# 生物统计基础 (P3)

统计 91 董晟渤, 2193510853 西安交通大学数学与统计学院

日期: 2022年5月

## 目录

1	方法	: 两样本独立性检验	1
	1.1	问题提出	1
	1.2	Fisher 精确检验	1
	1.3	$\chi^2$ 拟合优度检验	3
2	应用	1: 模拟数据	4
	2.1	模拟数据的生成	4
	2.2	检验的结果	4
	2.3	重复模拟的结果	4
3	应用	2: 真实数据	6
	3.1	真实数据的选取	6
	3.2	检验的结果	6
附:	录		i
	A	代码 1: Fisher 精确检验的零分布	i
	В	代码 2: 两样本独立性检验	i

## 1 方法:两样本独立性检验

## 1.1 问题提出

假设我们有一批数据,关于特征 A 和特征 B 可以对它们进行分类. 例如, A 和  $\bar{A}$  可以表示受试者是否具有某项特征, 而 B 和  $\bar{B}$  可以表示受试者是否患有某种疾病. 将数据整理,并列出表格如表 1所示.

	B	$\bar{B}$	合计
$\overline{A}$	$n_{11}$	$n_{12}$	$n_1$ .
$\bar{A}$	$n_{21}$	$n_{22}$	$n_2$ .
合计	$n_{\cdot 1}$	$n_{\cdot 2}$	n

表 1: 数据关于特征 A 和特征 B 的分类

我们希望能够探究: 特征 *A* 与特征 *B* 是否是独立的? 对于上面所举的例子而言, 就是探究受试者的某项特征是否会引起或者抑制某种疾病. 通常, 记

$$p_1 = \mathbb{P}(B|A), \quad p_2 = \mathbb{P}(B|\bar{A}),$$

它们对应的估计为

$$\hat{p}_1 = \frac{n_{11}}{n_{11} + n_{12}} = \frac{n_{11}}{n_{1.}}, \quad \hat{p}_2 = \frac{n_{21}}{n_{21} + n_{22}} = \frac{n_{21}}{n_{2.}}.$$

如果 A 与 B 是独立的, 则一定有  $p_1 = p_2$ , 从而要研究特征 A 与特征 B 是否是独立的, 所要检验的假设为

$$H_0: p_1=p_2.$$

本篇报告中, 将叙述对该检验的精确检验方法 (即 Fisher 精确检验) 和近似检验方法 (即  $\chi^2$  检验), 并分别应用这两种检验方法于模拟数据和实际数据中, 探讨这两种方法的有效性.

## 1.2 Fisher 精确检验

假定样本量 n 已知, 并且**表 1**中的  $n_1$ ,  $n_2$ ,  $n_{-1}$  和  $n_{-2}$  均已知. 在  $H_0$  成立的情况下, 我们需要求出  $n_{11}$ ,  $n_{12}$ ,  $n_{21}$ ,  $n_{22}$  的零分布, 并基于该分布得到对于实际数据的 p 值的计算公式.

若  $p_1 = p_2$ , 则不管是已知 A 还是  $\bar{A}$ , 事件 B 发生的概率都相等, 且等于  $\mathbb{P}(B)$ . 记  $p = \mathbb{P}(B)$ . 首先, 从  $n_1 = n_{11} + n_{12}$  个满足特征 A 的数据中, 选出满足  $n_{11}$  个满足特征 B 的

数据的概率为

$$\binom{n_{11}+n_{12}}{n_{11}}\cdot p^{n_{11}}\cdot (1-p)^{n_{12}}.$$

另外一方面, 从  $n_{2} = n_{21} + n_{22}$  个不满足特征 A 的数据中, 选出满足  $n_{21}$  个满足特征 B 的数据的概率为

$$\binom{n_{21} + n_{22}}{n_{21}} \cdot p^{n_{21}} \cdot (1-p)^{n_{22}}.$$

而对于所有数据而言, 从n个数据中, 选出 $n_{11} = n_{11} + n_{21}$ 个满足特征B的数据的概率为

$$\binom{n_{11} + n_{12} + n_{21} + n_{22}}{n_{11} + n_{21}} \cdot p^{n_{11} + n_{21}} \cdot (1 - p)^{n_{12} + n_{22}}.$$

在上面的基础上, 计算得到: 从n个数据中, 选出 $n_{11}$ 个满足特征AB,  $n_{12}$ 个满足特征 $A\bar{B}$ ,  $n_{21}$ 个满足特征 $\bar{A}B$ ,  $n_{22}$ 个满足特征 $\bar{A}\bar{B}$  的概率

$$\mathbb{P}(n_{11}n_{12}n_{21}n_{22}) = \frac{\binom{n_{11} + n_{12}}{n_{11}} \binom{n_{21} + n_{22}}{n_{21}} \cdot p^{n_{11} + n_{21}} \cdot (1-p)^{n_{12} + n_{22}}}{\binom{n_{11} + n_{12} + n_{21} + n_{22}}{n_{11} + n_{21}} \cdot p^{n_{11} + n_{21}} \cdot (1-p)^{n_{12} + n_{22}}}$$

$$= \frac{(n_{11} + n_{12})! \cdot (n_{21} + n_{22})! \cdot (n_{11} + n_{21})! \cdot (n_{12} + n_{22})!}{(n_{11} + n_{12} + n_{21} + n_{22})! \cdot n_{11}! \cdot n_{12}! \cdot n_{21}! \cdot n_{22}!}$$

$$= \frac{n_{1}! \cdot n_{2}! \cdot n_{11}! \cdot n_{2}!}{n! \cdot n_{11}! \cdot n_{12}! \cdot n_{21}! \cdot n_{22}!}.$$

