《贝叶斯分析》勘误表 (2019.12)

(适用于第一版第三次印刷)

第一章

P_9, -2 至 -1 行中：
- 误： 在考虑统计推断时，除了利用样本信息外，
- 正： 在考虑统计推断时，除了利用抽样信息外，

P_{10}, 第 10 行中：
- 误： 先验分布 $\pi(\theta)$ 是在抽取样本 X 之前对参数 θ 可能取值的认识.
- 正： 先验分布 $\pi(\theta)$ 是在抽取样本 X 之前对参数 θ 的认识.

第二章

P_{33}, -3 至 -2 行中：
- 误： 是人们根据经验对事件发生机会的个人信念的强弱.
- 正： 是人们根据经验对事件发生机会的个人信念.

P_{35}, 第 12 行中：
- 误： (3) 绘制直方图，纵坐标为主观概率或频率与区间长之比；
- 正： (3) 绘制直方图，纵坐标为主观概率或频率与小区间长之比；

P_{35}, -8 至 -7 行中：
- 误： 记录了 102 个周的销售量，每周销售最多 35 kg, 最少 5 kg, 数据见表 2.2.1 .
- 正： 记录了 102 个周的销售量，每周销售最多 35 kg, 数据见表 2.2.1 .

P_{40}, -12 行中：
- 误： $\hat{\mu}=\sum_{i=1}^{8} x_i p_i = 2.198$
- 正： $\hat{\mu}=\sum_{i=1}^{8} x_i p_i = 2.199$,

P_{40}, -9 行表 2.2.2 中：
- 误： 2
- 正： 2.00

  注：将表 2.2.2 左侧栏目第二行中的数字 2 改为 2.00, 以便与同侧栏目中其他各行一样保留小数点后 2 位

P_{41}, 第 1 行中：
- 误： $\hat{\sigma}^2=\sum_{i=1}^{8} x_i^2 p_i - \hat{\mu}^2 = 4.838 - 2.198^2 = 0.0824^2$,
- 正： $\hat{\sigma}^2=\sum_{i=1}^{8} x_i^2 p_i - \hat{\mu}^2 = 4.843 - 2.199^2 = 0.086^2$,

P_{53}, 第 7-8 行中：
- 误： 设 $\mathbf{X}=(X_1,\cdots,X_n)$ 是从自总体 $f(x|\theta)$ 中抽取的简单样本.
- 正： 设 $\mathbf{X}=(X_1,\cdots,X_n)$ 是从自总体 $f(x|\boldsymbol{\theta})$ 中抽取的简单样本.

  注：将 θ 改为黑体的 $\boldsymbol{\theta}$

P_{53}, 第 8-9 行中：
- 误：Jeffreys 用费希尔信息阵行列式的平方根作为 θ 的无信息先验，
- 正：Jeffreys 用费希尔信息阵行列式的平方根作为 $\boldsymbol{\theta}$ 的无信息先验，
  注：将 θ 改为黑体的 $\boldsymbol{\theta}$

P_{63}, -2 至 -1 行中：
- 误：仍想使用贝叶斯方法的情况，故引入了无信息先验分布.
- 正：仍想使用贝叶斯方法，引入了无信息先验分布.

P_{66}, 第 6 行中：
- 误：$I_{\pi(\boldsymbol{\theta})}(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{x}^{(k)}) = \int_\Theta \pi(\boldsymbol{\theta}) \ln \frac{f_k(\boldsymbol{\theta})}{\pi(\boldsymbol{\theta}} d\boldsymbol{\theta}$
- 正：$I_{\pi(\boldsymbol{\theta})}(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{x}^{(k)}) = \int_\Theta \pi(\boldsymbol{\theta}) \ln \frac{f_k(\boldsymbol{\theta})}{\pi(\boldsymbol{\theta})} d\boldsymbol{\theta}$

P_{77}, -3 至 -2 行 (题 7) 中：
- 误：如 $\theta_1, \cdots, \theta_n$ 是来自伽玛分布 $\Gamma(r, \lambda)$ 的样本，
- 正：如 $\theta_1, \cdots, \theta_n$ 是相互独立来自伽玛分布 $\Gamma(r, \lambda)$ 的样本，

P_{77}, -1 行 (题 8) 中：
- 误：在上题中，设 $n = 3,\ x_1 = 3,\ x_2 = 0,\ x_3 = 5$, 找出 $ML-II$ 先验.
- 正：在上题中，设 $n = 3,\ x_1 = 3,\ x_2 = 0,\ x_3 = 5,\ r = 4$, 找出 $ML-II$ 先验.

