

# 合理进行多重 Logistic 回归分析 ——结合平均处理效应分析

胡纯严<sup>1</sup>, 胡良平<sup>1,2\*</sup>

(1. 军事科学院研究生院, 北京 100850;

2. 世界中医药学会联合会临床科研统计学专业委员会, 北京 100029

\*通信作者: 胡良平, E-mail: lphu927@163.com)

**【摘要】** 本文目的是介绍如何结合平均处理效应分析, 合理地进行多重 Logistic 回归分析的方法。第一, 介绍了与平均处理效应分析有关的 4 个基本概念。第二, 介绍了平均处理效应分析中的核心内容, 即 6 种估算方法。第三, 通过一个假设的药物临床试验实例, 介绍了如何用 SAS 软件进行分析的全过程, 内容如下: ①采用传统的多重 Logistic 回归分析; ②采用倾向性评分模型计算逆概率权重; ③分别采用 6 种估算方法估计潜在结果均值和平均处理效应。

**【关键词】** 逆概率权重; 潜在结果均值; 平均处理效应; Logistic 回归模型; 倾向性评分模型

中图分类号: R195.1

文献标识码: A

doi: 10.11886/scjsws20221113005

## Reasonably conduct the multiple Logistic regression analysis combined with the average treatment effect analysis

Hu Chunyan<sup>1</sup>, Hu Liangping<sup>1,2\*</sup>

(1. Graduate School, Academy of Military Sciences PLA China, Beijing 100850, China;

2. Specialty Committee of Clinical Scientific Research Statistics of World Federation of Chinese Medicine Societies, Beijing 100029, China

\*Corresponding author: Hu Liangping, E-mail: lphu927@163.com)

**【Abstract】** The purpose of the paper was to introduce how to reasonably carry out multiple Logistic regression analysis combined with the average treatment effect analysis. Firstly, it introduced 4 basic concepts related to the average treatment effect analysis. Secondly, it presented the core contents in the average treatment effect analysis, that was, six estimation methods. Thirdly, through a hypothetical drug clinical trial example, it gave the whole process of how to use SAS software for the analysis. The contents were as follows: ① the traditional multiple Logistic regression model was used for the analysis; ② the propensity score model was used to calculate the inverse probability weights; ③ six estimation methods were used to estimate the potential outcome mean and the average treatment effect.

**【Keywords】** Inverse probability weight; Potential outcome mean; Average treatment effect; Logistic regression model; Propensity score model

在进行多重 Logistic 回归分析时, 若自变量中包含“处理变量”, 研究者不仅要关注处理变量对因变量的影响是否有统计学意义, 还希望了解处理变量取“处理水平”与“对照水平”所产生的因果效应, 这两个水平下的因果效应分别被称为潜在结果  $Y(1)$  与  $Y(0)$ 。进一步, 还需求出两种潜在结果期望值的差值, 该差值被称为平均处理效应 (ATE)。本文将介绍如何结合平均处理效应分析, 合理进行多重 Logistic 回归分析的基本思想和具体方法。

## 1 基本概念

### 1.1 潜在结果与潜在结果均值

潜在结果 (Potential Outcomes, PO) 被定义为与受试者相关的独特和内在价值, 它描述了一个理想

化的数据来源, 研究者可以观察受试者对所有可能处理分配的响应<sup>[1]</sup>。例如, 如果数据分析者正在估计一个二值处理变量  $T$  的因果效应 (设结果变量为  $Y$ ), 其中,  $T=0$  表示受试者接受的处理为对照水平,  $T=1$  表示受试者接受的处理为真实的处理水平, 那么每个受试者都有两个潜在结果  $Y(0)$  与  $Y(1)$ 。受试者水平 (也称为单位水平) 上的处理效应定义为潜在结果  $Y(1) - Y(0)$  的差值。

潜在结果  $Y(1)$  与  $Y(0)$  各自的期望值被称为潜在结果均值 (Potential Outcome Mean, POM)<sup>[2-3]</sup>, POM 的计算见式 (1)。

$$\mu_1 = E[Y(1)], \mu_0 = E[Y(0)] \quad (1)$$

式 (1) 中, “ $E[\cdot]$ ” 代表求 “ $\cdot$ ” 的期望值 (即总体均值)。

也可以说,潜在结果  $Y(1)$  与  $Y(0)$  分别是  $T=1$  与  $T=0$  条件下,  $Y$  的样本均值;而潜在结果均值  $\mu_1 = E[Y(1)]$  与  $\mu_0 = E[Y(0)]$  分别是  $T=1$  与  $T=0$  条件下,  $Y$  的总体均值。

