,2],type="l",xlab="Iterations",ylab="Values
    of beta1")

ergbeta0<-erg.mean(beta[,1]) ergbeta02<-erg.mean(beta[idx2,1])
ylims0<-range(c(ergbeta0,ergbeta02)) ergbeta1<-erg.mean(beta[,2])
ergbeta12<-erg.mean(beta[idx2,2])
ylims1<-range(c(ergbeta1,ergbeta12)) plot(idx , ergbeta0[idx],
type='l', ylab='Values of beta0', xlab='Iterations',
   main='(c) Ergodic Mean Plot of beta0', ylim=ylims0)
lines(idx2, ergbeta02[idx2-burnin], col=2, lty=2) plot(idx,
ergbeta1[idx], type='l', ylab='Values of beta1', xlab='Iterations',
   main='(d) Ergodic Mean Plot of beta1', ylim=ylims1)
lines(idx2, ergbeta12[idx2-burnin], col=2, lty=2)
apply(beta[(burnin+1):m,],2,mean) apply(beta[(burnin+1):m,],2,sd)
```

修改为

```
burnin<-15000; idx<-seq(1,m,50); idx2<-seq(burnin+1,m)
par(mfrow=c(2,2))
plot(idx,beta[idx,1],type="l",xlab="Iterations",ylab="Values of beta0")
plot(idx,beta[idx,2],type="l",xlab="Iterations",ylab="Values of beta1")

ergbeta0<-erg.mean(beta[,1]); ergbeta02<-erg.mean(beta[idx2,1])
ylims0<-range(c(ergbeta0,ergbeta02)); ergbeta1<-erg.mean(beta[,2])
ergbeta12<-erg.mean(beta[idx2,2])
ylims1<-range(c(ergbeta1,ergbeta12))
plot(idx,ergbeta0[idx],type='l',ylab='Values of beta0',xlab='Iterations',
     main='(c) Ergodic Mean Plot of beta0',ylim=ylims0)
lines(idx2,ergbeta02[idx2-burnin],col=2,lty=2)
plot(idx,ergbeta1[idx],type='l',ylab='Values of beta1',xlab='Iterations',
     main='(d) Ergodic Mean Plot of beta1', ylim=ylims1)
lines(idx2,ergbeta12[idx2-burnin],col=2,lty=2)
apply(beta[(burnin+1):m,],2,mean)
apply(beta[(burnin+1):m,],2,sd)
```

P_{219}, 第 2 行中：将 R 代码

```
cor(beta[(burnin+1):$m$,1],beta[(burnin+1):$m$,2])=-0.954
```

修改为

```
cor(beta[(burnin+1):m,1],beta[(burnin+1):m,2])=-0.954
```

$\mathbf{P_{219}}$, -6 行中： $\begin{cases} \text{误：} & \boldsymbol{S_\beta} = c^2_{\boldsymbol{\beta}[H(\boldsymbol{\beta})]^{-1}}. \\ \text{正：} & \boldsymbol{S_\beta} = c^2_{\boldsymbol{\beta}}\,[H(\boldsymbol{\beta})]^{-1}. \end{cases}$

$\mathbf{P_{220}}$, 第 14-30 行中的 R 代码

```
library(MASS) y=wais[,2] x=wais[,1] prop.sd=0.3 m=2500 beta0=c(0,0)
n<-length(y) X<-cbind(rep(1,n), x ) mu.beta<-c(0,0)
s.beta<-c(100,100) c.beta<- prop.sd beta <- matrix(nrow=Iterations,
ncol=2) acc.prob <- 0 current.beta<-beta0 for (t in 1:m){
 cur<-calculate.loglike( current.beta )
 cur.T<-(1/c.beta^2)*(cur$H+diag(1/s.beta^2))
 prop.beta<- mvrnorm( 1, current.beta, solve(cur.T))
```