P_{78}, 第 2 行 (题 9) 中：
- 误：$\hat{\lambda} = \frac{S^2 - \bar{x}}{\bar{x}} \quad (0 < \bar{x} < S^2).$
- 正：$\hat{\lambda} = \frac{\bar{x}}{S^2 - \bar{x}} \quad (0 < \bar{x} < S^2).$
  注: 将 $\hat{\lambda}$ 表达式的分子和分母颠倒一下

第三章

P_{82}, 第 7 行中：
- 误：$\pi(\theta|x) \propto l(\theta|x)\pi(\theta).$
- 正：$\pi(\theta|x) \propto l(\theta|x)\pi(\theta) \propto \{l(\theta|x)$ 之核$\} \cdot \{\pi(\theta)$ 之核$\}$.

P_{82}, 第 9-11 行中：
- 误：将式 (3.1.2) 右边添加一个与 θ 无关 (但可与 x 有关) 的正则化常数因子 $c(x)$, 使得 $\int_\Theta c(x)l(\theta|x)\pi(\theta)d\theta = 1$, 则 $\pi(\theta|x) = c(x)l(\theta|x)\pi(\theta)$ 就是 θ 的后验概率密度函数.
- 正：将 (3.1.2) 式右边添加一个与 θ 无关 (但可与 x 有关) 的正则化常数因子 $c(x)$, 使得
  $$\pi(\theta|x) = c(x) \cdot \{l(\theta|x)\text{之核}\} \cdot \{\pi(\theta)\text{之核}\}$$
  就是 θ 的后验概率密度函数.

P_{90}, 第 6-7 行中：
- 误：$\pi(\theta|\boldsymbol{x}) = \frac{\Gamma(n+k/2)}{\Gamma(x_1+1/2)\cdots\Gamma(x_k+1/2)} \theta_1^{x_1-1/2} \cdots \theta_k^{x_k-1/2}$,
  这是一个狄利克雷 (Dirichlet) 分布 $D(x_1 + 1/2, \cdots, x_k + 1/2)$.
- 正：$\pi(\theta|\boldsymbol{x}) = \frac{\Gamma(n+k/2)}{\Gamma(x_1+1/2)\cdots\Gamma(x_k+1/2)} \theta_1^{x_1-1/2} \cdots \theta_k^{x_k-1/2}$,
  其中 $\theta_i \geq 0,\ i = 1, \cdots, k,\quad \sum_{i=1}^{k} \theta_i = 1$. 这是一个狄利克雷 (Dirichlet) 分布
  $D(x_1 + 1/2, \cdots, x_k + 1/2)$.

P_{94}, 第 4 行中：
误： **3.** μ 和 σ^2 皆未知的情形
正： **3.** 当 θ 和 σ^2 皆未知的情形

P_{99}, -3 行中：
误： 用使后验密度 $\pi(\theta|x)$ 达到最大时 θ 的值作为 θ 的估计量,
正： 用使后验密度 $\pi(\theta|\boldsymbol{x})$ 达到最大时 θ 的值作为 θ 的估计量,
注：将 x 改为黑体的 $\boldsymbol{x}$

P_{100}, 第 4 行 (注 3.4.1) 中：
误： 一般场合下，这三种估计是不同的，但当后验密度对称时,
正： 一般场合下，这三种估计是不同的，但当后验密度为单峰对称时,

P_{100}, 第 11 行中：
误： 由于后验分布 $N(\mu_n(\boldsymbol{x}), \eta_n^2)$ 为对称分布,
正： 由于后验分布 $N(\mu_n(\boldsymbol{x}), \eta_n^2)$ 为单峰对称分布,

