

《数理统计》第三版第 21 次印刷勘误表 (2025.09)

前言部分

P_{xi} , -4 行中:

- $$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: 实验 22 两样本比率的检验} \\ \text{正: 实验 22 两样本比率差的检验} \end{array} \right.$$

第一章

P_{10} , -9 至 -8 行中:

- $$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: 观察不同总体下样本的分布随样本量的变化,} \\ \text{正: 观察不同总体下样本的分布随样本容量的变化,} \\ \text{注: 将“样本量”改为“样本容量”, 其余不变} \end{array} \right.$$

P_{18} , 图 1.3.1 须更新 (见附件中待更新的图文件)

P_{19} , -2 行中:

- $$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: 观察在不同样本量和抽样次数下的统计量取值分布形状.} \\ \text{正: 观察在不同样本容量和抽样次数下的统计量取值分布形状.} \\ \text{注: 将“样本量”改为“样本容量”, 其余不变} \end{array} \right.$$

P_{19} , -1 行中:

- $$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: 观察统计量的值随样本量增加与相应总体特征值之间的关系.} \\ \text{正: 观察统计量的值随样本容量增加与相应总体特征值之间的关系.} \\ \text{注: 将“样本量”改为“样本容量”, 其余不变} \end{array} \right.$$

P_{31} , -10 行中:

- $$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: } P\left(\theta = \frac{i}{n}\right) = \pi_i, \quad i = 0, 1, 2, \dots, n. \\ \text{正: } P\left(\theta = \frac{i}{n}\right) = \pi_i, \quad i = 0, 1, 2, \dots, n; \quad \sum_{i=1}^n \pi_i = 1. \end{array} \right.$$

P_{32} , 第 4-5 行 (定义 1.6.1) 中:

- $$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: 参数空间 } \Theta \text{ 上 } \theta \text{ 的任一概率分布称为先验分布 (prior distribution),} \\ \text{记为 } F^\pi(\theta), \text{ 在有密度的情形, 用 } \pi(\theta) \text{ 表示其密度函数.} \\ \text{正: 参数空间 } \Theta \text{ 上 } \theta \text{ 的任一概率分布称为先验分布 (prior distribution), 记为 } \pi(\theta) \text{ (即先验概率函数,} \\ \text{当 } \theta \text{ 为连续型 r.v. 时, 它表示其先验密度函数; 当 } \theta \text{ 为离散型 r.v. 时, 它表示其先验概率分布).} \end{array} \right.$$

P_{32} , 第 9-10 行中:

- { 误: 先验分布 $F^\pi(\theta)$ (如有密度, 以 $\pi(\theta)$ 记其密度函数) 是在抽取样本 \mathbf{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 \mathbf{X} 之前对参数 θ 可能取值的认识.
 注: 将其中的 $F^\pi(\theta)$ 改为 $\pi(\theta)$, 共 1 处

P_{32} , 第 10-11 行中:

- { 误: 后验分布 $F^\pi(\theta|\mathbf{x})$ (如有密度, 以 $\pi(\theta|\mathbf{x})$ 记其后验密度函数) 是反映人们在获取样本后对 θ 的新认识.
 正: 后验分布 $\pi(\theta|\mathbf{x})$ (即后验概率函数, 当 θ 为连续型 r.v. 时, 它表示其后验密度;
 当 θ 为离散型 r.v. 时, 它表示其后验概率分布) 是反映人们在获取样本后对 θ 的新认识.

P_{32} , 第 12-14 行中:

- { 误: 所以, 后验分布 $F^\pi(\theta|\mathbf{x})$ 可以看作是人们用总体信息和样本信息 (综合称为抽样信息) 对先验分布 $F^\pi(\theta)$ 作调整的结果.
 正: 所以, 后验分布 $\pi(\theta|\mathbf{x})$ 可以看作是人们用总体信息和样本信息 (综合称为抽样信息) 对先验分布 $\pi(\theta)$ 作调整的结果.
 注: 将其中 $F^\pi(\theta|\mathbf{x})$ 改为 $\pi(\theta|\mathbf{x})$; 将 $F^\pi(\theta)$ 改为 $\pi(\theta)$, 各 1 处

P_{42} , 第 8-9 行中:

- { 误: 以便确诊是否患有癌症.
 正: 以便确诊是否患有疾病.

P_{43} , 左侧第 1-5 行中:

- { 误: 统计总体是一个概率分布. 统计中的样本来自抽样和试验. 为了能得出客观的结论, 在获取样本的时候一定要注意到样本的代表性,
 正: 数理统计的任务是用样本去推断总体. 为了使抽取的样本能很好地反映总体的信息, 常用的也是最重要的一种抽样方式是“简单随机抽样”.

第二章

P_{54} , 第 5 行后增加下列内容:

“(3) 若 $Y \sim \Gamma(\alpha, \lambda)$, 则 $Z = 2\lambda Y \sim \chi_{2\alpha}^2$.”

P_{54} , 第 7 行中:

- { 误: (3) 设 $Z_i \sim \chi_{n_i}^2$, $i = 1, 2, \dots, k$ 且 Z_1, Z_2, \dots, Z_k 相互独立,
 正: (4) 设 $Z_i \sim \chi_{n_i}^2$, $i = 1, 2, \dots, k$ 且 Z_1, Z_2, \dots, Z_k 相互独立,
 注: 将此处的 (3) 改为 (4), 其余不变

P_{61} , 第 11-12 行 (定理 2.4.1 中):

$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: 设总体 } X \text{ 有密度函数 } f(x), -\infty < x < \infty, X_1, X_2, \dots, X_n \text{ 为从总体 } X \text{ 中抽取的简单样本,} \\ \text{正: 设 } X_1, \dots, X_n \text{ i.i.d. } \sim F, F \text{ 有密度 } f. \end{array} \right.$

P_{63} , -7 至 -6 行 (定理 2.4.3 中):

$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: 设总体 } X \text{ 有密度函数 } f(x), -\infty < x < \infty, \text{ 令 } X_1, X_2, \dots, X_n \text{ 为从总体 } X \text{ 中抽取的简单样本,} \\ \text{正: 设 } X_1, \dots, X_n \text{ i.i.d. } \sim F, F \text{ 有密度 } f. \end{array} \right.$

P_{64} , 第 11 行中:

$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: } = \frac{n!f(x)}{(m-1)!} [F(x)]^{m-1} \cdot \frac{[1-F(y)]^{n-m}}{(n-m)!} \\ \text{正: } = \frac{n!f(x)}{(m-1)!} [F(x)]^{m-1} \cdot \frac{[1-F(x)]^{n-m}}{(n-m)!} \\ \text{注: 将其中的 } F(y) \text{ 改为 } F(x) \end{array} \right.$

P_{76} , 第 5 行中:

$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: 例 2.6.8 若 } \mathbf{X} = (X_1, \dots, X_n) \text{ 为从指数族 (2.2.1) 中抽取的简单样本,} \\ \text{正: 例 2.6.8 若 } \mathbf{X} = (X_1, \dots, X_n) \text{ 为从指数族 (1.5.1) 中抽取的简单样本,} \end{array} \right.$

P_{78} , -2 行中:

$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: } f(x, \boldsymbol{\theta}) = \lambda \exp\{-\lambda(x - \mu)\} I_{[x_i \geq \mu]}. \\ \text{正: } f(x, \boldsymbol{\theta}) = \lambda \exp\{-\lambda(x - \mu)\} I_{[x \geq \mu]}. \\ \text{注: 将 } I_{[x_i \geq \mu]} \text{ 改为 } I_{[x \geq \mu]} \end{array} \right.$

P_{84} , 第 4 行中:

$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: 但 “} \varphi(T) = 0, \text{ a.s. } \mathbb{P}_\theta \text{” 是不成立的即可.} \\ \text{正: 但 “} \varphi(T) = 0, \text{ a.s. } \mathbb{P}_\theta \text{” 是不成立的, 即可.} \\ \text{注: 增加一个逗号 “,”} \end{array} \right.$

P_{88} , 第 2 章 “本章总结” (知识点结构图) 中:

将 “三大分布” 与 “正态总体” 上下对调一下; 将 “正态总体” 中的 “三大分布与正态总体的关系” 改为 “样本均值和样本方差独立”

P_{91} , 第 3 行 (第二章习题, 题 29) 中:

$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: } X_{10} = -1. \\ \text{正: } X_{10} = -1. \text{ 记 } X_{(1)}, X_{(2)}, \dots, X_{(10)} \text{ 为上述样本的次序统计量.} \end{array} \right.$

P_{91} , 第 5 行 (第二章习题, 题 29) 中:

$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: (2) 计算 } E\{F(X_{(6)})\}, D\{F(X_{(6)})\}, X_{(6)} \text{ 为容量是 10 的次序统计量;} \\ \text{正: (2) 计算 } E\{F(X_{(6)})\}, D\{F(X_{(6)})\}; \end{array} \right.$

P_{91} , 第 6 行 (第二章习题, 题 29) 中:

- $$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: (3) 计算容量 } n = 10 \text{ 的样本中次序统计量 } X_{(6)} \text{ 的分布函数在 } 0.2 \text{ 处的值.} \\ \text{正: (3) 计算次序统计量 } X_{(6)} \text{ 的分布函数在 } 0.2 \text{ 处的值.} \end{array} \right.$$

P_{92} , -9 行 (第二章习题, 题 46) 中:

- $$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: 现从此总体中抽出一样本量为 } n \text{ 的样本 } X_1, \dots, X_n. \\ \text{正: 现从此总体中抽出一样本容量为 } n \text{ 的样本 } X_1, \dots, X_n. \\ \text{注: 将“样本量”改为“样本容量”, 其余不变} \end{array} \right.$$

P_{92} , -3 行第二章习题, 题 48) 中:

- $$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: 设 } \mathbf{X} = (X_1, \dots, X_n) \text{ 是从下列总体中抽取的样本, 其密度函数为} \\ \text{正: 设 } \mathbf{X} = (X_1, \dots, X_n) \text{ 是从下列总体中抽取的简单样本, 其密度函数为} \end{array} \right.$$

第三章

P_{94} , 第 9-10 行中:

- $$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: 因此参数估计问题就是如何利用样本对未知参数 } \theta \text{ 或 } g(\theta) \text{ 作出估计的问题,} \\ \text{正: 因此参数估计问题就是如何利用样本对未知参数 } \theta \text{ 或其函数 } g(\theta) \text{ 作出估计的问题,} \end{array} \right.$$

P_{104} , 第 7 行中:

- $$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: 给定总数 } N \text{ 和样本量 } k, \\ \text{正: 给定总数 } N \text{ 和样本容量 } k, \\ \text{注: 将“样本量”改为“样本容量”, 其余不变} \end{array} \right.$$

P_{112} , 第 10-11 行中:

- $$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: 若参数 } \theta \text{ 的最大似然估计为 } \theta^*, \\ \text{正: 若参数 } \theta \text{ 的最大似然估计为 } \hat{\theta}^*, \\ \text{注: 将 } \theta^* \text{ 改为 } \hat{\theta}^* \end{array} \right.$$

P_{123} , 第 3 行中:

- $$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: 从而由定理 3.3.2 可知} \\ \text{正: 从而由定理 3.3.4 可知} \end{array} \right.$$

P_{129} , -11 行中:

- $$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: 若 } h[T(\mathbf{X})] \text{ 为 } g(\theta) \text{ 的一个无偏估计, 则 } h[T(\mathbf{X})] \text{ 是} \\ \text{正: 若 } \hat{g}[T(\mathbf{X})] \text{ 为 } g(\theta) \text{ 的一个无偏估计, 则 } \hat{g}[T(\mathbf{X})] \text{ 是} \end{array} \right.$$

P_{139} , 第 8 行中:

- $$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: 则在类似于 } \boldsymbol{\theta} \text{ 为一维的正则条件下,} \\ \text{正: 则在类似于 } \boldsymbol{\theta} \text{ 为一维时的正则条件下,} \end{array} \right.$$