### 1.2 平均处理效应

整个总体的平均处理效应有时也称为平均因果效应(ACE)<sup>[1]</sup>,其计算公式见式(2)。

$$ATE = \mu_1 - \mu_0 = E[Y(1)] - E[Y(0)] \quad (2)$$

由式(2)可知,平均处理效应在本质上反映了两种处理在总体上的因果效应之差。此差值的绝对值越大,表明处理变量的一个水平相对于另一个水平的作用越大。

### 1.3 处理组中的平均处理效应

处理组中的平均处理效应(Average Treatment Effect for the Treated, ATET 或 ATT)是处理组中的个体之间的平均因果效应<sup>[1]</sup>,其计算公式见式(3)。

$$ATT = \mu_{1T=1} - \mu_{0T=1} = E[Y(1)|T=1] - E[Y(0)|T=1] \quad (3)$$

式(3)中,  $\mu_{1T=1} = E[Y(1)|T=1]$  与  $\mu_{0T=1} = E[Y(0)|T=1]$  是处理组中分别接受真实处理与未接受真实处理的潜在结果。

### 1.4 逆概率权重

在估计上述提及的统计量(POM、ATE 和 ATT)时,需要对每个个体赋予不同的权重。有学者提出“逆概率加权”的方法<sup>[4]</sup>,即以受试者进入处理组的概率的倒数作为权重,代入估计统计量的公式中去计算。也就是说,构建二值处理变量的处理水平关于协变量的多重 Logistic 回归模型,求出各个体在二值处理变量上的预测值(即概率,也被称为倾向性评分)。当个体属于处理组时,求出的概率  $P$  保持不变;当个体属于对照组时,求出的概率  $P$  需进行简单变换,即修改为  $Q=1-P$ 。与这些个体对应的权重分别为  $1/P$  与  $1/Q$ 。

## 2 估算方法

### 2.1 估算方法简介

SAS/STAT 的 proc causaltrt 过程中介绍了 6 种与处理变量的因果效应统计量估计有关的方法<sup>[1,4]</sup>。通过拟合处理变量  $T$  或结果变量  $Y$  或两者的模型来调整混杂变量的影响。在 model 语句中指定结果变

量  $Y$ , 在 psmodel 语句中指定处理变量  $T$ , 通过在 proc causaltrt 语句中使用 method=选项指定估算方法(若未使用 method=选项,系统将使用默认估算方法)。

6 种估算方法包括:①逆概率加权(IPW)估算方法;②具有比率调整的逆概率加权(IPWR)估算方法;③具有比率和尺度调整的逆概率加权(IPWS)估算方法;④增强的逆概率加权(AIPW)估算方法;⑤逆概率加权回归调整(IPWREG)估算方法;⑥回归调整(REGADJ)估算方法。在使用前 5 种估算方法时,使用者必须在 psmodel 语句内为处理变量指定模型;而在使用第四种和第五种估算方法时,使用者还必须在 model 语句内为结果变量指定模型;在使用第六种估算方法时,使用者只需要在 model 语句内为结果变量指定模型。

### 2.2 估算方法的要求

使用者可在 proc causaltrt 语句的 method=选项中指定估算方法,并且,还可在 model 语句和 psmodel 语句中提供特定的附加建模信息,如表 1 所示。

表 1 估算方法的要求

Table 1 Requirements for estimation methods

method=	附加设定
IPW, IPWR or IPWS	psmodel 语句中处理变量的模型
REGADJ	model 语句中的结果变量模型。如果未指定结果变量模型,proc causaltrt 将分别为处理变量的每个水平拟合一个仅有截距项的模型
AIPW or IPWREG	model 语句中的结果变量模型和 psmodel 语句中的处理变量模型

### 2.3 具体的估算方法

因估算方法比较复杂,此处仅给出上述提及的 6 种估算方法中的前 3 种估算方法的计算公式,其他估算方法的计算公式见文献[1,4]。

Proc causaltrt 过程使用 psmodel 语句中指定的效应将 Logistic 回归拟合到倾向性评分模型。然后通过取估计的倾向性评分的倒数来计算逆概率权重。假设使用者有观测值  $(y_i, t_i, x_i)$ , 其中,  $i=1, 2, \dots, n$ 。倾向性评分模型的参数估计值由  $\hat{\beta}_{ps}$  给出,倾向性评分的预测值计算公式见式(4)。

$$\hat{e}_i = \hat{e}(x_i) = \frac{\exp(x_i' \hat{\beta}_{ps})}{1 + \exp(x_i' \hat{\beta}_{ps})} \quad (4)$$

Proc causaltrt 过程实施的三种加权方法通过求解式(5)获得潜在结果均值的无偏估计。

$$S_{ipw}(\mu) = \sum_{i=1}^n S_{ipw,i} = 0 \quad (5)$$

对于  $\mu = (\mu_0, \mu_1)$ , 其中,  $S_{ipw,i}$  的计算公式见式(6)。

$$S_{ipw,i} = \left[ \frac{(1-t_i)(y_i - \mu_0)}{1 - \hat{e}_i} - \eta_0 \left( \frac{t_i - \hat{e}_i}{1 - \hat{e}_i} \right) \right] \left[ \frac{t_i(y_i - \mu_1)}{\hat{e}_i} + \eta_1 \left( \frac{t_i - \hat{e}_i}{\hat{e}_i} \right) \right] \quad (6)$$