P_{108}, -7 行 (定义 3.5.1) 中：
误： 设参数 θ 的后验分布为 $\pi(\theta|\bar{x})$,
正： 设参数 θ 的后验分布为 $\pi(\theta|x)$,

P_{112}, -11 行中：
误： 则 $2(t+\beta)\theta^{-1} \sim \chi^2_{2(r+\alpha)}$,
正： 则 $2(t+\beta)\theta^{-1}\big|t \sim \chi^2_{2(r+\alpha)}$,

P_{113}, 第 12 行中：
误： 等尾可信区间在实际中常被用，其计算方便，但不是最好的,
正： 等尾可信区间在实际中常被用，其计算方便，但不一定是最好的,

P_{115}, 第 2 行中：
误： 取先验 $\pi(\theta) \equiv 1 \ (\theta \in \mathbb{R})$,
正： 取先验 $\pi(\theta) \equiv 1 \ (\theta > 0)$,

P_{115}, 第 6 行中：
误：
$$\pi(\theta|\boldsymbol{x}) = \frac{\prod_{i=1}^{n}[1+(x_i-\theta)^2]^{-1}}{\int_0^{\infty}\prod_{i=1}^{n}[1+(x_i-\theta)^2]^{-1}d\theta}.$$
正：
$$\pi(\theta|\boldsymbol{x}) = \frac{\prod_{i=1}^{n}[1+(x_i-\theta)^2]^{-1}}{\int_0^{\infty}\prod_{i=1}^{n}[1+(x_i-\theta)^2]^{-1}d\theta}, \quad \theta > 0.$$

P_{117}, -10 行中：
误： 其中 Θ_0 和 Θ_1 是参数空间 Θ 的两个真子集,
正： 其中 Θ_0 和 Θ_1 是参数空间 Θ 的两个非空真子集,

P_{117}, -9 行中：
误： (2) 选择检验统计 $T(\mathbf{X})$,
正： (2) 选择检验统计量 $T(\mathbf{X})$,

P_{119}, 第 11 行中： $\begin{cases} \text{误：} & H_0:\Theta_0=\{\theta_0\}\longleftrightarrow H_1:\Theta_1=\{\theta_1\}. \\ \text{正：} & H_0:\ \theta\in\Theta_0=\{\theta_0\}\longleftrightarrow H_1:\ \theta\in\Theta_1=\{\theta_1\}. \end{cases}$

P_{121}, -8 行中：
- 误： 在这一情形下说仅仅由数据来决定上述比值就是合理的了.
- 正： 在这一情形下才可以说仅仅由数据来决定上述比值是合理的了.

P_{126}, -1 行中：
- 误： 设在 $(-\infty,1/2)\bigcup(1/2,\infty)$ 上的密度 $g_1(\theta)$ 为 (0,1) 上的均匀分布 $U(0,1)$.
- 正： 设在 $(0,1/2)\bigcup(1/2,1)$ 上的密度 $g_1(\theta)$ 为 (0,1) 上的均匀分布密度函数.

P_{127}, -4 行中：
- 误： 其中 $\Theta_1\cup\Theta_2\cup\cdots\cup\Theta_k=\Theta$, 每个 Θ_i 为 Θ 的真子集.
- 正： 其中 $\Theta_1\cup\Theta_2\cup\cdots\cup\Theta_k=\Theta$, 每个 Θ_i 为 Θ 的非空真子集.

P_{129}, -5 行中： $\begin{cases} \text{误：} & f(\theta|x)=P(X=x|\theta)=\binom{n}{x}\theta^x(1-\theta)^{n-x} \quad (x=0,1,\cdots,n). \\ \text{正：} & f(x|\theta)=P(X=x|\theta)=\binom{n}{x}\theta^x(1-\theta)^{n-x} \quad (x=0,1,\cdots,n). \end{cases}$

P_{130}, 第 11 行中： $\begin{cases} \text{误：} & p(5|3)=0.02128. \\ \text{正：} & p(5|3)=0.01282. \end{cases}$

P_{136}, 第 7-8 行 (习题 21) 中：
- 误： 求 θ 的广义极大似然估计和后验均值估计，以及它们各自的后验方差.
- 正： 求 θ 的后验众数估计和后验期望估计，以及它们的后验均方误差或后验方差.