P_{139} , 第 10 行中:

- $$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: 其中 } \mathbf{I}(\boldsymbol{\theta}) = (I_{ij}(\boldsymbol{\theta})) \text{ 是总体的 Fisher 信息矩阵 (样本量是 1 时的信息阵),} \\ \text{正: 其中 } \mathbf{I}(\boldsymbol{\theta}) = (I_{ij}(\boldsymbol{\theta})) \text{ 是总体的 Fisher 信息矩阵 (样本容量是 1 时的信息阵),} \\ \text{注: 将“样本量”改为“样本容量”, 其余不变} \end{array} \right.$$

P_{140} , -6 行中:

- $$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: 即 } \hat{\boldsymbol{\theta}}_n^* \text{ 的极限分布近似为二元正态分布 } N_2(\boldsymbol{\theta}, \mathbf{I}^{-1}(\boldsymbol{\theta})/n). \\ \text{正: 即 } \hat{\boldsymbol{\theta}}_n^* \text{ 的极限分布为二元正态分布 } N_2(\boldsymbol{\theta}, \mathbf{I}^{-1}(\boldsymbol{\theta})/n). \\ \text{注: 删去“近似”二字} \end{array} \right.$$

P_{142} , -2 行中:

- $$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: } \mu_n(\bar{x}) = \frac{\sigma^2/n}{\sigma^2/n + \tau^2} \mu + \frac{\tau^2}{\sigma^2/n + \tau^2} \bar{x}, \\ \text{正: } \mu_n(\bar{x}) = \frac{\sigma^2}{\sigma^2 + n\tau^2} \mu + \frac{n\tau^2}{\sigma^2 + n\tau^2} \bar{x}, \end{array} \right.$$

P_{142} , -1 行中:

- $$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: 由于后验分布 } N(\mu_n(\bar{x}), \eta_n^2) \text{ 为对称分布,} \\ \text{正: 由于后验分布 } N(\mu_n(\bar{x}), \eta_n^2) \text{ 为单峰对称分布,} \end{array} \right.$$

P_{143} , 第 1 行中:

- $$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: 和后验均值皆相同, 故 } \theta \text{ 的 Bayes 估计为} \\ \text{正: 和后验期望估计皆相同, 故 } \theta \text{ 的 Bayes 估计为} \end{array} \right.$$

P_{143} , 第 2 行中:

- $$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: } \hat{\theta}_B = \mu_n(\bar{x}) = \frac{\sigma^2/n}{\sigma^2/n + \tau^2} \mu + \frac{\tau^2}{\sigma^2/n + \tau^2} \bar{x}, \\ \text{正: } \hat{\theta}_B = \mu_n(\bar{x}) = \frac{\sigma^2}{\sigma^2 + n\tau^2} \mu + \frac{n\tau^2}{\sigma^2 + n\tau^2} \bar{x}, \end{array} \right.$$

P_{143} , 第 7-8 行中:

- $$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: 在 } n = 1 \text{ (即样本大小为 1) 时, 该儿童智商 } \theta \text{ 的后验分布为 } N(\mu(x), \eta^2), \text{ 其中} \\ \text{正: 在 } n = 1 \text{ (即样本大小为 1) 时, 求该儿童智商 } \theta \text{ 的估计值.} \end{array} \right.$$

P_{143} , 第 9 行中:

- $$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: } \mu(x) = \frac{\sigma^2 \mu + \tau^2 x}{\sigma^2 + \tau^2} = \frac{100 \times 100 + 225 x}{100 + 225} = \frac{400 + 9x}{13}, \\ \text{正: 解 该儿童智商 } \theta \text{ 的后验分布为 } N(\mu(x), \eta^2), \text{ 其中} \\ \mu(x) = \frac{\sigma^2 \mu + \tau^2 x}{\sigma^2 + \tau^2} = \frac{100 \times 100 + 225 x}{100 + 225} = \frac{400 + 9x}{13}, \\ \text{注: 添加一行内容} \end{array} \right.$$

P_{145} , 第 3 行中:

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: } \hat{\theta}_E = \mu_n(\mathbf{x}) = \frac{\sigma^2/n}{\sigma^2/n + \tau^2} \mu + \frac{\tau^2}{\sigma^2/n + \tau^2} \bar{x}, \quad V^\pi(\mathbf{x}) = \eta_n^2 = \frac{\sigma^2 \tau^2}{\sigma^2 + n\tau^2}. \\ \text{正: } \hat{\theta}_E = \mu_n(\mathbf{x}) = \frac{\sigma^2}{\sigma^2 + n\tau^2} \mu + \frac{n\tau^2}{\sigma^2 + n\tau^2} \bar{x}, \quad V^\pi(\mathbf{x}) = \eta_n^2 = \frac{\sigma^2 \tau^2}{\sigma^2 + n\tau^2}. \end{array} \right.$$

P_{146} , 第 10 行, 将表 3.6.1 中的“样本量”改为“样本容量”

P_{146} , 第 16 行中:

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: 在实际问题中, 由于后验期望估计常优于后验众数,} \\ \text{正: 在实际问题中, 由于后验期望估计常优于后验众数估计,} \end{array} \right.$$

P_{146} , -8 至 -7 行中:

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: 由此表还可见样本量的增加有利于后验方差和后验均方误差的减小.} \\ \text{正: 由此表还可见样本容量的增加有利于后验方差和后验均方误差的减小.} \\ \text{注: 将“样本量”改为“样本容量”, 其余不变} \end{array} \right.$$

P_{147} , -5 和 -4 行之间添加如下内容:

“上述求函数极小值点的方法同样适用于求函数的极大值点, 令 $g(\theta) = -f(\theta)$, 易见 $f(\theta)$ 的极小值点, 必为 $g(\theta)$ 的极大值点”

P_{148} , -9 至 -8 行中:

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: 在求最大似然估计时, 如果样本量为 } n, \boldsymbol{\theta} \text{ 为 } p \text{ 维参数,} \\ \text{正: 在求最大似然估计时, 如果样本容量为 } n, \boldsymbol{\theta} \text{ 为 } p \text{ 维参数,} \\ \text{注: 将“样本量”改为“样本容量”, 其余不变} \end{array} \right.$$

P_{149} , -9 行中:

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: 假设 } \theta^{(k)} \text{ 表示在第 } t \text{ 次迭代后的对数最大似然函数的最大值点,} \\ \text{正: 假设 } \theta^{(k)} \text{ 表示在第 } t \text{ 次迭代后的对数似然函数的最大值点,} \end{array} \right.$$

P_{152} , 第 7-8 行中:

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: 我们希望由此数据来估计各个等位基因的概率 } p_C, p_I, p_T. \\ \quad \text{从而完全数据的似然函数为} \\ \text{正: 我们希望由此数据来估计各个等位基因的概率 } p_C, p_I, p_T. \text{ 完全数据 } \mathbf{Y} = (N_{CC}, N_{CI}, \\ N_{CT}, N_{II}, N_{IT}, N_{TT}) \sim \text{多项分布 } M(n, \mathbf{p}) \text{ (注意 } \mathbf{y} \text{ 是 } \mathbf{Y} \text{ 的具体观察值), 其中 } \mathbf{p} = \\ (p_{CC}, p_{CI}, p_{CT}, p_{II}, p_{IT}, p_{TT}), \text{ 从而完全数据的对数似然函数为} \end{array} \right.$$

P_{152} , 第 12-13 行中:

- { 误: 由于完全数据不可观测, 若记 $N_{CC}, N_{CI}, N_{CT}, N_{II}, N_{IT}, N_{TT}$ 分别为各个基因型的个数, $p = (p_{CC}, p_{CI}, p_{CT}, p_{II}, p_{IT}, p_{TT})$, 则有
 正: 由于完全数据不可观测, 若记 $N_{CC}, N_{CI}, N_{CT}, N_{II}, N_{IT}, N_{TT}$ 分别为各个基因型的个数, 利用多项分布的条件分布和边缘分布的性质, 可知

P_{152} , 第 15 行中:

- { 误: $MN\left(n_C, \frac{(p_C)^2}{1 - (p_I + p_T)^2}, \frac{2p_C p_I}{1 - (p_I + p_T)^2}, \frac{2p_C p_T}{1 - (p_I + p_T)^2}\right)$
 正: $M\left(n_C, \frac{(p_C)^2}{1 - (p_I + p_T)^2}, \frac{2p_C p_I}{1 - (p_I + p_T)^2}, \frac{2p_C p_T}{1 - (p_I + p_T)^2}\right)$
 注: 将“ MN ”改为“ M ”, 与本书正文前的“常用符号和缩写”中“多项分布”中的符号一致

P_{152} , 第 17 行中:

- { 误: $MN\left(n_I, \frac{(p_I)^2}{2p_C p_I + (p_T)^2}, \frac{2p_C p_I}{2p_C p_I + (p_T)^2}\right)$
 正: $M\left(n_I, \frac{(p_I)^2}{2p_T p_I + (p_I)^2}, \frac{2p_T p_I}{2p_T p_I + (p_I)^2}\right)$
 注: 将“ MN ”改为“ M ”, 与本书正文前的“常用符号和缩写”中“多项分布”中的符号一致
 将其中的 $p_C p_I$ 改为 $p_T p_I$, 3 处; 将其中的 $(p_T)^2$ 改为 $(p_I)^2$, 2 处

P_{152} , 第 19 行中:

- { 误: 对完全似然函数取期望得到
 正: 对完全对数似然函数取期望得到

P_{152} , -1 行中:

- { 误: $n_{II}^{(k)} = \mathbb{E}\{N_{II}|n_C, n_I, n_T, \mathbf{p}^{(k)}\} = n_I \frac{(p_I^{(k)})^2}{2p_C^{(k)} p_I^{(k)} + (p_T^{(k)})^2}$
 正: $n_{II}^{(k)} = \mathbb{E}\{N_{II}|n_C, n_I, n_T, \mathbf{p}^{(k)}\} = n_I \frac{(p_I^{(k)})^2}{2p_I^{(k)} p_T^{(k)} + (p_I^{(k)})^2}$
 注: 将其中的 $p_C^{(k)} p_I^{(k)}$ 改为 $p_I^{(k)} p_T^{(k)}$, 将 $(p_T^{(k)})^2$ 改为 $(p_I^{(k)})^2$, 各 1 处

P_{153} , 第 1 行中:

- { 误: $n_{IT}^{(k)} = \mathbb{E}\{N_{IT}|n_C, n_I, n_T, \mathbf{p}^{(k)}\} = n_I \frac{2p_I^{(k)} p_T^{(k)}}{2p_C^{(k)} p_I^{(k)} + (p_T^{(k)})^2}$
 正: $n_{IT}^{(k)} = \mathbb{E}\{N_{IT}|n_C, n_I, n_T, \mathbf{p}^{(k)}\} = n_I \frac{2p_I^{(k)} p_T^{(k)}}{2p_I^{(k)} p_T^{(k)} + (p_I^{(k)})^2}$
 注: 将其中的 $p_C^{(k)} p_I^{(k)}$ 改为 $p_I^{(k)} p_T^{(k)}$, 将 $(p_T^{(k)})^2$ 改为 $(p_I^{(k)})^2$, 各 1 处

P_{153} , 第 1 行后增加下列一行:

$$n_{TT}^{(k)} = \mathbb{E}\{N_{TT}|n_C, n_I, n_T, \mathbf{p}^{(k)}\} = n_T (p_T^{(k)})^2.$$

P_{155} , 第 6 行 (第 3 章习题, 题 12) 中:

- | | | |
|---|----|--------------------------------|
| { | 误: | 现从此总体中抽出一样本量为 100 的简单样本, |
| | 正: | 现从此总体中抽出一样本容量为 100 的简单样本, |
| | | 注: 将“样本量”改为“样本容量”, 其余不变 |

P_{156} , 第 1-4 行, 删除此处题 22, 添加下列习题代替之

“22. 设 X_1, X_2, \dots, X_N 为 i.i.d. 样本, $X_1 \sim \text{Poisson}$ 分布 $P(\lambda)$, $\lambda > 0$. 若仅观测到 X_1, X_2, \dots, X_N 中的前 n 个样本 X_1, X_2, \dots, X_n 的值, 以及后面 $N - n$ 个样本的和 $\sum_{i=n+1}^N X_i = T$, 求 λ 的最大似然估计.”