```
prop<-calculate.loglike( prop.beta )
prop.T  <- (1/c.beta^2)* (prop$H+diag(1/s.beta^2))
loga <-( prop$loglike-cur$loglike
+sum(dnorm(prop.beta,mu.beta,s.beta,log=TRUE))
-sum(dnorm(current.beta,mu.beta,s.beta,log=TRUE))
+ as.numeric(0.5*log( det(prop.T) )
- 0.5 * t(current.beta - prop.beta) %*% prop.T %*% (current.beta - prop.beta))
- as.numeric(0.5*log( det(cur.T ) )
- 0.5 * t(prop.beta - current.beta) %*% cur.T  %*% (prop.beta- current.beta )) )
  u<-runif(1)
```

修改为

```
library(MASS)
y=wais[,2]; x=wais[,1]; prop.sd=0.3; m=2500; beta0=c(0,0)
n<-length(y); X<-cbind(rep(1,n),x); mu.beta<-c(0,0)
s.beta<-c(100,100); c.beta<-prop.sd
beta<-matrix(nrow=Iterations,ncol=2)
acc.prob<-0; current.beta<-beta0
for(t in 1:m){
 cur<-calculate.loglike(current.beta)
 cur.T<-(1/c.beta^2)*(cur$H+diag(1/s.beta^2))
 prop.beta<-mvrnorm(1,current.beta,solve(cur.T))
 prop<-calculate.loglike(prop.beta)
 prop.T<-(1/c.beta^2)*(prop$H+diag(1/s.beta^2))
 loga<-(prop$loglike-cur$loglike+sum(dnorm(prop.beta,mu.beta,s.beta,log=TRUE))
        -sum(dnorm(current.beta,mu.beta,s.beta,log=TRUE))
        +as.numeric(0.5*log(det(prop.T))
        -0.5*t(current.beta-prop.beta)%*%prop.T%*%(current.beta-prop.beta))
        -as.numeric(0.5*log(det(cur.T))
        -0.5*t(prop.beta-current.beta)%*% cur.T%*%(prop.beta- current.beta)))
  u<-runif(1)
```

$\mathbf{P_{221}}$, 第 12-24 行中的 R 代码

```
y<-wais[,2] x<-wais[,1] m<-10000 beta0<-c(0,0)   #initial
value mu.beta<-c(0,0)         # prior s.beta<-c(100,100)
prior prop.s<-c(1.75,0.2)    # sd of proposal normal beta <-
matrix(nrow=m, ncol=2) acc.prob <-c(0,0) current.beta<-beta0 for (t
in 1:m){
  for (j in 1:2){
    prop.beta<- current.beta
    prop.beta[j]<- rnorm( 1, current.beta[j], prop.s[j] )
    cur.eta <-current.beta[1]+current.beta[2]*x
    prop.eta<-prop.beta[1]+prop.beta[2]*x
    if(sum(prop.eta>700)>0) {print(t); stop;}
    if(sum(cur.eta >700)>0) {print(t); stop;}
    loga <-(sum(y*prop.eta-log(1+exp(prop.eta)))
```

修改为

```
y<-wais[,2]; x<-wais[,1]; m<-10000; beta0<-c(0,0)    #initial value
mu.beta<-c(0,0)         # prior
s.beta<-c(100,100)      # prior
prop.s<-c(1.75,0.2)     # sd of proposal normal
beta<-matrix(nrow=m, ncol=2); acc.prob <-c(0,0); current.beta<-beta0
for(t in 1:m){
  for(j in 1:2){
    prop.beta<-current.beta
    prop.beta[j]<-rnorm(1,current.beta[j], prop.s[j])
```