P_{136}, 第 13 行中：
- 误： 设 $\mathbf{X}=(X_1,\cdots,X_r)$ 服从多项分布 $M(r,\boldsymbol{\theta})$,
- 正： 设 $\mathbf{X}=(X_1,\cdots,X_r)$ 服从多项分布 $M(N,\boldsymbol{\theta})$,

P_{137}, -3 至 -1 行 (题 38) 中：
- 误： 求检验问题
  $H_0:\ 0\le\theta\le15\leftrightarrow H_1:\ \theta>15$
  的每个假设的后验概率、后验概率比和贝叶斯因子，并对此检验作出结论.
- 正： 求多重检验问题
  $H_1:\ 0<\theta\le15,\quad H_2:\ 15<\theta\le30,\quad H_3:\ \theta>30.$

P_{137} 最后一行后增加 2 个习题，即题 39 和题 40 ：

39. 中超联赛中某足球队在当年已进行过的 12 场比赛中获胜了 5 场，设 θ 表示此球队在一场比赛中获胜的概率，假定 θ 的先验为 (0,1) 区间上的无信息先验 $U(0,1)$, 对此足球队在当年剩下的 8 场比赛获胜的次数作出预测.

40. (续例 3.7.2) 若两架天平称重的方差相同，皆为 0.25. 设第一架天平称一颗钻石 10 次，重量分别为 9.45, 10.62, 9.40, 10.12, 9.85, 10.92, 10.93, 9.85, 9.81, 10.28 (单位：克). 令 θ 表示钻石的真实重量，根据这颗钻石的历史资料可假定 $\theta\sim N(10,1)$, 试求用第二架天平称此颗钻石重量 Z 的预测值和可信系数为 95% 的预测区间.

第四章

P_{140}, -3 行中：$\begin{cases} \text{误：} & \text{我们将证明：由式 (4.2.1) 定义的后验风险最小准则下} \\ \text{正：} & \text{我们将证明：由式 (4.2.2) 定义的后验风险最小准则下} \end{cases}$

P_{141}, 第 1 行中：$\begin{cases} \text{误：} & \textbf{定理 4.2.1}\ \text{设存在非随机化决策函数}\ \delta_\pi(x)\ \text{，} \\ \text{正：} & \textbf{定理 4.2.1}\ \text{设存在决策函数}\ \delta_\pi(x)\ \text{，} \end{cases}$

P_{141}, 第 4 行中：$\begin{cases} \text{误：} & \textbf{证}\ \text{设}\ \delta(x)\ \text{为任一非随机化决策函数,} \\ \text{正：} & \textbf{证}\ \text{设}\ \delta(x)\ \text{为任一决策函数,} \end{cases}$

P_{142}, -10 至 -9 行中：$\begin{cases} \text{误：} & \text{若先验分布}\ \pi(\theta)\ \text{为}\ N(\mu,\tau^2)\text{, 求平方损失下}\ \theta\ \text{的贝叶斯估计.} \\ \text{正：} & \text{若先验分布}\ \pi(\theta)\ \text{为}\ N(\mu,\tau^2)\text{,}\ \mu\ \text{和}\ \tau^2\ \text{已知，求平方损失下}\ \theta \\ & \text{的贝叶斯估计.} \end{cases}$

P_{142}, -4 行中：$\begin{cases} \text{误：} & \textbf{例 4.3.2}\ \text{设}\ X\sim\ P(\theta)\text{, 即} \\ \text{正：} & \textbf{例 4.3.2}\ \text{设}\ X\sim\text{泊松分布}\ P(\theta)\text{, 即} \end{cases}$