P_{159} , -4 至 -1 行改为如下内容 (即将第 3 章习题中的第 57 题删除, 用 22 题代替; 并添加 58 题):

“57. 假设从有限混合正态分布中抽取一组简单样本, 即

$$X_1, X_2, \dots, X_n \text{ iid} \sim \sum_{j=1}^m \pi_j N(\mu_j, \sigma_j^2)$$

其中 $-\infty < \mu_j < \infty$, $\sigma_j > 0$, $j = 1, \dots, m$ 为未知参数且 $\pi_j > 0$, $\sum_{i=1}^n \pi_i = 1$. 写出求参数 $(\pi_j, \mu_j, \sigma_j^2)$, $j = 1, \dots, m$ 的最大似然估计的 E-M 算法.”

58. 考虑 Rao (1973) 关于特定基因组合率的数据. 这里 197 个观测值被分为 4 个类: $\{1, 2, 3, 4\}$, 观测值中各类的个数以及各类的概率见下表.

计数	$y_1 = 125$	$y_2 = 18$	$y_3 = 20$	$y_4 = 34$
概率	$\frac{1}{2} + \frac{\theta}{4}$	$\frac{1}{4}(1 - \theta)$	$\frac{1}{4}(1 - \theta)$	$\frac{\theta}{4}$

试用 EM 算法计算 θ 的最大似然估计.

$P_{157-159}$,

删除第 3 章习题中第 *33、47、*48 和 50 题, 删除后其余习题按先后顺序自动编号.

第四章

P_{163} , 第 4-5 行中:

- | | | |
|---|----|--------------------------------|
| { | 误: | 观察不同样本量下覆盖率的变化. |
| | 正: | 观察不同样本容量下覆盖率的变化. |
| | | 注: 将“样本量”改为“样本容量”, 其余不变 |

P_{164} , -2 行中:

- { 误: 当精确分布未知且样本量不大时候,
 正: 当精确分布未知且样本容量不大时候,
 注: 将“样本量”改为“样本容量”, 其余不变

P_{167} , 第 11 行中:

- { 误: 从而样本量
 正: 从而样本容量
 注: 将“样本量”改为“样本容量”, 其余不变

P_{177} , 第 3 行中:

- { 误: 在 3.3 节中, 定理 3.3.2 在一般条件下证明了 θ 的 MLE,
 正: 在 3.3 节中, 定理 3.3.4 在一般条件下证明了 θ 的 MLE,

P_{178} , 第 9-10 行中:

- { 误: 本题中样本量 $n = 60$, 比较大, 由上述结果可见在样本量较大的情形, 二者差别不大.
 正: 本题中样本容量 $n = 60$, 比较大, 由上述结果可见在样本容量较大的情形, 二者差别不大.
 注: 将“样本量”改为“样本容量”, 共 2 处

P_{178} , 第 10-11 行中:

- { 误: 但若将上述两种方法用在样本量较小的情形 (如样本量小于 10), 则二者差别会很大,
 正: 但若将上述两种方法用在样本容量较小的情形 (如样本容量小于 10), 则二者差别会很大,
 注: 将“样本量”改为“样本容量”, 共 2 处

P_{180} , 第 11 行中:

- { 误: 确定样本量 n 的表达式较复杂,
 正: 确定样本容量 n 的表达式较复杂,
 注: 将“样本量”改为“样本容量”, 其余不变

P_{180} , -15 行中:

- { 误: 这种确定样本量的方法都包含了 \hat{p} ,
 正: 这种确定样本容量的方法都包含了 \hat{p} ,
 注: 将“样本量”改为“样本容量”, 其余不变

P_{180} , -15 至 -14 行中:

- { 误: 这导致无法在试验前就确定好样本量 n .
 正: 这导致无法在试验前就确定好样本容量 n .
 注: 将“样本量”改为“样本容量”, 其余不变

P_{182} , 第 12 行中:

- | | |
|---|--------------------------|
| { | 误: 如果总体分布不是正态分布且样本量比较小, |
| | 正: 如果总体分布不是正态分布且样本容量比较小, |
| | 注: 将“样本量”改为“样本容量”, 其余不变 |

P_{182} , -10 行中:

- | | |
|---|--|
| { | 误: 前面我们介绍的统计推断方法都是在给定一组样本量为 n 的样本下, |
| | 正: 前面我们介绍的统计推断方法都是在给定一组样本容量为 n 的样本下, |
| | 注: 将“样本量”改为“样本容量”, 其余不变 |

P_{182} , -8 至 -7 行中:

- | | |
|---|--|
| { | 误: 当我们假想地从总体中抽取所有可能的样本量为 n 的随机样本时此统计量值呈现出的分布. |
| | 正: 当我们假想地从总体中抽取所有可能的样本容量为 n 的随机样本时此统计量值呈现出的分布. |
| | 注: 将“样本量”改为“样本容量”, 其余不变 |

P_{182} , -6 至 -5 行中:

- | | |
|---|----------------------------------|
| { | 误: 例如, 我们从某个总体中得到一组样本量为 15 的样本, |
| | 正: 例如, 我们从某个总体中得到一组样本容量为 15 的样本, |
| | 注: 将“样本量”改为“样本容量”, 其余不变 |

P_{182} , -4 至 -2 行中:

- | | |
|---|---|
| { | 误: 即基于自助版本统计量的经验分布就是从当前样本观测值中重复地随机抽取相同样本量为 15 的样本 (即从样本中重抽样) 而得到的所有可能值 \bar{X} 的分布. |
| | 正: 即基于自助版本统计量的经验分布就是从当前样本观测值中重复地随机抽取相同样本容量为 15 的样本 (即从样本中重复抽样) 而得到的所有可能值 \bar{X} 的分布. |
| | 注: 将“样本量”改为“样本容量”; 将“重抽样”改为“重复抽样” |

P_{183} , -13 行中:

- | | |
|---|---|
| { | 误: (1) 从 x_1, x_2, \dots, x_n 中有放回地抽取一组样本量同样为 n 的样本, |
| | 正: (1) 从 x_1, x_2, \dots, x_n 中有放回地抽取一组样本容量同样为 n 的样本, |
| | 注: 将“样本量”改为“样本容量”, 其余不变 |

P_{183} , -6 行中:

- | | |
|---|-------------------------|
| { | 误: 可以证明, 当样本量为 n 时, |
| | 正: 可以证明, 当样本容量为 n 时, |
| | 注: 将“样本量”改为“样本容量”, 其余不变 |

P_{184} , 第 15-16 行中:

$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: 但是总体分布未知且样本量 } n = 30 \text{ 比较小.} \\ \text{正: 但是总体分布未知且样本容量 } n = 30 \text{ 比较小.} \\ \text{注: 将“样本量”改为“样本容量”, 其余不变} \end{array} \right.$

P_{185} , 第 1 行中:

$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: 其中 } \bar{\hat{\theta}}^* = \sum_b \hat{\theta}_b^* / B. \\ \text{正: 其中 } \bar{\hat{\theta}}^* = \sum_{b=1}^B \hat{\theta}_b^* / B. \end{array} \right.$

P_{185} , 第 2 行中:

$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: } T^* = \frac{\hat{\theta}^* - \hat{\theta}}{\hat{s}e_B(\hat{\theta}^*)}. \\ \text{正: } T^* = \frac{\hat{\theta}^* - \hat{\theta}}{\hat{s}e(\hat{\theta}^*)}. \end{array} \right. \quad (4.4.2)$

注: 添加公式号 (4.4.2); 将 $\hat{s}e_B(\hat{\theta}^*)$ 改为 $\hat{s}e(\hat{\theta}^*)$

P_{185} , 第 3 行中:

$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: 通过再使用自助法计算出 } T^* \text{ 的样本分位数 } t_{\alpha/2}^* \text{ 和 } t_{1-\alpha/2}^*, \text{ 从而得到自助 } t \text{ 置信区间:} \\ \text{正: 统计量 } T^* \text{ 的自助版本为: } T_b^* = (\hat{\theta}_b^* - \hat{\theta}) / \hat{s}e_R(\hat{\theta}_b^*), \quad b = 1, 2, \dots, \text{ 其中 } \hat{s}e_R(\hat{\theta}_b^*) \text{ 由后面的式 (4.4.3) 给出.} \end{array} \right.$

P_{185} , -11 至 -9 行 (定义 4.4.2) 的内容:

“称

$$[\hat{\theta} - t_{1-\alpha/2}^* \hat{s}e_B(\hat{\theta}), \hat{\theta} - t_{\alpha/2}^* \hat{s}e_B(\hat{\theta})]$$

为 θ 的 $1 - \alpha$ 自助 t 置信区间 (The Bootstrap t Confidence Interval).”

改为

“令 $\tilde{T} = (\hat{\theta} - \theta) / \hat{s}e_B(\hat{\theta})$ 为枢轴变量, 则

$$[\hat{\theta} - t_{1-\alpha/2}^* \hat{s}e_B(\hat{\theta}), \hat{\theta} - t_{\alpha/2}^* \hat{s}e_B(\hat{\theta})]$$

称为 θ 的 $1 - \alpha$ 自助 t 置信区间 (The Bootstrap t Confidence Interval). 其中 $t_{\alpha/2}^*$ 和 $t_{1-\alpha/2}^*$ 为由自助法算出的 T^* (由式 (4.4.2) 给出) 的样本分位数”

P_{185} , -3 至 -2 行中:

$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: (c) 计算 } \hat{\theta}_b^* \text{ 的标准差估计 } \hat{s}e(\hat{\theta}_b^*) \text{ (即对每个再抽样样本 } \mathbf{x}^{(b)}, \text{ 记自助版本为 } \tilde{\theta}^*, \text{ 使用自助法估计标准差):} \\ \text{正: (c) 计算 } \hat{\theta}_b^* \text{ 的标准差估计 } \hat{s}e_R(\hat{\theta}_b^*) \text{ (即从 } \mathbf{x}^{(b)} \text{ 中有放回重复抽取样本容量为 } n \text{ 的 } R \text{ 个样本, 算得 } R \text{ 个自助版本 } \tilde{\theta}_1^*, \tilde{\theta}_2^*, \dots, \tilde{\theta}_R^*, \text{ 用于计算下列的 } \hat{s}e_R(\hat{\theta}_b^*)): \end{array} \right.$

P_{185} , -1 行中:

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: } \hat{s}e_R(\hat{\theta}_b^*) = \sqrt{\frac{1}{R-1} \sum_{k=1}^R (\tilde{\theta}_k^* - \bar{\theta}^*)^2}, \\ \text{正: } \hat{s}e_R(\hat{\theta}_b^*) = \sqrt{\frac{1}{R-1} \sum_{k=1}^R (\tilde{\theta}_k^* - \bar{\theta}^*)^2}, \end{array} \right. \quad (4.4.2)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{正: } \hat{s}e_R(\hat{\theta}_b^*) = \sqrt{\frac{1}{R-1} \sum_{k=1}^R (\tilde{\theta}_k^* - \bar{\theta}^*)^2}, \end{array} \right. \quad (4.4.3)$$

注: 将公式号 (4.4.2) 改为公式号 (4.4.3); 将 $\tilde{\theta}_k^*$ 改为 $\tilde{\theta}_k^*$, 将 $\bar{\theta}^*$ 改为 $\bar{\theta}^*$, 各 1 处

P_{186} , 第 1 行中:

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: 其中 } \bar{\theta}^* = \sum_b \tilde{\theta}_b^*/R. \\ \text{正: 其中 } \bar{\theta}^* = \sum_{k=1}^R \tilde{\theta}_k^*/R. \\ \text{注: 除了将 } \sum_b \text{ 改为 } \sum_{k=1}^R, \text{ 还将 } \bar{\theta}^* \text{ 改为 } \bar{\theta}^*, \tilde{\theta}_b^* \text{ 改为 } \tilde{\theta}_b^*, \text{ 各 1 处} \end{array} \right.$$