这便是我们所要求的  $n_{11}$ ,  $n_{12}$ ,  $n_{21}$ ,  $n_{22}$  的零分布. 当  $n_{11} = x$  时,  $n_{12} = n_{1.} - x$ ,  $n_{21} = n_{.1} - x$ ,  $n_{22} = n_{2.} - n_{21} = n_{2.} - n_{.1} + x$ , 也即只要  $n_{11}$  确定, 其余的数量也会被确定. 在上面的结果的基础上, 进一步有

$$\mathbb{P}(n_{11} = x) = \frac{n_1 ! \cdot n_2 ! \cdot n_1 ! \cdot n_2 !}{n! \cdot x! \cdot (n_1 - x)! \cdot (n_1 - x)! \cdot (n_2 - n_1 + x)!}.$$

这便是用于检验原假设的  $n_{11}$  的零分布.

基于上面的结果, 若  $n_{11} = a$ , 则检验的 p 值

$$p = 2 \min \left\{ \mathbb{P}(n_{11} \le a), \mathbb{P}(n_{11} \ge a), \frac{1}{2} \right\}.$$

记  $k = \min\{n_1, n_1\}$  为  $n_1$  的最大可能取值, 则检验的 p 值

$$p = 2 \min \left\{ \sum_{x=0}^{a} \mathbb{P}(n_{11} = x), \sum_{x=a}^{k} \mathbb{P}(n_{11} = x), \frac{1}{2} \right\}.$$

## 1.3 $\chi^2$ 拟合优度检验

上面的检验是精确的检验, 在计算上常常不太方便. 当样本量较大时, 可以考虑进行  $\chi^2$  拟合优度检验. 考虑到  $\Omega = AB \cup A\bar{B} \cup \bar{A}B \cup \bar{A}\bar{B}$ , 记

$$p_{11} = \mathbb{P}(AB), \quad p_{12} = \mathbb{P}(A\bar{B}), \quad p_{21} = \mathbb{P}(\bar{A}B), \quad p_{22} = \mathbb{P}(\bar{A}\bar{B}),$$

它们对应的估计为

$$\hat{p}_{11} = \frac{n_{1\cdot} \cdot n_{\cdot 1}}{n^2}, \quad \hat{p}_{12} = \frac{n_{1\cdot} \cdot n_{\cdot 2}}{n^2}, \quad \hat{p}_{21} = \frac{n_{2\cdot} \cdot n_{\cdot 1}}{n^2}, \quad \hat{p}_{22} = \frac{n_{2\cdot} \cdot n_{\cdot 2}}{n^2}.$$

进行  $\chi^2$  拟合优度检验时, 考虑的统计量为

$$\chi^2 = \frac{(n_{11} - np_{11})^2}{np_{11}} + \frac{(n_{12} - np_{12})^2}{np_{12}} + \frac{(n_{21} - np_{21})^2}{np_{21}} + \frac{(n_{22} - np_{22})^2}{np_{22}},$$

若代入  $\hat{p}_{11}$ ,  $\hat{p}_{12}$ ,  $\hat{p}_{21}$  和  $\hat{p}_{22}$ , 则

$$\chi^{2} = \sum_{i=1}^{2} \sum_{j=1}^{2} \frac{(n_{ij} - n\hat{p}_{ij})^{2}}{n\hat{p}_{ij}}$$

$$= \sum_{i=1}^{2} \sum_{j=1}^{2} \frac{(n \cdot n_{ij} - n_{i} \cdot n_{\cdot j})^{2}}{n \cdot n_{i} \cdot n_{\cdot j}}$$

$$= \frac{n \cdot (n_{11}n_{22} - n_{12}n_{21})^{2}}{n_{1} \cdot n_{2} \cdot n_{\cdot 1} \cdot n_{\cdot 2}}.$$

当  $H_0$  成立时, 有  $\chi^2 \xrightarrow{L} \chi^2(1)$ , 因此当样本量充分大时, 可以进行近似检验. 设代入实际数据计算得到的统计量为  $\chi_0^2$ , 则检验的 p 值

$$p = \mathbb{P}(\chi^2 \ge \chi_0^2).$$

## 2 应用 1: 模拟数据

#### 2.1 模拟数据的生成

生成模拟数据时,设 n=30. 首先通过二项分布  $\mathcal{B}(n,p_0)$ , 生成符合特征 A 和  $\bar{A}$  的数据 (这里的  $p_0$  不重要),并设符合特征 A 和  $\bar{A}$  的数据共有  $n_1$ . 和  $n_2$ . 个. 接下来,分别通过二项分布  $\mathcal{B}(n_1,p_1)$  和  $\mathcal{B}(n_2,p_2)$ , 生成 A 和  $\bar{A}$  中符合特征 B 的数据 (这里的  $p_1$  和  $p_2$  即为我们需要检验的参数). 设置  $p_0=0.5$ ,  $p_1=0.3$ ,  $p_2=0.6$ , 生成的数据如表 **2**所示.