P_{151}, 第 1 行中：$\begin{cases} \text{误：} & \text{由例 3.3.1 已知}\ \pi(\theta|\boldsymbol{x})\ \text{为}\ N(\mu_n(\bar{x}),\eta_n^2)\text{, 其中} \\ \text{正：} & \text{由例 3.3.1 已知}\ \pi(\theta|\bar{x})\ \text{为}\ N(\mu_n(\bar{x}),\eta_n^2)\text{, 其中} \end{cases}$

P_{151}, 第 5 行和第 9 行中：$\begin{cases} \text{误：} & P(\Theta_1|\boldsymbol{x}) = \\ \text{正：} & P(\Theta_1|\bar{x}) = \end{cases}$

P_{151}, 第 2, 5, 7, 9, 11, 13 行中（共 7 处），将 "$\mu_n(\boldsymbol{x})$" 改为 "$\mu_n(\bar{x})$"

$$P_{152}\text{, -3 至 -1 行中：}\begin{cases} \text{误：} & L(\theta,a_2) = \begin{cases} 90-\theta, & \theta<90, \\ 0, & 90\leqslant\theta\leqslant110, \\ \theta-110, & (\theta>110), \end{cases} \\ \\ \text{正：} & L(\theta,a_2) = \begin{cases} 90-\theta, & \theta<90, \\ 0, & 90\leqslant\theta\leqslant110, \\ \theta-110, & \theta>110, \end{cases} \\ \\ & \textbf{注：}\ \text{将最后一行中的括号去掉} \end{cases}$$

P_{154}, 第 4 行中：$\begin{cases} \text{误：} & = m_1\big[d_2(\boldsymbol{x})-d_1(\boldsymbol{x})\big]+m_2P\big(\theta\notin C(\boldsymbol{x})\big). \\ \text{正：} & = m_1\big[d_2(\boldsymbol{x})-d_1(\boldsymbol{x})\big]+m_2P\big(\theta\notin C(\boldsymbol{x})\big|\,\boldsymbol{x}\big). \end{cases}$

$$P_{160}\text{, -1 行中：}\begin{cases} \text{误：} & \{N(\theta,\sigma^2):\ \sigma^2\ \text{已知},\ -\infty<\theta<\infty\}, \\ \text{正：} & \{N(a,\sigma^2):\ \sigma^2\ \text{已知},\ -\infty<a<\infty\}, \\ & \textbf{注}\text{: 此处及以下}\ P_{161}\ \text{中几处所列勘误，皆是将}\ \theta\ \text{改为}\ a \end{cases}$$

P_{161}, 第 2 行中：
- 误： $Y_i \; iid \sim \{N(\theta+c,\sigma^2):\ \sigma^2$ 已知$, -\infty<\theta<\infty, -\infty<c<\infty\}$.
- 正： $Y_i \; iid \sim \{N(a+c,\sigma^2):\ \sigma^2$ 已知$, -\infty<a<\infty, -\infty<c<\infty\}$.

P_{161}, 第 4-5 行中：
- 误： $\theta \to \eta$ (即 $\eta=\theta+c$)
- 正： $a \to \eta$ (即 $\eta=a+c$)

P_{161}, 第 7-8 行中：
- 误： $\theta \to \eta$, 引进行动空间 $\mathscr{D}$ 上的变换 $d \to d^*$, 使得 $L(d^*,\eta)=L(d,\theta)$.
- 正： $a \to \eta$, 引进行动空间 $\mathscr{D}$ 上的变换 $d \to d^*$, 使得 $L(d^*,\eta)=L(d,a)$.

P_{161}, 第 9-10 行中：
- 误： 诱导参数空间上的变换 $\eta=\theta+c$,
- 正： 诱导参数空间上的变换 $\eta=a+c$,

P_{161}, 第 10-11 中：
- 误： 则对平方损失函数 $L(\theta,d)=(\theta-d)^2$ 条件 $L(d,\theta)=L(d^*,\eta)$ 成立.
- 正： 则对平方损失函数 $L(a,d)=(a-d)^2$ 条件 $L(d,a)=L(d^*,\eta)$ 成立.