```
    cur.eta<-current.beta[1]+current.beta[2]*x
    prop.eta<-prop.beta[1]+prop.beta[2]*x
  if(sum(prop.eta>700)>0) {print(t); stop;}
  if(sum(cur.eta >700)>0) {print(t); stop;}
    loga<-sum(y*prop.eta-log(1+exp(prop.eta))
```

$\mathbf{P_{222}}$, 第 10-11 行中：$\begin{cases} \text{误：} & \text{其联合分布 } f(x) \text{ 为目标抽样分布.} \\ \text{正：} & \text{其联合分布 } f(\boldsymbol{x}) \text{ 为目标抽样分布.} \end{cases}$

$\mathbf{P_{222}}$, 第 15 行中：$\begin{cases} \text{误：} & \text{在 } t=0 \text{ 时，初始化 } X(0). \\ \text{正：} & \text{在 } t=0 \text{ 时，初始化 } \boldsymbol{X}(0). \end{cases}$

$\mathbf{P_{222}}$, 第 17 行中：$\begin{cases} \text{误：} & \text{令 } x_1 = X_1(t-1). \\ \text{正：} & \text{令 } \boldsymbol{x} = \boldsymbol{X}(t-1). \end{cases}$

$\mathbf{P_{223}}$, 第 1 行中：$\begin{cases} \text{误：} & \text{因为 } f(x_j|x_{-j}) \propto f(x), \\ \text{正：} & \text{因为 } f(x_j|\boldsymbol{x}_{-j}) \propto f(\boldsymbol{x}), \end{cases}$

$\mathbf{P_{223}}$, 第 8 行中：$\begin{cases} \text{误：} & \text{我们仍用 } f(x_j|x_{-j}) \text{ 表示 } X_j|\boldsymbol{X}_{-j} \text{ 的条件概率密度,} \\ \text{正：} & \text{我们仍用 } f(x_j|\boldsymbol{x}_{-j}) \text{ 表示 } X_j|\boldsymbol{X}_{-j} \text{ 的条件概率密度,} \end{cases}$

$\mathbf{P_{224}}$, 第 6 行中：$\begin{cases} \text{误：} & \text{令 } (x_1, x_2) = X(t-1). \\ \text{正：} & \text{令 } (x_1, x_2) = \boldsymbol{X}(t-1). \end{cases}$

$\mathbf{P_{226}}$, 第 21 行至 23 行中：将 R 代码

```
mcmc.output<-theta apply(mcmc.output[-(1:1000),],2,mean) #compare to
true value: 98.25, 0.542 apply(mcmc.output[-(1:1000),],2,sd)
#compare to true value: 0.06456, 0.06826
```

修改为

```
mcmc.output<-theta
apply(mcmc.output[-(1:1000),],2,mean) #compare to true value: 98.25, 0.542
apply(mcmc.output[-(1:1000),],2,sd) #compare to true value: 0.06456, 0.06826
```

$\mathbf{P_{226}}$, 将 25 行至 43 行中的 R 代码修改为

```
par(mfrow=c(3,2),xaxs='r',yaxs='r',bty='l',cex=0.8) iter<-1500;
burnin<-500; index<-1:iter; index2<-(burnin+1):iter

plot(index,theta[index,1],type='l',ylab='Values of mu',
     xlab='Iterations',main='(a) Trace Plot of mu')
plot(index,theta[index,2],type='l',ylab='Values of sigma',
     xlab='Iterations',main='(b) Trace Plot of sigma')

ergtheta0<-erg.mean(theta[index,1])
ergtheta02<-erg.mean(theta[index2,1])
ylims0<-range(c(ergtheta0,ergtheta02))
```

```
ergtheta1<-erg.mean(theta[index,2])
ergtheta12<-erg.mean(theta[index2,2])
ylims1<-range(c(ergtheta1,ergtheta12))

step<-10; index3<-seq(1,iter,step); index4<-seq(burnin+1,iter,step)

plot(index3,ergtheta0[index3],type='l',ylab='Values of mu',
     xlab='Iterations',main='(c) Ergodic Mean Plot of mu', ylim=ylims0)
lines(index4,ergtheta02[index4-burnin],col=2,lty=2)

plot(index3,ergtheta1[index3],type='l',ylab='Values of sigma',
     xlab='Iterations',main='(d) Ergodic Mean Plot of sigma',ylim=ylims1)
lines(index4,ergtheta12[index4-burnin],col=2,lty=2)

acf(theta[index2,1],main='Autocorrelations Plot for mu')
acf(theta[index2,2],main='Autocorrelations Plot for sigma')
```

P$_{229}$, 第 9 行至 14 行中：将 R 代码