P_{186} , 第 2 行中:

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: (d) 计算第 } b \text{ 个重复下的 "t" 统计量: } t^{(b)} = (\hat{\theta}_b^* - \hat{\theta})/\hat{s}e_R(\hat{\theta}_b^*). \\ \text{正: (d) 按式 (4.4.2) 计算第 } b \text{ 个重复下的 "t" 统计量: } t_b^* = (\hat{\theta}_b^* - \hat{\theta})/\hat{s}e_R(\hat{\theta}_b^*). \end{array} \right.$$

P_{186} , 第 3 行中:

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: 第 3 步重复样本 } t^{(1)}, \dots, t^{(B)} \text{ 的分布作为推断分布.} \\ \text{正: 第 3 步重复样本 } t_1^*, \dots, t_B^* \text{ 的分布作为推断分布.} \end{array} \right.$$

P_{186} , 第 5 行中:

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: 第 4 步计算 } \hat{s}e(\hat{\theta}), \text{ 即自助版本 } \{\hat{\theta}_b^*\} \text{ 的样本标准差.} \\ \text{正: 第 4 步计算 } \hat{s}e_B(\hat{\theta}), \text{ 即由式 (4.4.1) 给出的自助版本 } \{\hat{\theta}_b^*\} \text{ 的样本标准差.} \end{array} \right.$$

P_{186} , 第 6 行中:

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: 第 5 步计算置信界 } [\hat{\theta} - t_{1-\alpha/2}^* \hat{s}e(\hat{\theta}), \hat{\theta} - t_{\alpha/2}^* \hat{s}e(\hat{\theta})] \\ \text{正: 第 5 步计算置信系数为 } 1 - \alpha \text{ 的自助 } t \text{ 置信区间 } [\hat{\theta} - t_{1-\alpha/2}^* \hat{s}e_B(\hat{\theta}), \hat{\theta} - t_{\alpha/2}^* \hat{s}e_B(\hat{\theta})] \end{array} \right.$$

P_{187} , -12 至 -11 行中:

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: 因为经典统计方法认为 } \theta \text{ 为未知常数, 它要么在 } [1.2, 2.0] \text{ 之内, 要么在其外,} \\ \text{正: 因为经典统计方法认为 } \theta \text{ 为未知常数, 不是随机变量, 它要么在 } [1.2, 2.0] \text{ 之内, 要么在其外,} \end{array} \right.$$

P_{190} , 第 2-3 行中:

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: 其中 } f = 2(r + \alpha) \text{ 为 } \chi^2 \text{ 分布的自由度.} \\ \text{正: 其中 } f = 2(r + \alpha) \text{ 为 } \chi^2 \text{ 分布的自由度 (参看 2.3.1 小节中 } \chi^2 \text{ 变量的性质 (3)).} \end{array} \right.$$

P_{192} , 第 2-3 行中:

- { 误: 利用该软件求解例题 4.5.1-4.5.3.
 { 正: 利用该软件求解例 4.5.2 和例 4.5.4.

P_{195} , 第 6 行中:

- { 误: 因此 θ 的信仰系数为 $1 - \alpha$ 的置信区间为
 { 正: 因此 θ 的信仰系数为 $1 - \alpha$ 的信仰区间为

P_{200} , -13 行中:

- { 误: 注意上述定义中的两个 \mathbb{P}_θ 的含义是不同的,
 { 正: 注意上述定义中的 \mathbb{P}_θ 和 \mathbb{P}_θ^* 的含义是不同的,

P_{206} , -10 行 (“重点概念总结”中右侧内容的最后), 增加如下内容的一个条目:

“了解贝叶斯可信区间与经典统计方法中置信区间的主要不同之处。”

P_{206} , -5 至 -3 行 (第 5 章习题, 第 3 题) 中:

- { 误: 3. 设某种电子管的使用寿命服从正态分布, 从中随机抽取 15 个进行试验. 得样本均值为 1950 小时, 样本标准差 300 小时, 以 95% 的可靠度求整批电子管平均使用寿命的置信区间.
 { 正: 3. 设某种电子元件的使用寿命服从正态分布, 从一批电子元件中随机抽取 15 个进行试验. 得样本均值为 1950 小时, 样本标准差 300 小时, 以 95% 的可靠度求整批电子元件平均使用寿命的置信区间.

P_{208} , 第 17-18 行 (第 4 章习题, 第 16 题) 中:

- { 误: 假设这两种方案产量分别服从正态分布 $N(a, \sigma_1^2)$ 和 $N(b, \sigma_2^2)$. 求 $a - b$ 的置信水平为 0.95 的置信区间.
 { 正: (1) 假设这两种方案产量分别服从正态分布 $N(a, \sigma_1^2)$ 和 $N(b, \sigma_2^2)$. 求 $a - b$ 的置信水平为 0.95 的置信区间.
 (2) 如果不假定产量服从正态分布, 使用自助法求其相应的置信区间.

P_{210} , 第 8 行 (第 4 章习题, 第 31 题) 中:

- { 误: 试求 λ 的置信水平近似为 0.95 的置信区间.
 { 正: 分别用大样本方法和自助法求 λ 的置信水平近似为 0.95 的置信区间.

第五章

P_{236} , 第 4-7 行中:

- { 误: 比率是指特定的一组个体 (人或物等) 在总体中所占的比例, 如产品的不合格率、人口的出生率、某年龄段的死亡率、电视节目的收视率、导弹的命中率等. 比率 p 是在实际中常遇到的一种参数.
 比率 p 可以看作两点分布 $B(1, p)$ 中的一个参数, 若 $X \sim B(1, p)$,
 { 正: 比率 p 的概念在第 4.3.2 小节中 (见 178 页第 15-17 行的内容) 已作了介绍.
 比率 p 可以看作两点分布 $B(1, p)$ 中的一个参数,
注: 删除此页第 4-6 行的内容 (与第 178 页 15-17 行的内容重复)

P_{238} , -13 至 -12 行中:

$$\begin{cases} \text{误: 查表得 } \mu_{0.005} = 2.5758, \text{ 拒绝域为 } D_1, \text{ 故} \\ \text{正: 查表得 } u_{0.005} = 2.5758, \text{ 拒绝域为 } D_1, \text{ 故} \end{cases}$$

P_{240} , 第 10-11 行中:

$$\begin{cases} \text{误: 但若 } \lambda(\mathbf{x}) = g(T(\mathbf{x})) \text{ 为 } T(\mathbf{x}) \text{ 的单调上升 (或下降) 函数,} \\ \text{正: 但若 } \lambda(\mathbf{x}) = g(T(\mathbf{x})) \text{ 为 } T(\mathbf{x}) \text{ 的严格增 (或严格降) 函数,} \end{cases}$$

P_{240} , 第 15-16 行中:

$$\begin{cases} \text{误: 只要求出 } T(\mathbf{X}) \text{ 的分布即可 (若 } \lambda(\mathbf{x}) \text{ 为 } T(\mathbf{x}) \text{ 的单调下降函数,} \\ \text{正: 只要求出 } T(\mathbf{X}) \text{ 的分布即可 (若 } \lambda(\mathbf{x}) \text{ 为 } T(\mathbf{x}) \text{ 的严格降函数,} \end{cases}$$

P_{242} , -8 至 -5 行中如下内容:

“由于 $\lambda(\mathbf{x})$ 为 T 的严格增函数, 因此似然比检验的拒绝域为

$$D = \{\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_n) : \lambda(\mathbf{X}) > c'\} = \{\mathbf{X} : T > c\}.$$

此处 $T = \sqrt{n}(\bar{X} - \mu_0)/S$, 而 $S^2 = \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 / (n-1)$.

由于检验水平 α 给定, c 由下式确定: ”

改为

“似然比检验的拒绝域为 $D = \{\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_n) : \lambda(\mathbf{X}) > c'\}$, 当检验水平 α 较小 ($0 < \alpha < 1/2$) 时, 检验的拒绝域由 $\lambda(\mathbf{x})$ 表达式的后一部分确定 (此时 $\lambda(\mathbf{x})$ 为 $T(\mathbf{x})$ 的严格增函数), 因此似然比检验的拒绝域为

$$D = \{\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_n) : \lambda(\mathbf{X}) > c'\} = \{\mathbf{X} : T > c\}.$$

此处 $T = \sqrt{n}(\bar{X} - \mu_0)/S$, $S^2 = \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 / (n-1)$, c 由下式确定: ”

P_{243} , 第 1 行中:

$$\begin{cases} \text{误: 因此} \\ \text{正: 因此, 当 } 0 < \alpha < 1/2 \text{ 时,} \end{cases}$$

P_{247} , 第 11 行后增加下列一行:

“由定理 5.3.1 可知检验水平近似为 α 的拒绝域为: $D = \{\mathbf{X} : 2 \ln \lambda(\mathbf{X}) \geq \chi_d^2(\alpha)\}$.”

P_{248} , -11 行中:

$$\begin{cases} \text{误: 设参数 } \boldsymbol{\theta} = (\theta_1, \theta_2, \theta_3), \Theta = \mathbb{R}^3. \text{ 考虑假设} \\ \text{正: 设参数向量 } \boldsymbol{\theta} = (\theta_1, \theta_2, \theta_3), \Theta = \mathbb{R}^3. \text{ 考虑假设} \end{cases}$$

P_{248} , -9 行中:

- { 误: 其中 θ_j 表示参数真值 θ 的第 j 个分量.
 正: 其中 θ_j 表示参数向量 θ 的第 j 个分量.

P_{249} , 第 14 行中:

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: } W_n = n\mathbf{h}^T(\hat{\theta}_n) [\mathbf{B}(\theta)\mathbf{I}^{-1}(\theta)\mathbf{B}^T(\theta)]^{-1} \mathbf{h}(\hat{\theta}_n) \stackrel{\mathcal{L}}{\rightarrow} \chi_d^2. \quad (5.3.17) \\ \text{正: } \widetilde{W}_n = n\mathbf{h}^T(\hat{\theta}_n) [\mathbf{B}(\theta)\mathbf{I}^{-1}(\theta)\mathbf{B}^T(\theta)]^{-1} \mathbf{h}(\hat{\theta}_n) \stackrel{\mathcal{L}}{\rightarrow} \chi_d^2. \quad (5.3.17) \\ \text{注: 将 } W_n \text{ 改为 } \widetilde{W}_n, \text{ 一处} \end{array} \right.$$

P_{250} , -10 至 -9 行中:

- { 误: 则每次比赛的结果 X 服从三项分布
 正: 则每次比赛的结果 X 服从下列三项分布 (忽略常数因子):

P_{251} , 第 7 行中:

- { 误: 因此似然比检验拒绝域为 $2 \ln \lambda > \chi_1^2(\alpha)$.
 正: 由定理 5.3.1 可知检验水平近似为 α 的似然比检验拒绝域为 $2 \ln \lambda > \chi_1^2(\alpha)$.