	B	$\bar{B}$	合计
A	4	8	12
$\bar{A}$	13	5	18
合计	17	13	30

表 2: 模拟数据

## 2.2 检验的结果

对于**表 2**中的模拟数据, 首先进行 Fisher 精确检验. 此时  $n_{11} = 4$ , 而  $n_{11}$  的最大取值为 12, 计算得

$$p = \mathbb{P}(n_{11} \le 4) = 0.0830.$$

此时, 若取显著性水平为 0.05, 则接受原假设, 也即认为  $p_1 = p_2$ , 或者说认为 A 与 B 不相关; 若取显著性水平为 0.10, 则拒绝原假设, 认为 A 与 B 相关.

接下来,考虑进行  $\chi^2$  拟合优度检验,计算得

$$\chi_0^2 = \frac{30 \times (4 \times 5 - 8 \times 13)^2}{12^2 \times 18^2 \times 17^2 \times 13^2} = 4.4344,$$

据此求出

$$p = \mathbb{P}(\chi^2 \ge \chi_0^2) = 0.0352.$$

此时, 若取显著性水平为 0.05, 则拒绝原假设, 也即认为  $p_1 \neq p_2$ , 或者说认为 A = B 相关.

## 2.3 重复模拟的结果

同样选定 n = 30, 进行多次模拟, 得到的 p 值如表 3所示.

表 3: n = 30, 重复模拟的结果

检验类型	1	2	3	4	5
Fisher 精确检验	0.0830	0.5471	0.2470	0.0101	0.1552
$\chi^2$ 拟合优度检验	0.0352	0.3457	0.1269	0.0037	0.0730

根据**表 3**结果, 在进行 Fisher 精确检验时, p 值会比  $\chi^2$  拟合优度检验更大, 从而更容易接受原假设. 若将样本量设置为 n=100, 再次进行模拟, 所得的结果如**表 4**所示.

表 4: n = 100, 重复模拟的结果

检验类型	1	2	3	4	5
Fisher 精确检验	0.0122	0.1887	0.0084	0.0172	0.0142
$\chi^2$ 拟合优度检验	0.0070	0.1277	0.0049	0.0100	0.0082

当 n = 100 时, 所得的 p 值都较小, 得到的结论几乎都是拒绝原假设, 认为 A 与 B 相关.

## 3 应用 2: 真实数据

#### 3.1 真实数据的选取

数据来自课本,比较了乳腺癌患者与对照组的初产年龄,见表5.

初产年龄 ≥ 30 初产年龄 ≤ 29 合计 乳腺癌患者 683 2537 3220 非乳腺癌患者 1498 8747 10245 合计 2181 11284 13465

表 5: 乳腺癌患者与对照组的初产年龄的数据

#### 3.2 检验的结果

此时 n=13465, 无法进行精确检验, 因为 13465! 的计算较为麻烦. 在这里, 我们采用  $\chi^2$  检验的方式. 计算得

$$\chi_0^2 = \frac{13465 \times (683 \times 8747 - 2537 \times 1498)^2}{3220^2 \times 10245^2 \times 2181^2 \times 11284^2} = 78.3698,$$

而

$$p = \mathbb{P}(\chi^2 \ge \chi_0^2) \approx 0,$$

当显著性水平  $\alpha=0.05$  时, 拒绝原假设, 也即认为乳腺癌与初产年龄有关. 更具体地说, 在初产年龄  $\geq 30$  的受试者中, 有大约 31.32% 患有乳腺癌; 而在初产年龄  $\leq 29$  的受试者中, 只有大约 22.48% 患有乳腺癌, 据此得出结论, 初产年龄  $\geq 30$  的妇女更易患乳腺癌.

## 附录

## A 代码 1: Fisher 精确检验的零分布

以下代码存储在fisherpdf.m中.

#### B 代码 2: 两样本独立性检验

以下代码存储在main.m中.

```
Clc;
clear;
close;

%% 数据

n = 100;
n1 = binornd(n, 0.5); n2 = n - n1;
n11 = binornd(n1, 0.3); n12 = n1 - n11;
n21 = binornd(n2, 0.6); n22 = n2 - n21;

%% 精确检验

k = min(n11 + n12, n11 + n21);
prob = fisherpdf(0 : k, n11 + n12, n21 + n22, n11 + n21, n12 + n22, n);
p1 = 2 * min([sum(prob(1 : n11 + 1)), sum(prob(n11 + 1 : k + 1)), 0.5]);

%% 近似检验
```