```
y<-wais$senility; x<-wais$wais; n<-length(y) positive<- y==1
Iterations<-55000 mu.beta<-c(0,0); s.beta<-c(100,100) beta <-
matrix(nrow=Iterations, ncol=2) acc.prob <- 0 current.beta<-c(0,0);
u<-numeric(n) for (t in 1:Iterations){
  eta<-current.beta[1]+current.beta[2]*x
    U<-exp(y*eta)/(1+exp(eta))
```

修改为

```
y<-wais$senility; x<-wais$wais; n<-length(y); positive<- y==1
Iterations<-55000; mu.beta<-c(0,0); s.beta<-c(100,100)
beta<-matrix(nrow=Iterations, ncol=2); acc.prob<-0
current.beta<-c(0,0); u<-numeric(n)
for(t in 1:Iterations){
  eta<-current.beta[1]+current.beta[2]*x
  U<-exp(y*eta)/(1+exp(eta))
```

P$_{229}$, -7 行至 -6 行中：将 R 代码

```
   beta[t,]<-current.beta
} apply(beta[-(1:15000),],2,mean) apply(beta[-(1:15000),],2,sd)
```

修改为

```
  beta[t,]<-current.beta
}
apply(beta[-(1:15000),],2,mean)
apply(beta[-(1:15000),],2,sd)
```

P$_{229}$, -4 行至 -1 行中：将 R 代码

```
par( mfrow=c(3,2), xaxs="r", yaxs="r", bty="l" , cex=0.8)
iter<-55000 burnin<-15000 index<-seq(1,iter,50)
index2<-(burnin+1):iter

plot(index, beta[index,1], type="l", ylab="Values of beta0",
```

修改为

```
par(mfrow=c(3,2),xaxs='r',yaxs='r',bty='l',cex=0.8)
iter<-55000
burnin<-15000
index<-seq(1,iter,50)
index2<-(burnin+1):iter

plot(index,beta[index,1],type='l',ylab='Values of beta0',
```

P_{230}, 第 4 行至 21 行中：将 R 代码

```
iter<-55000 burnin<-15000 index<-seq(1,iter,1)
index2<-(burnin+1):iter

ergbeta0<-erg.mean( beta[index,1] ) ergbeta02<-erg.mean(
beta[index2,1] ) ylims0<-range( c(ergbeta0,ergbeta02) )

ergbeta1<-erg.mean( beta[index,2] ) ergbeta12<-erg.mean(
beta[index2,2] ) ylims1<-range( c(ergbeta1,ergbeta12))

step<-50 index3<-seq(1,iter,step) index4<-seq(burnin+1,iter,step)

plot(index3 , ergbeta0[index3], type="l", ylab="Values of beta0",
  xlab="Iterations", main="(c) Ergodic Mean Plot of beta0", ylim=ylims0)
lines(index4, ergbeta02[index4-burnin], col=2, lty=2)

plot(index3, ergbeta1[index3], type="l", ylab="Values of beta1",
  xlab="Iterations", main="(d) Ergodic Mean Plot of beta1", ylim=ylims1)
lines(index4, ergbeta12[index4-burnin], col=2, lty=2)

lag.to.print<-900 acf1<-acf(beta[index2,1], main="Autocorrelations
       Plot for beta0",             lag.max=lag.to.print, plot=FALSE)
acf2<-acf(beta[index2,2], main="Autocorrelations Plot for beta1",
lag.max=lag.to.print, plot=FALSE)

acf.index<-seq(1,lag.to.print,20)
```

修改为

```
iter<-55000; burnin<-15000; index<-seq(1,iter,1)
index2<-(burnin+1):iter

ergbeta0<-erg.mean(beta[index,1])
ergbeta02<-erg.mean(beta[index2,1])
ylims0<-range(c(ergbeta0,ergbeta02))

ergbeta1<-erg.mean(beta[index,2])
ergbeta12<-erg.mean(beta[index2,2])
ylims1<-range(c(ergbeta1,ergbeta12))

step<-50; index3<-seq(1,iter,step); index4<-seq(burnin+1,iter,step)

plot(index3,ergbeta0[index3],type='l',ylab='Values of beta0',
     xlab='Iterations', main='(c) Ergodic Mean Plot of beta0',ylim=ylims0)
lines(index4,ergbeta02[index4-burnin],col=2,lty=2)

plot(index3,ergbeta1[index3],type='l',ylab='Values of beta1',
     xlab='Iterations',main='(d) Ergodic Mean Plot of beta1',ylim=ylims1)
lines(index4,ergbeta12[index4-burnin],col=2,lty=2)

lag.to.print<-900;
acf1<-acf(beta[index2,1],main='Autocorrelations Plot for beta0',
```