P_{172}, 第 11 行中：
- 误： $\mu^\pi(x)=E^{\pi(\theta|x)}[\,\theta\,]=\lambda(x)\mu_0^\pi(x)+(1-\lambda(x))\mu^q(x)$.
- 正： $\mu^\pi(x)=E^{\pi(\theta|x)}[\,\theta\,]=\lambda(x)\mu^{\pi_0}(x)+(1-\lambda(x))\mu^q(x)$.

P_{181}, 第 6-7 行中：
- 误： 假如未知参数 θ 的先验分布为指数分布 $Exp\{\theta\}$.
- 正： 假如未知参数 θ 的先验分布为指数分布 $Exp\{\lambda\}$.

P_{182}, 第 4 行中：
- 误： 易知 $E(X|\theta)=r\theta,\ D(X|\theta)=r\theta(1-\theta)$.
- 正： 易知 $E(X|\theta)=r\theta,\ D(X|\theta)=r\theta(1+\theta)$.

P_{186}, 第 1-2 行中：
- 误： 设先验分布如 10(2) 题所述，在平方损失函数 $L(\theta,d)=(\theta-d)^2$ 下，求 θ 的贝叶斯估计和 Minimax 估计.
- 正： 设先验分布和损失函数如 10(1) 题所述，证明 θ 的贝叶斯估计也是 Minimax 估计.

第五章

P_{189}, -3 行中：
- 误： $=e^{-nh(\hat\theta)}(2\pi)^{k/2}n^{k/2}|\Delta_h(\hat\theta)|^{-1/2}\{q(\hat\theta)+O(n^{-1})\}$.
- 正： $=e^{-nh(\hat\theta)}(2\pi)^{k/2}n^{-k/2}|\Delta_h(\hat\theta)|^{-1/2}\{q(\hat\theta)+O(n^{-1})\}$.

P_{193}, -8 行中：
- 误： 统计蒙特卡洛抽样方法也是一个可选的计算方法.
- 正： 蒙特卡洛抽样方法也是一个可选的计算方法.

P_{195}, -7 至 -6 行中：
- 误： 其中 θ 服从双指数先验分布，即密度为 $\dfrac{1}{2}e^{-|\theta|/2}$,
- 正： 其中 θ 服从双指数先验分布，即密度为 $\dfrac{1}{4}e^{-|\theta|/2}$,

P_{212}, -4 行中：
- 误： $\dfrac{250!}{x_1!\cdots x_5!}p_1^{x_1}p_2^{x_2}p_3^{x_3}p_4^{x_4}p_5^{x_5}$.
- 正： $\pi(\beta|\boldsymbol{x}) \propto l\big(\boldsymbol{p}(\beta)|\boldsymbol{x}\big)\cdot\pi(\beta) \propto \left(\frac{1}{3}\right)^{x_1}\left(\frac{1-\beta}{3}\right)^{x_2}\left(\frac{1-2\beta}{3}\right)^{x_3}\left(\frac{2\beta}{3}\right)^{x_4}\left(\frac{\beta}{3}\right)^{x_5}$.

P_{216}, 第 12 行中：
- 误： 当状态空间为多维时，不整体更新 X_n,
- 正： 当状态空间为多维时，不整体更新 $\boldsymbol{X}_n$,
  注：将 X_n 改为黑体的 $\boldsymbol{X}_n$

P_{216}, -10 至 -9 行中：
- 误： $f(x_i|\boldsymbol{x}_{-i}) = f(x)/\int f(x_1,\cdots,x_k)dx_i$ 表示 X_i 对其他分量的条件密度.
- 正： $f(x_i|\boldsymbol{x}_{-i}) = f(\boldsymbol{x})/\int f(x_1,\cdots,x_k)dx_i$ 表示 X_i 对其他分量的条件密度.
  注: 将 $f(x)$ 中的 x 改为黑体 $\boldsymbol{x}$

P_{221}, 第 1 行中：
- 误： 对 $t=1,\cdots,T$:
- 正： 在 $t=0$ 时，将 (β_0,β_1) 赋初始值 $(\beta_0^{(0)},\beta_1^{(0)})$, 对 $t=1,2,\cdots,T$ 重复下列步骤：