这些估算方法在  $(\eta_0, \eta_1)$  的值上有所不同。每种方法的  $(\eta_0, \eta_1)$  选择和相应的潜在结果平均值估计的计算公式非常复杂,因篇幅所限,此处从略。

### 3 实例与 SAS 实现

#### 3.1 问题与数据结构

【例1】假设在一项临床试验研究中,486名受试者有患2型糖尿病的风险,他们可以选择自己想要接受的两种预防药物中的某一种,研究者不对受试者的任何协变量进行控制。在这项研究中,关注的结果是受试者是否在5年内发展为2型糖尿病<sup>[1]</sup>。假设数据集 Drugs 包含以下变量, Age: 试验开始时受试者的年龄(岁); BMI: 试验开始时受试者的体重指数; Diabetes2: 受试者是否发展为2型糖尿病的指标,其取值为是和否; Drug: 处理变量,其取值为 Drug\_A(对照药)和 Drug\_X(试验药); Gender: 性别,取值为男性和女性。试分析处理变量 Drug 对于结果变量 Diabetes2 的平均处理效应(ATE)。Drugs 数据集中的前10个观测结果见表2。

表2 某种药物预防2型糖尿病的临床试验数据结构

Table 2 Clinical trial data structure of a drug to prevent type 2 diabetes

观 测	Gender	Age	BMI	Drug	Diabetes2
1	Male	29	22.02	Drug_A	Yes
2	Female	30	23.83	Drug_X	Yes
3	Female	42	23.64	Drug_X	Yes
4	Male	47	23.67	Drug_A	No
5	Female	42	22.27	Drug_A	Yes
6	Male	45	26.90	Drug_A	Yes
7	Female	46	24.06	Drug_A	Yes
8	Female	45	23.41	Drug_A	Yes
9	Female	28	24.65	Drug_X	No
10	Male	36	20.13	Drug_X	Yes

#### 3.2 采用传统的多重 Logistic 回归分析

比较两种药物(Drug\_A 与 Drug\_X)中的3个协变量(Age、Gender、BMI)是否具有可比性,发现年龄(Age)在两组之间差异有统计学意义( $t=5.420, P<0.01$ )。

变量 Diabetes2 为二值结果变量,可采用二值结果变量的多重 Logistic 回归分析全部协变量(包括处理变量)对二值结果变量的影响情况。设所需要的 SAS 程序如下:

```
proc logistic data=drugs;
class Gender Drug;
model Diabetes2 (ref= 'No') = Drug Age Gender
BMI
/selection=stepwise sle=0.50 sls=0.05;
run;
```

【SAS 主要输出结果及解释】上面这段 SAS 程序的主要输出结果见表3。

表3 多重 Logistic 回归模型中参数的最大似然估计结果

Table 3 Maximum likelihood estimation results of parameters in the multiple Logistic regression model

参 数	水 平	自 由 度	估 计	标准误差	Wald $\chi^2$	Pr> $\chi^2$
Intercept		1	-2.663	0.639	17.342	<0.010
Drug	Drug_A	1	0.383	0.105	13.406	<0.010
Age		1	0.073	0.016	20.603	<0.010
Gender	Female	1	0.223	0.098	5.173	0.023

以上结果表明:截距项和3个自变量对结果变量的影响均有统计学意义,可以得到多重 Logistic 回归模型如下:

$$\hat{P}_{(Diabetes2=Yes)} = \frac{e^{-2.663 + 0.383Drug + 0.073Age + 0.223Gender}}{1 + e^{-2.663 + 0.383Drug + 0.073Age + 0.223Gender}} \quad (7)$$

在式(7)显示的多重 Logistic 回归模型中,研究者最关注的是处理变量 Drug 对结果变量的影响,其回归系数为0.383,它是“Drug\_A”相对于“Drug\_X”而计算出来的回归系数。该回归系数大于0,表明与使用 Drug\_X 治疗相比,接受 Drug\_A 治疗的受试者更易于患2型糖尿病。各变量优势比的估计结果见表4。

表4 各变量优势比的估计结果

Table 4 Estimated results of odds ratio of each variable

效 应	点估计	95%Wald置信限
Drug Drug_A vs Drug_X	2.152	1.428~3.244
Age	1.076	1.042~1.110
Gender Female vs Male	1.561	1.063~2.291