```
          lag.max=lag.to.print, plot=FALSE)
acf2<-acf(beta[index2,2],main='Autocorrelations Plot for beta1',
          lag.max=lag.to.print,plot=FALSE)

acf.index<-seq(1,lag.to.print,20)
```

$\mathbf{P_{234}}$, 第 15 行至 17 行中：将 R 代码

```
    post1<-dgamma(lambda,alpha,beta)*lik1
post2<-dgamma(lambda,alpha,beta)*dgamma(kkappa,alpha.kappa,beta.kappa)*lik2
    ratio<-post2/post1*mu*exp(u)/dnorm(u,sd=sigma)
```

修改为

```
post1<-dgamma(lambda,alpha,beta)*lik1
post2<-dgamma(lambda,alpha,beta)*
       dgamma(kkappa,alpha.kappa,beta.kappa)*lik2
ratio<-post2/post1*mu*exp(u)/dnorm(u,sd=sigma)
```

$\mathbf{P_{234}}$, -14 行至 -12 行中：将 R 代码

```
    post1<-dgamma(theta,alpha,beta)*lik1
post2<-dgamma(theta,alpha,beta)*dgamma(kkappa,alpha.kappa,beta.kappa)*lik2
    ratio<-post1/post2*dnorm(log(kkappa/mu),sd=sigma)/kkappa
```

修改为

```
post1<-dgamma(theta,alpha,beta)*lik1
post2<-dgamma(theta,alpha,beta)*
       dgamma(kkappa,alpha.kappa,beta.kappa)*lik2
ratio<-post1/post2*dnorm(log(kkappa/mu),sd=sigma)/kkappa
```

$\mathbf{P_{237}}$, 第 14 行至 16 行中：将 R 代码

```
> a
    [,1] [,2] [,3] [,4]
[1,]  1    4    7   10  [2,]   2   5   8   11  [3,]  3  6  9  12
```

修改为

```
> a
      [,1] [,2] [,3] [,4]
 [1,]   1    4    7   10
 [2,]   2    5    8   11
 [3,]   3    6    9   12
```

$\mathbf{P_{237}}$, 第 18 行至 20 行中：将 R 代码

```
> a
     [,1][,2][,3][,4]
[1,]   1   2   3   4  [2,]  5  6  7  8  [3,]  9  10  11  12
```

修改为

```
> a
     [,1] [,2] [,3] [,4]
[1,]  1    2    3    4
[2,]  5    6    7    8
[3,]  9   10   11   12
```

$\mathbf{P_{237}}$, -7 行至 -2 行中：将 R 代码

```
v1[]    v2[]   v3[]   v4[]  v5[]
val11  val112 val113 val14  val15
val21  val122 val123 val24  val25
val31  val132 val133 val34  val35
val41  val142 val143 val44  val45
END
```

修改为

```
 v1[]    v2[]   v3[]   v4[]   v5[]
val11   val12  val13  val14  val15
val21   val22  val23  val24  val25
val31   val32  val33  val34  val35
val41   val42  val43  val44  val45
END
```

$\mathbf{P_{240}}$, 第 1 行至 9 行中：将 R 代码

```
model { for( i in 1 : n ) {
     y[i] dpois(mu[i])
     log(mu[i]) <- b[1] + step(i - k) * b[2]
     }
for (j in 1:2) {
     b[j] dnorm( 0.0,1.0E-6)
      }
     k dunif(1,n)
}
```

修改为

```
model { for( i in 1 : n ) {
     y[i]~dpois(mu[i])
     log(mu[i]) <- b[1] + step(i - k) * b[2]
     }
for (j in 1:2) {
     b[j]~dnorm( 0.0,1.0E-6)
      }
     k~dunif(1,n)
}
```

$\mathbf{P_{241}}$, 第 8 行至 16 行中：将 R 代码