P_{221}, 第 11 行中：
- 误： (h) 令 $\boldsymbol{\beta}^{(t)}=\boldsymbol{\beta}$.
- 正： (h) 令 $\boldsymbol{\beta}^{(t)}=\boldsymbol{\beta}$.
  (i) 增加 t, 返回到 (a).
  注：即在 P_{221} 第 11 行后增加如上的一行

P_{222}, -7 行中：
- 误： (a) 从 $f(X_j|x_{-j})$ 中产生候选点 $X_j^*(t)$.
- 正： (a) 从 $f(x_j|\boldsymbol{x}_{-j})$ 中产生候选点 $X_j^*(t)$.
  注：将 $X_j|x_{-j}$ 中的 X_j 改为小写的 x_j, 同时将其中 x_{-j} 改为黑体的 $\boldsymbol{x}_{-j}$.

P_{224}, 第 7 行中：
- 误： Gibbs 算法如下：
- 正： Gibbs 算法如下：在 $t=0$ 时初始化 $\boldsymbol{X}(0)$, 对 $t=1,2,\cdots,T$ 重复下列步骤：

P_{224}, 第 12 行中：
- 误： (5) 令 $\boldsymbol{X}(t)=(X_1^*(t),X_2^*(t))$.
- 正： (5) 令 $\boldsymbol{X}(t)=(X_1^*(t),X_2^*(t))$.
  (6) 增加 t, 返回到 (1).
  注：即在 P_{224} 第 12 行后后增加如上的一行

P_{225}, 第 10 行中：
- 误： 取先验分布为
- 正： 令 μ 和 σ^2 的先验分布独立，分别为

P_{225}, -9 行中：
- 误： 对 $t=1,\cdots,T$,
- 正： 在 $t=0$ 时，将 (μ,σ) 赋初值 $(\mu^{(0)},\sigma^{(0)})$, 对 $t=1,2,\cdots,T$ 重复下列步骤：

P_{225}, -2 行中：
- 误： (7) 令 $\sigma^2=1/\tau$ 以及 $\sigma^{(t)}=\sigma$.
- 正： (7) 令 $\sigma^2=1/\tau$ 以及 $\sigma^{(t)}=\sigma$.
  (8) 增加 t, 返回到 (1).
  注：即在 P_{225} -2 行后增加如上的一行

P_{235}, -7 至 -6 行中：
- 误：　可以访问 http://www.mrc-bsu.cam.ac.uk/bugs/ 查看详细介绍.
- 正：　可以访问 http://www.mrc-bsu.cam.ac.uk/software/bugs/ 查看详细介绍.

第七章

P_{270}, -6 行中：

误：
$$P(M_k|\boldsymbol{x}_n) = \left[\sum_{j=1}^{r} \frac{P(M_j)}{P(M_k)} BF_{jk}\right]^{-1}.$$

正：
$$P(M_k|\boldsymbol{x}_n) = \left[\sum_{j=1}^{r} \frac{P(M_j)}{P(M_k)} \cdot \frac{1}{BF_{kj}}\right]^{-1}.$$

将 P_{271}, 8-15 行 (表 7.2.1) 中

表 7.2.1 Jeffreys 对贝叶斯因子 BF_{kj} 的值所表示的模型支持强度解释

贝叶斯因子	解释
$B_{kj} < 1$	否定模型 M_k
$1 < B_{kj} < 3$	对模型 M_k 的支持证据微乎其微
$3 < B_{kj} < 10$	较强的证据支持 M_k
$10 < B_{kj} < 30$	强烈的证据支持 M_k
$30 < B_{kj} < 100$	非常强烈的证据支持 M_k
$100 < B_{kj}$	肯定支持 M_k

改为

表 7.2.1 Jeffreys 对贝叶斯因子 BF_{kj} 的值所表示的模型支持强度解释

贝叶斯因子	解释
$B_{kj} < 1$	否定模型 M_k
$1 \le B_{kj} < 3$	对模型 M_k 的支持证据微乎其微
$3 \le B_{kj} < 10$	较强的证据支持 M_k
$10 \le B_{kj} < 30$	强烈的证据支持 M_k
$30 \le B_{kj} < 100$	非常强烈的证据支持 M_k
$100 \le B_{kj}$	肯定支持 M_k