P_{251} , 第 11 行中:

- { 误: 由 $k = 2, s = 1, \alpha = 0.05$ 查表得 $\chi_{k-s}^2(\alpha) = \chi_1^2(0.05) = 3.841 > 2 \ln \lambda = 0.0354$,
 正: 由定理 5.3.1 可知此处 $k = 2, s = 1, \alpha = 0.05$ 查表得 $\chi_{k-s}^2(\alpha) = \chi_1^2(0.05) = 3.841 > 2 \ln \lambda = 0.0816$,

P_{251} , -2 行中:

- { 误: 将数据代入上式算得 $W_n = 0.082 < \chi_1^2(0.05) = 3.841$,
 正: 由定理 5.3.2 可知检验水平近似为 α 的拒绝域为 $W_n > \chi_1^2(\alpha)$. 将数据代入上式算得 $W_n = 0.082 < \chi_1^2(0.05) = 3.841$,
 注: 增加了一句话

P_{252} , 第 11-12 行中:

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: } I^{-1}(\hat{\theta}_n^R) = \begin{pmatrix} \frac{(n_1 + n_2)(n - n_1 - n_2)}{4n^2} & -\frac{(n_1 + n_2)^2}{4n^2} \\ -\frac{(n_1 + n_2)^2}{4n^2} & \frac{(n_1 + n_2)(n - n_1 - n_2)}{4n^2} \end{pmatrix}. \\ \text{正: } I^{-1}(\hat{\theta}_n^R) = \begin{pmatrix} \frac{(n_1 + n_2)(2n - n_1 - n_2)}{4n^2} & -\frac{(n_1 + n_2)^2}{4n^2} \\ -l\frac{(n_1 + n_2)^2}{4n^2} & \frac{(n_1 + n_2)(2n - n_1 - n_2)}{4n^2} \end{pmatrix}. \\ \text{注: 将矩阵对角线上两项分子上出现的 } n \text{ 改为 } 2n, \text{ 共 2 处} \end{array} \right.$$

P_{252} , 第 14 行中:

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: } LM_n = U_n^\top (\hat{\theta}_n^R) I^{-1} (\hat{\theta}_n^R) U_n (\hat{\theta}_n^R) = \frac{(n_1 - n_2)^2}{n_1 + n_2}, \\ \text{正: } LM_n = U_n^\top (\hat{\theta}_n^R) I^{-1} (\hat{\theta}_n^R) U_n (\hat{\theta}_n^R) = \frac{(n_1 - n_2)^2}{n_1 + n_2}. \\ \text{注: 将公式最后的逗号“,”改为句号“.”, 其它不变} \end{array} \right.$$

P_{252} , 第 15 行中:

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: 进而得到检验的拒绝域为 } LM_n > \chi_1^2(\alpha). \\ \text{正: 检验的拒绝域为 } LM_n > \chi_1^2(\alpha). \\ \text{注: 删除“进而得到”这 4 个字} \end{array} \right.$$

P_{252} , -10 行 (注 5.3.2) 中:

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: 在小或中等规模样本量下,} \\ \text{正: 在小或中等规模样本容量下,} \\ \text{注: 将“样本量”改为“样本容量”, 其余不变} \end{array} \right.$$

P_{260} , 第 1-5 行中的如下内容

“此处定义了 $0/0 = \infty$, 因 $\lambda(\mathbf{x})$ 关于 $T(\mathbf{x}) = x_{(n)}$ 非降, 故由 NP 引理, 可知水平为 α 的 UMPT 函数有形式

$$\varphi(\mathbf{x}) = \begin{cases} 1, & x_{(n)} > c, \\ 0, & x_{(n)} \leq c. \end{cases}$$

$T = X_{(n)}$ 的密度函数为”

改为

“此处定义了 $0/0 = \infty$. 在 H_0 成立时, $\lambda(\mathbf{x})$ 的分布是一个退化分布. 由 NP 引理, 可取随机化检验 $\varphi(\mathbf{x}) = \alpha \cdot I_{(0 < x_{(n)} < \theta_0)}$, 其中 $0 < \alpha < 1$.

也可以取非随机化检验

$$\varphi(\mathbf{x}) = \begin{cases} 1, & x_{(n)} > c, \\ 0, & x_{(n)} \leq c. \end{cases}$$

c 的确定方法如下: $T = X_{(n)}$ 的密度函数为”

P_{264} , 第 16-17 行 (注 5.4.7) 中:

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: 若改“样本分布族对 } T \text{ 具有非降单调似然比”为“样本分布族对 } T \text{ 具有非升单调似然比”,} \\ \text{正: 若改“样本分布族对 } T \text{ 具有非降单调似然比”为“样本分布族对 } T \text{ 具有非增单调似然比”,} \\ \text{注: 将“非升”改为“非增”, 使之与“单调似然比”的定义中的叙述一致} \end{array} \right.$$

P_{270} , 第 14 行中:

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: } \beta_{\varphi}(\theta) \geq \beta_{\varphi_1}(\theta), \quad \forall \theta \in \Theta_1, \\ \text{正: } \beta_{\varphi}(\theta) \geq \beta_{\varphi_1}(\theta), \quad \forall \theta \in \Theta_1, \\ \text{注: 在 } \forall \text{ 和 } \theta \text{ 之间空 1 格} \end{array} \right.$$

P_{274} , 第 15-21 行中:

将下列内容

“定理 5.5.1

(1) 由假设检验 $H_0: \theta \leq \theta_0 \leftrightarrow H_1: \theta > \theta_0$ 构造置信水平为 $1 - \alpha$ 的置信下限的方法 (见 5.5.1 小节介绍) 中, 若所用的检验是水平为 α 的 UMPT, 则所得到的置信下限必是置信水平为 $1 - \alpha$ 的 UMA 置信下限.

(2) 由假设检验 $H'_0: \theta \geq \theta_0 \leftrightarrow H'_1: \theta < \theta_0$ 构造置信水平为 $1 - \alpha$ 的置信上限的方法 (见 5.5.1 小节介绍) 中, 若所用的检验是水平为 α 的 UMPT, 则所得到的置信上限必是置信水平为 $1 - \alpha$ 的 UMA 置信上限.”

改为

“定理 5.5.1

(1) 由假设检验 $H_0: \theta \leq \theta_0 \leftrightarrow H_1: \theta > \theta_0$ 和 $H'_0: \theta \geq \theta_0 \leftrightarrow H'_1: \theta < \theta_0$ 分别构造的置信水平为 $1 - \alpha$ 置信下限和置信上限的方法 (见例 5.5.1) 中, 若所用的检验是水平为 α 的 UMPT, 则所得到的置信下限和置信上限分别是置信水平为 $1 - \alpha$ 的 UMA 置信下限和置信上限.

(2) 由假设检验 $H_0: \theta = \theta_0 \leftrightarrow H_1: \theta \neq \theta_0$. 构造的置信水平为 $1 - \alpha$ 置信区间的方法 (见例 5.5.1) 中, 若所用的检验是水平为 α 的 UMPT, 则所得到的置信区间必是置信水平为 $1 - \alpha$ 的 UMA 置信区间. ”

注: 原定理 5.5.1 中遗漏了 UMA 置信区间的结论, 现补上.

P_{279} , 第 14-15 行 (注 5.5.2) 中:

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: 一个很小的 } p \text{ 值有可能是零假设不成立和较大样本量共同作用的结果,} \\ \text{正: 一个很小的 } p \text{ 值有可能是零假设不成立和较大样本容量共同作用的结果,} \\ \text{注: 将“样本量”改为“样本容量”, 其余不变} \end{array} \right.$$

P_{279} , -16 行 (注 5.5.2) 中:

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: 但是当样本量 } n \text{ 增加时候,} \\ \text{正: 但是当样本容量 } n \text{ 增加时候,} \\ \text{注: 将“样本量”改为“样本容量”, 其余不变} \end{array} \right.$$

P_{279} , -14 行 (注 5.5.2) 中:

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: } \Phi(-\sqrt{n}/10 + 2.326) \text{ 随样本量而变化 (表 5.5.2). 因此当样本量比较大时,} \\ \text{正: } \Phi(-\sqrt{n}/10 + 2.326) \text{ 随样本容量而变化 (表 5.5.2). 因此当样本容量比较大时,} \\ \text{注: 将“样本量”改为“样本容量”, 2 处} \end{array} \right.$$

P_{279} , -10 行 (表 5.5.2) 中:

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: 样本量 } n \\ \text{正: 样本容量 } n \\ \text{注: 将“样本量”改为“样本容量”, 其余不变} \end{array} \right.$$

P_{280} , 第 4 行中:

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: 但只要样本量很大, 如 } n = 10^{24}, \\ \text{正: 但只要样本容量很大, 如 } n = 10^{24}, \\ \text{注: 将“样本量”改为“样本容量”, 其余不变} \end{array} \right.$$

P_{280} , -3 行中:

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: 由例 1.6.8 (1) 可知 } \theta \text{ 的后验分布为 } Be(x+1, n-x+1), \\ \text{正: 由例 1.6.7 (1) 可知 } \theta \text{ 的后验分布为 } Be(x+1, n-x+1), \end{array} \right.$$

P_{282} , -4 行中:

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: 考虑下列假设检验问题 (5.6.1),} \\ \text{正: 考虑假设检验问题 (5.6.1),} \end{array} \right.$$

P_{289} , 第 2 行中:

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: } \sqrt{n}h(\hat{\theta}_n) \approx -[\nabla h(\theta_0)]^T \mathbf{I}^{-1}(\theta_0) \nabla h(\hat{\theta}_n^R) \frac{\lambda}{\sqrt{n}} \\ \text{正: } \sqrt{n}h(\hat{\theta}_n) \approx -[\nabla h(\theta_0)]^T \mathbf{I}^{-1}(\theta_0) \nabla h(\hat{\theta}_n^R) \frac{\lambda}{\sqrt{n}} \\ \text{注: 将上式中的 } \lambda \text{ 改为黑体的 } \lambda \end{array} \right.$$

P_{289} , 第 3 行中:

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: } \approx -[\nabla h(\theta_0)]^T \mathbf{I}^{-1}(\theta_0) \nabla h(\theta_0) \frac{\lambda}{\sqrt{n}}, \\ \text{正: } \approx -[\nabla h(\theta_0)]^T \mathbf{I}^{-1}(\theta_0) \nabla h(\theta_0) \frac{\lambda}{\sqrt{n}}, \\ \text{注: 将上式中的 } \lambda \text{ 改为黑体的 } \lambda \end{array} \right.$$

P_{289} , 第 9 行中:

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: } \nabla h(\theta_0) \lambda / \sqrt{n} = -\Sigma \cdot \lambda / \sqrt{n} \stackrel{\mathcal{L}}{\rightarrow} N(0, \Sigma), \\ \text{正: } \nabla h(\theta_0) \lambda / \sqrt{n} = -\Sigma \cdot \lambda / \sqrt{n} \stackrel{\mathcal{L}}{\rightarrow} N(0, \Sigma), \\ \text{注: 将上式中的 } \lambda \text{ 改为黑体的 } \lambda, 2 \text{ 处} \end{array} \right.$$

P_{289} , 第 10 行中:

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: } \mathbf{Y}^T \Sigma^{-1} \mathbf{Y} = \frac{1}{n} \lambda^T ([\nabla h(\theta_0)]^T \mathbf{I}^{-1}(\theta_0) \nabla h(\theta_0)) \lambda \stackrel{\mathcal{L}}{\rightarrow} \chi_d^2, \\ \text{正: } \mathbf{Y}^T \Sigma^{-1} \mathbf{Y} = \frac{1}{n} \lambda^T ([\nabla h(\theta_0)]^T \mathbf{I}^{-1}(\theta_0) \nabla h(\theta_0)) \lambda \stackrel{\mathcal{L}}{\rightarrow} \chi_d^2, \\ \text{注: 将上式中的 } \lambda \text{ 改为黑体的 } \lambda, 2 \text{ 处; 将符号 } \stackrel{\mathcal{L}}{\rightarrow} \text{ 改为 } \stackrel{\mathcal{L}}{\rightarrow} \end{array} \right.$$

P_{289} ,

“本章总结”左上角中, 将“Z 检验”改为“u 检验”

$P_{294-295}$, 第 5 章习题中

删除第 5 章习题中的第 45, 47, 51, *53, 和 *54 题。删除后其余习题按先后顺序自动编号。

第六章

P_{301} , -7 至 -6 行中:

$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: 适合用大样本方法. 由拒绝域 (6.2.7) 计算出} \\ \text{正: 适合用大样本方法. 由中心极限定理和拒绝域 (6.2.7) 算得} \end{array} \right.$

P_{313} , 第 8 行后添加如下内容

“定理 6.4.1 的证明可从略. 有兴趣的读者可参看文献 [2] 定理 3.1 的证明, 或参看下列证明.”