```
> library("R2WinBUGS")
> n=112
> y=c(4,5,4,1,0,4,3,4,0,6,
+ 3,3,4,0,2,6,3,3,5,4,5,3,1,4,4,1,5,5,3,4,2,5,2,2,3,4,2,1,3,2,
+ 1,1,1,1,1,3,0,0,1,0,1,1,0,0,3,1,0,3,2,2,
+ 0,1,1,1,0,1,0,1,0,0,0,2,1,0,0,0,1,1,0,2,
+ 2,3,1,1,2,1,1,1,1,2,4,2,0,0,0,1,4,0,0,0,
+ 1,0,0,0,0,0,1,0,0,1,0,0)
> data=list("n","y")
```

```
> parameters <- c("k","b")
> inits = function() {list(b=c(0,0),k=50)}
> coal.sim <- bugs(data, inits, parameters,
+ "coal.bug", n.chains=3,
n.iter=10000,bugs.directory="C:/WinBUGS14")
> attach.bugs(coal.sim)
> print(coal.sim)
> plot(coal.sim)
> par(mfrow=c(2,1))
> plot(density(b[,1]),xlab="beta1")
> plot(density(b[,2]),xlab="beta2")
```

修改为

```
library("R2WinBUGS")
n=112
y=c(4, 5, 4, 1, 0, 4, 3, 4, 0, 6, 3, 3, 4, 0, 2, 6, 3, 3, 5, 4,
    5, 3, 1, 4, 4, 1, 5, 5, 3, 4, 2, 5, 2, 2, 3, 4, 2, 1, 3, 2,
    1, 1, 1, 1, 1, 3, 0, 0, 1, 0, 1, 1, 0, 0, 3, 1, 0, 3, 2, 2,
    0, 1, 1, 1, 0, 1, 0, 1, 0, 0, 0, 2, 1, 0, 0, 0, 1, 1, 0, 2,
    2, 3, 1, 1, 2, 1, 1, 1, 1, 2, 4, 2, 0, 0, 0, 1, 4, 0, 0, 0,
    1, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 1, 0, 0)
data=list("n","y")
parameters<-c("k","b")
inits=function(){list(b=c(0,0),k=50)}
coal.sim<-bugs(data,inits,parameters,"coal.bug",n.chains=3,
     n.iter=10000,bugs.directory="C:/WinBUGS14")
attach.bugs(coal.sim)
print(coal.sim)
plot(coal.sim)
par(mfrow=c(2,1))
plot(density(b[,1]),xlab="beta1")
plot(density(b[,2]),xlab="beta2")
```

P$_{\mathbf{241}}$, -3 行至 -1 行中：将 R 代码

```
write.model(coal,"coal.bug")
coal.sim <- bugs (data, inits, parameters,
 "coal.bug", n.chains=3, n.iter=10000,bugs.directory="C:/WinBUGS14")
```

修改为