注: 表 7.2.1 中修改是将表中第一栏第 3-7 行中左侧的不等号 “$<$” 改为 小于等于号 “$\le$”

P_{276}, -6 行中：

误：
$$FBF_{kj}^{b} = \frac{\int \pi_k(\boldsymbol{\theta}_k) f_k(\boldsymbol{x}|\boldsymbol{\theta}_k) d\boldsymbol{\theta}_k}{\int \pi_j(\boldsymbol{\theta}_j) f_j(\boldsymbol{x}|\boldsymbol{\theta}_j) d\boldsymbol{\theta}_j} \cdot \frac{\int \pi_j(\boldsymbol{\theta}_j)[f_j(\boldsymbol{x}|\boldsymbol{\theta}_j)]^b d\boldsymbol{\theta}_i}{\int \pi_k(\boldsymbol{\theta}_k)[f_i(\boldsymbol{x}|\boldsymbol{\theta}_k)]^b d\boldsymbol{\theta}_k}$$

正：
$$FBF_{kj}^{b} = \frac{\int \pi_k(\boldsymbol{\theta}_k) f_k(\boldsymbol{x}|\boldsymbol{\theta}_k) d\boldsymbol{\theta}_k}{\int \pi_j(\boldsymbol{\theta}_j) f_j(\boldsymbol{x}|\boldsymbol{\theta}_j) d\boldsymbol{\theta}_j} \cdot \frac{\int \pi_j(\boldsymbol{\theta}_j)[f_j(\boldsymbol{x}|\boldsymbol{\theta}_j)]^b d\boldsymbol{\theta}_i}{\int \pi_k(\boldsymbol{\theta}_k)[f_k(\boldsymbol{x}|\boldsymbol{\theta}_k)]^b d\boldsymbol{\theta}_k}$$

P_{276}, -5 行中：
$$\begin{cases} \text{误：} & = B_{kj} \cdot \dfrac{\displaystyle\int \pi_j(\boldsymbol{\theta}_j)[f_j(\boldsymbol{x}|\boldsymbol{\theta}_j)]^b d\boldsymbol{\theta}_i}{\displaystyle\int \pi_k(\boldsymbol{\theta}_k)[f_i(\boldsymbol{x}|\boldsymbol{\theta}_k)]^b d\boldsymbol{\theta}_k}, \\ \text{正：} & = BF_{kj} \cdot \dfrac{\displaystyle\int \pi_j(\boldsymbol{\theta}_j)[f_j(\boldsymbol{x}|\boldsymbol{\theta}_j)]^b d\boldsymbol{\theta}_i}{\displaystyle\int \pi_k(\boldsymbol{\theta}_k)[f_k(\boldsymbol{x}|\boldsymbol{\theta}_k)]^b d\boldsymbol{\theta}_k}, \end{cases}$$

第八章

P_{296}, 第 2-3 行中：
- 误： 概率密度函数的核估计方法有多种,
- 正： 概率密度函数的估计方法有多种,

P_{298}, -14 行中：
$$\begin{cases} \text{误：} & f_n(x) = \dfrac{1}{nh_n}\displaystyle\sum_{i=1}^{n} K\Big(\dfrac{x-\boldsymbol{X}_i}{h_n}\Big) \\ \text{正：} & f_n(x) = \dfrac{1}{nh_n}\displaystyle\sum_{i=1}^{n} K\Big(\dfrac{x-X_i}{h_n}\Big) \end{cases}$$

注：将 $K(\cdot)$ 中的 $\boldsymbol{X}_i$ 改为非黑体的 X_i

P_{300}, -2 行中：
- 误： (1) $E[|f_n(x)-f(x)|^2] \to 0 \ (n\to\infty)$;
- 正： (1) $E|f_n(x)-f(x)|^2 \to 0 \ (n\to\infty)$;