P_{317} , -2 行后添加如下内容:

“定理 6.4.2 的证明超出本课程的范围, 可从略. 有兴趣的读者可参看文献 [1] 第 302 页, 或参考下列证明.”

P_{318} , 第 5-6 行中:

$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: 注意到 } \boldsymbol{\theta} = (\theta_1, \dots, \theta_s)^T, \text{ 原假设为} \\ \qquad \qquad \qquad H_0 : \boldsymbol{p} = \boldsymbol{p}(\boldsymbol{\theta}) \\ \text{正: 注意到根据隐函数定理, 存在光滑函数 } \boldsymbol{h} : \mathbb{R}^{r-1} \mapsto \mathbb{R}^{r-1-s}, \text{ 使得原假设 } H_0 : \boldsymbol{p} = \boldsymbol{p}(\boldsymbol{\theta}), \\ \boldsymbol{\theta} = (\theta_1, \dots, \theta_s)^T \text{ 可以等价地表示为式 (5.3.15) 的形式, 即 } H_0 : \boldsymbol{h}(\boldsymbol{p}) = \mathbf{0}, \text{ 且} \\ \partial \boldsymbol{h}(\boldsymbol{p}) / \partial \boldsymbol{p} \text{ 的秩为 } r - 1 - s. \end{array} \right.$

P_{320} , -3 行中:

$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: 注 6.4.3 此例中如果不将原始数据重新合并分成表 6.4.2 中的 8 类,} \\ \text{正: 注 6.4.3 此例中如果不将原始数据重新合并变成表 6.4.2 中的 8 类,} \\ \qquad \qquad \qquad \text{注: 将“分成”改为“变成”} \end{array} \right.$

P_{323} , 第 2 行中:

$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: 6.5.1 列联表中的独立性检验 — } \chi^2 \text{ 检验的应用} \\ \text{正: 6.5.1 列联表中的独立性检验 — Pearson } \chi^2 \text{ 检验的应用} \end{array} \right.$

P_{326} , 第 8 行中:

{ 误: 第 i 个工厂的 j 等品率为 $p_i(j)$, $j = 1, 2, \dots, s$; $i = 1, 2, \dots, r$. “ r 个工厂产品质量相同”,
 正: 第 i 个工厂的 j 等品率为 $p_i(j)$, $j = 1, 2, \dots, s$; $i = 1, 2, \dots, r$. “ r 个工厂产品质量相同”,
 注: 在 “ r 个工厂产品质量相同” 的左引号前加一个空格

P_{332} , 第 2-3 行中:

{ 误: 对于理论分布包含未知参数时, χ^2 检验容易处理,
 正: 对于理论分布包含未知参数时, Pearson χ^2 检验容易处理,

P_{336} “本章总结” 中

将 “符号检验” 那一栏改为 “符号检验, 符号秩和检验”

第七章

P_{341} , 第 7 行中:

{ 误: 本章将简要介绍统计决策的若干基本概念, Bayes 统计决策、Minimax 准则、
 正: 本章将简要介绍统计决策的若干基本概念、Bayes 统计决策、Minimax 准则、
 注: 将逗号 “,” 改为顿号 “、”, 1 处

P_{341} , -12 行中:

{ 误: a_2 : 购买理财, 根据市场情况可净赚 2000 元, 但也可能亏损 5000 元.
 正: a_3 : 购买理财, 根据市场情况可净赚 2000 元, 但也可能亏损 5000 元.
 注: 将 a_2 改为 a_3

P_{341} , -8 行中:

{ 误: 可写出投资者的收益矩阵如表 7.1.1.
 正: 可写出投资者的收益矩阵, 如表 7.1.1.
 注: 添加逗号

P_{342} , 第 8-9 行中:

{ 误: 取值于样本空间 \mathcal{X} 内的随机变量 X 及其分布族是 $\{f(x, \theta), \theta \in \Theta\}$ 构成
 的统计决策问题第一个要素, 其中 $f(x, \theta)$ 是 X 的概率函数,
 正: 取值于样本空间 \mathcal{X} 内的随机变量 X 及其分布族是 $\{f(x|\theta), \theta \in \Theta\}$ 构成统计决策问题
 的第一个要素, 其中 $f(x|\theta)$ 是 X 的概率函数 (即当 X 是连续型 r.v. 时, 它表示给定 θ 时
 X 的密度函数; 当 X 是离散型 r.v. 时, 它表示给定 θ 时 X 的概率分布),
 注: 除了添加的说明外, 注意将其中的 $f(x, \theta)$ 改为 $f(x|\theta)$, 2 处

P_{342} , -11 行中:

- { 误: 定义在参数空间 Θ 上的先验分布函数 $F^\pi(\theta)$ 或概率函数 $\pi(\theta)$.
 正: 定义在参数空间 Θ 上的先验分布 $\pi(\theta)$ (或称为先验概率函数, 即当 θ 是连续型 r.v. 时它表示其先验密度, 当 θ 是离散型 r.v. 时它表示其先验概率分布).

P_{343} , -4 至 -1 行 (定义 7.1.4) 中的下列内容:

“设 $R(\delta, \theta)$ 为 δ 的风险函数, $H(\theta)$ 为 θ 的先验分布 (若存在密度, 用 $\pi(\theta)$ 表示), 则称

$$R_H(\delta) = \mathbb{E}^\theta[R(\delta, \theta)] = \int_{\Theta} R(\delta, \theta) dH(\theta)$$

为 δ 的 Bayes 风险 (Bayes risk).”

改为

“设 $R(\delta, \theta)$ 为 δ 的风险函数, $\pi(\theta)$ 为 θ 的先验分布, 则称

$$R_\pi(\delta) = \mathbb{E}^\theta[R(\delta, \theta)] = \begin{cases} \int_{\Theta} R(\delta, \theta) \pi(\theta) d\theta, & \text{当 } \theta \text{ 为连续型 r.v.} \\ \sum_i R(\delta, \theta_i) \pi(\theta_i), & \text{当 } \theta \text{ 为离散型 r.v.} \end{cases} \quad (7.1.3)$$

为 δ 的 Bayes 风险 (Bayes risk).”

P_{344} , 第 1-2 行中:

- { 误: 由定义可见 Bayes 风险是将风险函数以 θ 的先验分布 $H(\theta)$ 为权的一种加权平均.
 正: 由定义可见 Bayes 风险是将风险函数以 θ 的先验分布 $\pi(\theta)$ 为权的一种加权平均.
 注: 将其中的 $H(\theta)$ 改为 $\pi(\theta)$, 1 处

P_{344} , 第 4 行 (定义 7.1.5) 中:

- { 误: 设 δ_1 和 δ_2 为 θ 的两个决策函数, 若 $R_H(\delta_1) \leq R_H(\delta_2)$,
 正: 设 δ_1 和 δ_2 为 θ 的两个决策函数, 若 $R_\pi(\delta_1) \leq R_\pi(\delta_2)$,
 注: 将其中的 R_H 改为 R_π , 2 处

P_{344} , 第 6 行 (定义 7.1.5) 中:

- { 误: $R_H(\delta^*) \leq R_H(\delta)$, (7.1.4)
 正: $R_\pi(\delta^*) \leq R_\pi(\delta)$, (7.1.4)

P_{344} , 第 9-11 行中:

- { 误: 设给定 θ 时, 随机变量 $X \sim f(x|\theta)$, θ 的先验分布是 $H(\theta)$ (如有密度, 用 $\pi(\theta)$ 记之), θ 的后验分布函数为 $H(\theta|\mathbf{x})$ (如有后验密度, 以 $\pi(\theta|\mathbf{x})$ 记之). 令 $L(\delta, \theta)$ 为损失函数, 将其按后验分布 $H(\theta|\mathbf{x})$ 求平均, 得到后验风险. 其定义如下.
 正: 设给定 θ 时, 随机变量 $X \sim f(x|\theta)$, θ 的先验分布是 $\pi(\theta)$, θ 的后验分布为 $\pi(\theta|\mathbf{x})$. 令 $L(\delta, \theta)$ 为损失函数, 将其按后验分布 $\pi(\theta|\mathbf{x})$ 求平均, 得到后验风险. 其定义如下

P_{344} , 第 13-16 行 (定义 7.1.6) 中的下列内容:

“设 $H(\theta|\mathbf{x})$ 为 θ 的后验分布函数, $L(\delta, \theta)$ 为损失函数, 则称

$$R(\delta|\mathbf{x}) = \mathbb{E}^{\theta|\mathbf{x}}[L(\delta, \theta)] = \int_{\Theta} L(\delta, \theta)H(d\theta|\mathbf{x}) \quad (7.1.5)$$

为决策函数 δ 的后验风险 (posterior risk). 上式积分中用符号 $H(d\theta|\mathbf{x})$ 而不用 $dH(\theta|\mathbf{x})$ 的好处是: 前者指明了被积变量是 θ 而不是 \mathbf{x} .”

改为

“设 $\pi(\theta|\mathbf{x})$ 为 θ 的后验分布, $L(\delta, \theta)$ 为损失函数, 则称

$$R(\delta|\mathbf{x}) = \mathbb{E}^{\theta|\mathbf{x}}[L(\delta, \theta)] = \begin{cases} \int_{\Theta} L(\delta, \theta)\pi(\theta|\mathbf{x})d\theta, & \text{当 } \theta \text{ 为连续型 r.v.} \\ \sum_i L(\delta(\mathbf{x}), \theta_i)\pi(\theta_i|\mathbf{x}), & \text{当 } \theta \text{ 为离散型 r.v.} \end{cases} \quad (7.1.5)$$

为决策函数 δ 的后验风险 (posterior risk).”

P_{344} , -6 至 -2 行中的下列内容:

“由 Bayes 风险 $R_H(\delta)$ 的定义可知

$$\begin{aligned} R_H(\delta) &= \mathbb{E}^{\theta}[R(\delta, \theta)] = \int_{\Theta} R(\delta, \theta)dH(\theta) = \int_{\Theta} \left[\int_{\mathcal{X}} L(\delta, \theta)F(d\mathbf{x}|\theta) \right] dH(\theta) \\ &= \int_{\mathcal{X}} \left[\int_{\Theta} L(\delta, \theta)H(d\theta|\mathbf{x}) \right] dF_m(\mathbf{x}) = \int_{\mathcal{X}} R(\delta|\mathbf{x})dF_m(\mathbf{x}) \\ &= \mathbb{E}^{\mathbf{X}}[R(\delta|\mathbf{X})], \end{aligned} \quad (7.1.7)$$

其中 $F_m(\mathbf{x})$ 是 \mathbf{X} 的边缘分布 (如有密度, 以 $f_m(\mathbf{x})$ 记之),”

改为

“利用下列事实: $f(\mathbf{x}, \theta) = f(\mathbf{x}|\theta)\pi(\theta) = \pi(\theta|\mathbf{x})m(\mathbf{x})$, 将贝叶斯风险 $R_{\pi}(\delta(\mathbf{x}))$ 表达式改写如下:

$$\begin{aligned} R_{\pi}(\delta) &= \mathbb{E}^{\theta}[R(\delta, \theta)] = \int_{\Theta} R(\delta, \theta)\pi(\theta)d\theta = \int_{\Theta} \left[\int_{\mathcal{X}} L(\delta, \theta)f(\mathbf{x}|\theta)d\mathbf{x} \right] \pi(\theta)d\theta \\ &= \int_{\mathcal{X}} \left[\int_{\Theta} L(\delta, \theta)\pi(\theta|\mathbf{x})d\theta \right] m(\mathbf{x})d\mathbf{x} = \int_{\mathcal{X}} R(\delta|\mathbf{x})m(\mathbf{x})d\mathbf{x} \\ &= \mathbb{E}^{\mathbf{X}}[R(\delta|\mathbf{X})], \end{aligned} \quad (7.1.7)$$

其中 $m(\mathbf{x})$ 是 \mathbf{X} 的边缘分布,”

P_{345} , 第 1 行中:

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: Bayes 风险有两种表达式 } R_H(\delta) = \mathbb{E}^{\theta}[R(\delta, \theta)] = \mathbb{E}^{\mathbf{X}}[R(\delta|\mathbf{X})], \\ \text{正: Bayes 风险有两种表达式 } R_{\pi}(\delta) = \mathbb{E}^{\theta}[R(\delta, \theta)] = \mathbb{E}^{\mathbf{X}}[R(\delta|\mathbf{X})], \\ \text{注: 将 } R_H(\delta) \text{ 改为 } R_{\pi}(\delta) \end{array} \right.$$

P_{345} , 将第 8-10 行 (定理 7.1.1) 中的下列内容:

“对任何样本值 \mathbf{x} , 若存在决策函数 $\delta_H(\mathbf{x})$, 满足条件

$$R(\delta_H|\mathbf{x}) = \inf_{\delta \in \mathcal{A}} R(\delta|\mathbf{x}),$$

则 δ_H 为先验分布 $H(\theta)$ 之下的 Bayes 解。”

改为

“对任何样本值 \mathbf{x} , 若存在决策函数 $\delta_\pi(\mathbf{x})$, 满足条件

$$R(\delta_\pi|\mathbf{x}) = \inf_{\delta \in \mathcal{A}} R(\delta|\mathbf{x}),$$

则 δ_π 为先验分布 $\pi(\theta)$ 下的 Bayes 解。”

注: 将其中的 δ_H 改为 δ_π , 共 3 处; 将 $H(\theta)$ 改为 $\pi(\theta)$, 1 处

P_{345} , 第 12 行中:

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: } R(\delta|\mathbf{x}) = \int_{\Theta} L(\delta, \theta)H(d\theta|\mathbf{x}) \geq \int_{\Theta} L(\delta_H, \theta)H(d\theta|\mathbf{x}) = R(\delta_H|\mathbf{x}) \\ \text{正: } R(\delta|\mathbf{x}) = \int_{\Theta} L(\delta, \theta)\pi(\theta|\mathbf{x})d\theta \geq \int_{\Theta} L(\delta_\pi, \theta)\pi(\theta|\mathbf{x})d\theta = R(\delta_\pi|\mathbf{x}) \\ \text{注: 将其中的 } H(d\theta|\mathbf{x}) \text{ 改为 } \pi(\theta|\mathbf{x})d\theta, \text{ 将 } \delta_H \text{ 改为 } \delta_\pi, \text{ 各 2 处} \end{array} \right.$$

P_{345} , 第 14 行中:

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: } R_H(\delta) = \int_{\mathcal{X}} R(\delta|\mathbf{x})dF_m(\mathbf{x}) \geq \int_{\mathcal{X}} R(\delta_H|\mathbf{x})dF_m(\mathbf{x}) = R_H(\delta_H), \\ \text{正: } R_\pi(\delta) = \int_{\mathcal{X}} R(\delta|\mathbf{x})m(\mathbf{x})d\mathbf{x} \geq \int_{\mathcal{X}} R(\delta_\pi|\mathbf{x})m(\mathbf{x})d\mathbf{x} = R_\pi(\delta_\pi), \\ \text{注: 将 } dF_m(\mathbf{x}) \text{ 改为 } m(\mathbf{x})d\mathbf{x}, \text{ 2 处; 将 } \delta_H \text{ 改为 } \delta_\pi, \text{ 2 处; 将 } R_H \text{ 改为 } R_\pi, \text{ 2 处} \end{array} \right.$$

P_{347} , 将第 6-10 行中的下列内容:

“**证** 由定理 7.1.1 可知 Bayes 解就是后验风险达到最小的决策函数, 因此有

$$R(a|\mathbf{x}) = \mathbb{E}[(\theta - a)^2|\mathbf{x}] = \int_{\Theta} [\theta^2 - 2a\theta + a^2]H(d\theta|\mathbf{x}).$$

令

$$\frac{dR(a|\mathbf{x})}{da} = -2 \int_{\Theta} \theta H(d\theta|\mathbf{x}) + 2a = 0,$$

解方程得 $a = \hat{\theta}_B(\mathbf{x}) = \int_{\Theta} \theta H(d\theta|\mathbf{x}) = \mathbb{E}(\theta|\mathbf{x})$, 且 $\frac{d^2}{da^2}[R(a|\mathbf{x})] = 2 > 0$ 。”

改为

“**证** 由定理 7.1.1 可知 Bayes 解就是后验风险达到最小的决策函数, 因此有

$$R(a|\mathbf{x}) = \mathbb{E}[(\theta - a)^2|\mathbf{x}] = \int_{\Theta} [\theta^2 - 2a\theta + a^2]\pi(\theta|\mathbf{x})d\theta.$$

令

$$\frac{dR(a|\mathbf{x})}{da} = -2 \int_{\Theta} \theta \pi(\theta|\mathbf{x}) d\theta + 2a = 0,$$

解方程得 $a = \hat{\theta}_B(\mathbf{x}) = \int_{\Theta} \theta \pi(\theta|\mathbf{x}) d\theta = \mathbb{E}(\theta|\mathbf{x})$, 且 $\frac{d^2}{da^2}[R(a|\mathbf{x})] = 2 > 0$ 。”

注: 将其中的 $H(d\theta|\mathbf{x})$ 改为 $\pi(\theta|\mathbf{x})d\theta$, 共 3 处

P_{348} , 第 7-13 行中的下列内容:

“证 由定理 7.1.1 可知, Bayes 解就是后验风险达到最小的决策函数, 故有

$$R(a|\mathbf{x}) = \mathbb{E}[w(\theta)(\theta - a)^2|\mathbf{x}] = \int_{\Theta} [w(\theta)\theta^2 - 2\theta w(\theta)a + w(\theta)a^2] H(d\theta|\mathbf{x}).$$

令

$$\frac{d}{da}[R(a|\mathbf{x})] = -2 \int_{\Theta} \theta w(\theta) H(d\theta|\mathbf{x}) + 2a \int_{\Theta} w(\theta) H(d\theta|\mathbf{x}) = 0,$$

解方程得

$$a = \hat{\theta}_B = \frac{\int_{\Theta} \theta w(\theta) H(d\theta|\mathbf{x})}{\int_{\Theta} w(\theta) H(d\theta|\mathbf{x})} = \frac{\mathbb{E}(\theta w(\theta)|\mathbf{x})}{\mathbb{E}(w(\theta)|\mathbf{x})},$$

且 $\frac{d^2}{da^2}[R(a|\mathbf{x})] > 0$. 定理得证。”

改为

“证 由定理 7.1.1 可知, Bayes 解就是后验风险达到最小的决策函数, 故有

$$R(a|\mathbf{x}) = \mathbb{E}[w(\theta)(\theta - a)^2|\mathbf{x}] = \int_{\Theta} [w(\theta)\theta^2 - 2\theta w(\theta)a + w(\theta)a^2] \pi(\theta|\mathbf{x}) d\theta.$$

令

$$\frac{d}{da}[R(a|\mathbf{x})] = -2 \int_{\Theta} \theta w(\theta) \pi(\theta|\mathbf{x}) d\theta + 2a \int_{\Theta} w(\theta) \pi(\theta|\mathbf{x}) d\theta = 0,$$

解方程得

$$a = \hat{\theta}_B = \frac{\int_{\Theta} \theta w(\theta) \pi(\theta|\mathbf{x}) d\theta}{\int_{\Theta} w(\theta) \pi(\theta|\mathbf{x}) d\theta} = \frac{\mathbb{E}(\theta w(\theta)|\mathbf{x})}{\mathbb{E}(w(\theta)|\mathbf{x})},$$

且 $\frac{d^2}{da^2}[R(a|\mathbf{x})] > 0$. 定理得证。”

注: 将其中的 $H(d\theta|\mathbf{x})$ 改为 $\pi(\theta|\mathbf{x})d\theta$, 共 5 处

P_{354} , -4 行 (定理 7.3.1) 中:

$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: 设 } \delta^* \text{ 为在先验分布 } H(\theta) \text{ 之下的 Bayes 解,} \\ \text{正: 设 } \delta^* \text{ 为在先验分布 } \pi(\theta) \text{ 之下的 Bayes 解,} \\ \text{注: 将其中的 } H(\theta) \text{ 改为 } \pi(\theta), \text{ 1 处} \end{array} \right.$

P_{355} , 第 1-5 行中的下列内容:

“故 $R(\delta, \theta) < c$ 对一切 $\theta \in \Theta$ 成立, 这时将两边关于 θ 的先验分布 $H(\theta)$ 求平均可得

$$R_H(\delta) = \int_{\Theta} R(\delta, \theta) dH(\theta) < c \int_{\Theta} dH(\theta) = \int_{\Theta} R(\delta^*, \theta) dH(\theta) = R_H(\delta^*),$$

即 $R_H(\delta) < R_H(\delta^*)$ (其中 $R_H(\delta)$ 为 δ 的 Bayes 风险, $R_H(\delta^*)$ 为 δ^* 的 Bayes 风险), 这与 δ^* 为 Bayes 解矛盾.”

改为

“故 $R(\delta, \theta) < c$ 对一切 $\theta \in \Theta$ 成立, 这时将两边关于 θ 的先验分布 $\pi(\theta)$ 求平均可得

$$R_{\pi}(\delta) = \int_{\Theta} R(\delta, \theta) \pi(\theta) d\theta < c \int_{\Theta} \pi(\theta) d\theta = \int_{\Theta} R(\delta^*, \theta) \pi(\theta) d\theta = R_{\pi}(\delta^*),$$

即 $R_{\pi}(\delta) < R_{\pi}(\delta^*)$ (其中 $R_{\pi}(\delta)$ 为 δ 的 Bayes 风险, $R_{\pi}(\delta^*)$ 为 δ^* 的 Bayes 风险), 这与 δ^* 为 Bayes 解矛盾”

注: 将积分中的 $dH(\theta)$ 改为 $\pi(\theta)d\theta$, 共 3 处; 将 R_H 改为 R_{π} , 共 6 处; 将第 1 行中 $H(\theta)$ 改为 $\pi(\theta)$, 1 处

P_{355} , 第 7 行中:

- ⎧ 误: 求 θ 的 Minimax 估计.
- ⎧ 正: 问在 a, b 取何值时 θ 的 Minimax 估计存在? 在其存在时求出它的表达式.

P_{355} , -6 行 (定理 7.3.2) 中:

- ⎧ 误: 设 δ_k 为一个统计决策问题在先验分布 H_k 之下的 Bayes 解,
- ⎧ 正: 设 δ_k 为一个统计决策问题在先验分布 π_k 之下的 Bayes 解,
- 注:** 将其中的 H_k 改为 π_k , 共 1 处

P_{356} , 第 5-8 行中的下列内容:

“于是有

$$\begin{aligned} R_{H_k}(\delta) &= \int_{\Theta} R(\delta, \theta) dH_k(\theta) \leq \int_{\Theta} M(\delta) dH_k(\theta) = M(\delta) \\ &< r_k = \int_{\Theta} R(\delta_k, \theta) dH_k(\theta) = R_{H_k}(\delta_k). \end{aligned}$$

这与 δ_k 为先验分布 $H_k(\theta)$ 之下的 Bayes 解矛盾.”