```
write.model(coal,"coal.bug")
coal.sim<-bugs(data,inits,parameters,"coal.bug",
          n.chains=3, n.iter=10000,bugs.directory="C:/WinBUGS14")
```

P$_{\mathbf{242}}$, -9 行中： $\begin{cases} \text{误：} & f(x|\alpha,\eta) \propto \alpha\eta x^{\alpha-1}e^{-\eta^{\alpha}}\ (0<x<\infty), \\ \text{正：} & f(x|\alpha,\eta) \propto \alpha\eta x^{\alpha-1}e^{-\eta x^{\alpha}}\ (0<x<\infty), \end{cases}$

P$_{\mathbf{243}}$, -4 行中： $\begin{cases} \text{误：} & \text{使用均匀分布 } U(0,1) \text{ 作为提议分布,} \\ \text{正：} & \text{使用正态分布 } N(0,1) \text{ 作为提议分布,} \end{cases}$

第七章

P_{267}, 第 7 行中：
- 误： Bayes 因子、 BIC 准则、 PBIC 准则和 DIC 准则等.
- 正： Bayes 因子、 BIC 准则、 BPIC 准则和 DIC 准则等.

P_{269}, 第 2 行中：
- 误： 假设我们感兴趣的是从候选模型 $M_0, M_1, \ldots, M_r$ 中选择
- 正： 假设我们感兴趣的是从候选模型 $M_1, \ldots, M_r$ 中选择

P_{271}, -9 行中：
- 误： λ 的先验分布为 $\Gamma(10,10)$ ，这个先验和 M_1 的均值相同，但是反映了很强的认识认为 λ 的方差比 M_1 的大很多.
- 正： λ 的先验分布为 $\Gamma(1,1)$ ，这个先验和 M_1 的均值相同，但是反映了较强的认识认为 λ 的方差比 M_1 的大.

P_{271}, -7 行中：
- 误： 在被调查的 8 个司机中有 6 个人没有出过事故，
- 正： 在被调查的 8 个司机中有 3 个人没有出过事故，

P_{272}, 第 2 行中：
- 误： $P(\boldsymbol{x}_n) = \frac{f(\boldsymbol{x}_n|\lambda)\pi(\lambda|\alpha,\beta)}{\pi(\lambda|\boldsymbol{x}_n)}$
- 正： $P(\boldsymbol{x}_n|M) = \frac{f(\boldsymbol{x}_n|\lambda)\pi(\lambda|\alpha,\beta)}{\pi(\lambda|\boldsymbol{x}_n)}$

P_{272}, 在第 4 行后增加第 5 行，内容为“此处模型 M 的先验分布为 $\Gamma(\alpha, \beta)$. ”

P_{272}, 原第 5-6 行中：
- 误： 分别有 $P(\mathbf{x}_n|M_1) = 0.000015$ 和 $P(\mathbf{x}_n|M_2) = 0.000012$,
- 正： 分别有 $P(\mathbf{x}_n|M_1) = 0.000027$ 和 $P(\mathbf{x}_n|M_2) = 0.000045$,

P_{272}, 原第 7 行中：
- 误： $BF_{12} = \frac{P(\mathbf{X}_n|M_1)}{P(\mathbf{X}_n|M_2)} = \frac{0.000015}{0.000012} = 1.25.$
- 正： $BF_{12} = \frac{P(\mathbf{X}_n|M_1)}{P(\mathbf{X}_n|M_2)} = \frac{0.000027}{0.000045} = 0.6\,.$

P_{272}, 第 8-9 行中：
- 误： 这意味着模型 M_1 为模型 M_2 可能性的 1.25 倍．根据 Jeffreys 对 Bayes 因子的解释，表明在当前样本下勉强支持模型 M_1.
- 正： 这意味着模型 M_1 为模型 M_2 可能性的 0.6 倍．根据 Jeffreys 对 Bayes 因子的解释，表明在当前样本下否定模型 M_1.

P_{282}, 第 2 行中：
- 误： 边际密度的估计量为 (Newton and Raftery, 1994)
- 正： 边际密度的估计量为 NR 估计量 (Newton and Raftery, 1994) ，即

P_{282}, -1 行中：
- 误： criterion, BFIC) 和偏差信息准则 (Deviance Information Criterion).
- 正： criterion, BPIC) 和偏差信息准则 (Deviance Information Criterion, DIC).

第八章

P_{289}, -6 行中：
- 误： 当代杰出的统计学家 Neymann 曾对 EB 方法给予高度评价，
- 正： 当代杰出的统计学家 Neyman 曾对 EB 方法给予高度评价，

P_{289}, -5 和 -4 行中： $\begin{cases} \text{误：} & \text{EB 方法没有达到如 Neymann 那样评价的高度.} \\ \text{正：} & \text{EB 方法没有达到如 Neyman 那样评价的高度.} \end{cases}$

P_{296}, -5 行中： $\begin{cases} \text{误：} & F_n(x) = \frac{1}{n}\sum\limits_{i=1}^{n} I_{[X_i,\infty]}(X). \\ \text{正：} & F_n(x) = \frac{1}{n}\sum\limits_{i=1}^{n} I_{[X_i,\infty]}(x). \end{cases}$