改为

“于是有

$$\begin{aligned} R_{\pi_k}(\delta) &= \int_{\Theta} R(\delta, \theta) \pi_k(\theta) d\theta \leq \int_{\Theta} M(\delta) \pi_k(\theta) d\theta = M(\delta) \\ &< r_k = \int_{\Theta} R(\delta_k, \theta) \pi_k(\theta) d\theta = R_{\pi_k}(\delta_k). \end{aligned}$$

这与 δ_k 为先验分布 $\pi_k(\theta)$ 之下的 Bayes 解矛盾。”

注: 将积分中的 $dH_k(\theta)$ 改为 $\pi_k(\theta)d\theta$, 共 3 处; 将 R_{H_k} 改为 R_{π_k} , 共 2 处; 将第 8 行中 $H_k(\theta)$ 改为 $\pi_k(\theta)$, 1 处

P_{356} , 第 11 行中:

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: 解 找一串 } \theta \text{ 的先验分布 } \{H_k\}, H_k \text{ 为 } N(0, k^2), k = 1, 2, \dots \\ \text{正: 解 找一串 } \theta \text{ 的先验分布 } \{\pi_k\}, \pi_k \text{ 为 } N(0, k^2), k = 1, 2, \dots \\ \text{注: 将 } H_k \text{ 改为 } \pi_k, 2 \text{ 处} \end{array} \right.$$

P_{356} , -3 行中:

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: } r_k = R_{H_k}(\delta_k) = \\ \text{正: } r_k = R_{\pi_k}(\delta_k) = \\ \text{注: 将 } R_{H_k} \text{ 改为 } R_{\pi_k} \end{array} \right.$$

P_{357} , 第 6 行中:

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: 综合指标 } R_H(\delta) \text{ 和 } M(\delta) \text{ 等, 以其作为比较的准则.} \\ \text{正: 综合指标 } R_{\pi}(\delta) \text{ 和 } M(\delta) \text{ 等, 以其作为比较的准则.} \\ \text{注: 将其中的 } R_H(\delta) \text{ 改为 } R_{\pi}(\delta) \end{array} \right.$$

P_{362} , 第 16-21 行 (定理 7.5.1) 中的下列内容:

“在 Bayes 决策问题中, 设 δ_H 为先验分布 $H(\theta)$ 下的 Bayes 解, 若 $H(\theta)$ 和 δ_H 满足下列条件:

- (1) 先验分布 $H(\theta)$ 对参数空间 Θ 的任何非空开子集有正概率;
- (2) δ_H 的 Bayes 风险 $R_H(\delta_H) < \infty$;
- (3) 对任何决策函数 δ , $R(\delta, \theta)$ 为 θ 的连续函数,

则 δ_H 为容许的。”

改为

“在 Bayes 决策问题中, 设 δ_{π} 为先验分布 $\pi(\theta)$ 下的 Bayes 解, 若 $\pi(\theta)$ 和 δ_{π} 满足下列条件:

- (1) 先验分布 $\pi(\theta)$ 对参数空间 Θ 的任何非空开子集有正概率;
- (2) δ_{π} 的 Bayes 风险 $R_{\pi}(\delta_{\pi}) < \infty$;
- (3) 对任何决策函数 δ , $R(\delta, \theta)$ 为 θ 的连续函数,

则 δ_{π} 为容许的。”

注: 将其中的 $H(\theta)$ 改为 $\pi(\theta)$, 共 3 处; 将 δ_H 改为 δ_π , 共 5 处; 将 (2) 中 R_H 改为 R_π , 共 1 处

P_{362} , -6 行中:

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: } R(\delta^*, \theta) \leq R(\delta_H, \theta), \quad \text{一切 } \theta \in \Theta, \\ \text{正: } R(\delta^*, \theta) \leq R(\delta_\pi, \theta), \quad \text{一切 } \theta \in \Theta, \\ \text{注: 将其中 } \delta_H \text{ 改为 } \delta_\pi, \text{ 共 1 处} \end{array} \right.$$

P_{362} , -4 行中:

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: } R(\delta^*, \theta_0) < R(\delta_H, \theta_0). \\ \text{正: } R(\delta^*, \theta_0) < R(\delta_\pi, \theta_0). \\ \text{注: 将其中 } \delta_H \text{ 改为 } \delta_\pi, \text{ 共 1 处} \end{array} \right.$$

P_{362} , -3 行中:

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: 由 } R(\delta_H, \theta) \text{ 的连续性,} \\ \text{正: 由 } R(\delta_\pi, \theta) \text{ 的连续性,} \\ \text{注: 将其中 } \delta_H \text{ 改为 } \delta_\pi, \text{ 共 1 处} \end{array} \right.$$

P_{362} , -1 行中:

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: } R(\delta^*, \theta) < R(\delta_H, \theta) - \varepsilon, \quad \text{一切 } \theta \in \mathcal{S}_\rho(\theta_0). \\ \text{正: } R(\delta^*, \theta) < R(\delta_\pi, \theta) - \varepsilon, \quad \text{一切 } \theta \in \mathcal{S}_\rho(\theta_0). \\ \text{注: 将其中 } \delta_H \text{ 改为 } \delta_\pi, \text{ 共 1 处} \end{array} \right.$$

P_{363} , 第 1-6 行中的下列内容:

“于是对 δ^* 的 Bayes 风险有

$$\begin{aligned} R_H(\delta^*) &= \int_{\mathcal{S}_\rho(\theta_0)} R(\delta^*, \theta) dH(\theta) + \int_{\Theta - \mathcal{S}_\rho(\theta_0)} R(\delta^*, \theta) dH(\theta) \\ &\leq \int_{\mathcal{S}_\rho(\theta_0)} [R(\delta_H, \theta) - \varepsilon] dH(\theta) + \int_{\Theta - \mathcal{S}_\rho(\theta_0)} R(\delta_H, \theta) dH(\theta) \\ &= R_H(\delta_H) - \varepsilon \mathbb{P}(\theta \in \mathcal{S}_\rho(\theta_0)). \end{aligned}$$

由假设 (1) 可知 $\mathbb{P}(\theta \in \mathcal{S}_\rho(\theta_0)) > 0$, 从而有 $R_H(\delta^*) < R_H(\delta_H)$, 这与 δ_H 为 θ 的 Bayes 解矛盾.”

改为

“于是对 δ^* 的 Bayes 风险有

$$\begin{aligned} R_\pi(\delta^*) &= \int_{\mathcal{S}_\rho(\theta_0)} R(\delta^*, \theta) \pi(\theta) d\theta + \int_{\Theta - \mathcal{S}_\rho(\theta_0)} R(\delta^*, \theta) \pi(\theta) d\theta \\ &\leq \int_{\mathcal{S}_\rho(\theta_0)} [R(\delta_\pi, \theta) - \varepsilon] \pi(\theta) d\theta + \int_{\Theta - \mathcal{S}_\rho(\theta_0)} R(\delta_\pi, \theta) \pi(\theta) d\theta \\ &= R_\pi(\delta_\pi) - \varepsilon \mathbb{P}(\theta \in \mathcal{S}_\rho(\theta_0)). \end{aligned}$$

由假设 (1) 可知 $\mathbb{P}(\theta \in \mathcal{S}_\rho(\theta_0)) > 0$, 从而有 $R_\pi(\delta^*) < R_\pi(\delta_\pi)$, 这与 δ_π 为 θ 的 Bayes 解矛盾.”

注: 将其中的 R_H 改为 R_π , 共 4 处; 将积分中的 $dH(\theta)$ 改为 $\pi(\theta)d\theta$, 共 4 处; 将其中的 δ_H 改为 δ_π , 共 5 处;

P_{363} , 第 8-9 行 (定理 7.5.2) 中:

- $$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: 若在给定的先验分布 } H(\theta) \text{ 下的 Bayes 估计 } \delta_H \text{ 是唯一的,} \\ \text{正: 若在给定的先验分布 } \pi(\theta) \text{ 下的 Bayes 估计 } \delta_\pi \text{ 是唯一的,} \end{array} \right.$$

P_{363} , 第 10-14 行中的下列内容:

“**证** 反证. 若 δ_H 不是可容许的, 则必存在另一个估计 $\delta^* \neq \delta_H$, 使得

$$R(\delta^*, \theta) \leq R(\delta_H, \theta), \quad \text{一切 } \theta \in \Theta,$$

且严格不等式至少对某个 $\theta \in \Theta$ 成立. 上式两边关于先验分布 $H(\theta)$ 求期望得到

$$R_H(\delta^*) = \int_{\Theta} R(\delta^*, \theta) dH(\theta) \leq \int_{\Theta} R(\delta_H, \theta) dH(\theta) = R_H(\delta_H).$$

故 $\delta^* = \delta_H$ 与 δ_H 的唯一性矛盾.”

改为

“**证** 反证. 若 δ_π 不是可容许的, 则必存在另一个估计 $\delta^* \neq \delta_\pi$, 使得

$$R(\delta^*, \theta) \leq R(\delta_\pi, \theta), \quad \text{一切 } \theta \in \Theta,$$

且严格不等式至少对某个 $\theta \in \Theta$ 成立. 上式两边关于先验分布 $\pi(\theta)$ 求期望得到

$$R_\pi(\delta^*) = \int_{\Theta} R(\delta^*, \theta) \pi(\theta) d\theta \leq \int_{\Theta} R(\delta_\pi, \theta) \pi(\theta) d\theta = R_\pi(\delta_\pi).$$

故 $\delta^* = \delta_\pi$ 与 δ_π 的唯一性矛盾.”

注: 将其中的 δ_H 改为 δ_π , 共 7 处; 将其中的 R_H 改为 R_π , 共 2 处; 将积分中的 $dH(\theta)$ 改为 $\pi(\theta)d\theta$, 共 2 处; 将第 12 行中的 $H(\theta)$ 改为 $\pi(\theta)$, 共 1 处

P_{363} , -5 至 -4 行中:

- $$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: 证明参数 } \theta \text{ 的 Minimax 估计 } \delta_{\sqrt{n}/2, \sqrt{n}/2}(x) = (x + \sqrt{n}/2)/(n + \sqrt{n}/2) \text{ 是可容许的.} \\ \text{正: 证明参数 } \theta \text{ 的 Minimax 估计 } \delta_{\sqrt{n}/2, \sqrt{n}/2}(x) = (x + \sqrt{n}/2)/(n + \sqrt{n}) \text{ 是可容许的.} \\ \text{注: } \theta \text{ 的 Minimax 估计的分母是 } (n + \sqrt{n}) \text{ 而不是 } (n + \sqrt{n}/2) \end{array} \right.$$

P_{364} , 第 1 行中:

- $$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: 当取 } a = b = \sqrt{n}/2 \text{ 时, 风险函数为常数, 故} \\ \text{正: 由例 7.3.1 可知: 当取 } a = b = \sqrt{n}/2 \text{ 时, 风险函数为常数, 故} \end{array} \right.$$

P_{364} , 第 2 行中:

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: } \delta_{\sqrt{n}/2, \sqrt{n}/2}(x) = \frac{x + \sqrt{n}/2}{n + \sqrt{n}/2} \quad (7.5.1) \\ \text{正: } \delta_{\sqrt{n}/2, \sqrt{n}/2}(x) = \frac{x + \sqrt{n}/2}{n + \sqrt{n}} \quad (7.5.1) \end{array} \right.$$

注: θ 的 Minimax 估计 (7.5.1) 的分母是 $(n + \sqrt{n})$ 而不是 $(n + \sqrt{n}/2)$

P_{364} , 第 13 行中:

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: 事实上, 若取 } \theta \text{ 的先验分布 } H(\theta) \text{ 为 } N(0, \tau^2), \\ \text{正: 事实上, 若取 } \theta \text{ 的先验分布 } \pi(\theta) \text{ 为 } N(0, \tau^2), \\ \text{注: 将其中的 } H(\theta) \text{ 改为 } \pi(\theta), 1 \text{ 处} \end{array} \right.$$

P_{364} , 第 15 行中:

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: } \delta_H(\mathbf{X}) = \frac{n\tau^2}{1 + n\tau^2} \bar{X} = c\bar{X}. \\ \text{正: } \delta_\pi(\mathbf{X}) = \frac{n\tau^2}{1 + n\tau^2} \bar{X} = c\bar{X}. \\ \text{注: 将其中 } \delta_H \text{ 改为 } \delta_\pi, \text{ 共 1 处} \end{array} \right.$$

P_{364} , 第 16 行中:

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{误: 不难验证定理 7.5.1 的条件 (1)-(3) 皆成立,} \\ \text{正: 不难验证定理 7.5.1 的条件 (1)-(2) 成立; 利用定理 1.5.2, 容易说明定理 7.5.1 的条件 (3) 也成立;} \end{array} \right.$$