由以上结果可知,受试者接受 Drug\_A 治疗比接受 Drug\_X 治疗更易患2型糖尿病的优势比为  $OR=2.152$ ,95%置信区间为(1.428~3.244)。

显然,传统的 Logistic 回归分析的结果中,并没有包含变量 Drug 对于结果变量 Diabetes2 的平均处理效应(ATE)的估计结果。

### 3.3 采用 causaltrt 过程估计平均处理效应

#### 3.3.1 采用逆概率加权法(IPW)进行参数估计

设所需要的 SAS 程序如下:

```
proc causaltrt data=drugs method=ipw ppsmodel;  
class Gender;  
ppsmode Drug(ref='Drug_A')= Age Gender BMI;  
model Diabetes2(ref='No')= Age Gender BMI /  
dist = bin;  
run;
```

【SAS 主要输出结果及解释】以上 SAS 程序的输出结果见表 5。

表 5 是基于倾向性评分分析后,再基于匹配后的数据集并采用 IPW 法对“结果变量取值为患 2 型糖尿病”构建 Logistic 回归模型,得到结果: Drug\_X 与 Drug\_A 的潜在结果均值(POM)分别为 0.459 与 0.649;两种药物平均因果效应 ATE=-0.190,表明 Drug\_X 在预防 2 型糖尿病方面比 Drug\_A 更有效。正如 95% 置信区间(-0.290~-0.092)或  $P$  值( $<0.01$ )所示,在 0.05 水平上,ATE 与 0 之间的差异有统计学意义。

“ATE=-0.190”的真实含义可用通俗的语言解释如下:因为  $Y=1$  代表受试者患 2 型糖尿病, $Y=0$  代表受试者不患 2 型糖尿病,故在理论上可认为,某处理组中  $Y$  的平均值是一个“隐变量”,它的取值越接近 1,表明该处理组中的受试者越易患 2 型糖尿病;反之亦然。就本例而言,服用 Drug\_X 的受试者对应的  $Y$  的总体平均值为 0.459,而服用 Drug\_A 的受试者对应的  $Y$  的总体平均值为 0.649。说明服用 Drug\_X 预防 2 型糖尿病比 Drug\_A 更有效,使  $Y$  的总体平均值下降了 0.190。

#### 3.3.2 采用带比率调整的逆概率加权法(IPWR)进行参数估计

设所需要的 SAS 程序如下:

将“第 3.3.1 节”SAS 程序的第 1 句中的方法选项修改为“method=IPWR”,其他内容不变。

【SAS 主要输出结果及解释】SAS 程序的输出结果见表 6。

表 6 是基于倾向性评分分析后,再基于匹配后的数据集并采用 IPWR 法对“结果变量取值为患 2 型糖尿病”构建 Logistic 回归模型,得到结果: Drug\_X 与 Drug\_A 的潜在结果均值(POM)分别为 0.468 与 0.647;两种药物平均因果效应 ATE=-0.179,表明

Drug\_X 在预防 2 型糖尿病方面比 Drug\_A 更有效。正如 95% 置信区间(-0.277~-0.080)或  $P$  值( $<0.01$ )所示,在 0.05 水平上,ATE 与 0 之间的差异有统计学意义。

#### 3.3.3 采用带比率和尺度调整的逆概率加权法(IPWS)进行参数估计

设所需要的 SAS 程序如下:

将“第 3.3.1 节”SAS 程序的第 1 句中的方法选项修改为“method=IPWS”,其他内容不变。

【SAS 主要输出结果及解释】SAS 程序的输出结果见表 7。

表 7 是基于倾向性评分分析后,再基于匹配后的数据集并采用 IPWS 法对“结果变量取值为患 2 型糖尿病”构建 Logistic 回归模型,得到结果: Drug\_X 与 Drug\_A 的潜在结果均值(POM)分别为 0.469 与 0.647;两种药物平均因果效应 ATE=-0.178,表明药物 X 在预防 2 型糖尿病方面比药物 A 更有效。正如 95% 置信区间(-0.276~-0.079)或  $P$  值( $<0.01$ )所示,在 0.05 水平上,ATE 与 0 之间的差异有统计学意义。

#### 3.3.4 采用增广逆概率加权法(AIPW)进行参数估计

设所需要的 SAS 程序如下:

将“第 3.3.1 节”SAS 程序的第 1 句中的方法选项修改为“method=AIPW”,其他内容不变。

【SAS 主要输出结果及解释】SAS 程序的输出结果见表 8。

表 8 是基于倾向性评分分析后,再基于匹配后的数据集并采用 AIPW 法对“结果变量取值为患 2 型糖尿病”构建 Logistic 回归模型,得到结果: Drug\_X 与 Drug\_A 的潜在结果均值(POM)分别为 0.478 与 0.649;两种药物平均因果效应 ATE=-0.171,表明药物 X 在预防 2 型糖尿病方面比药物 A 更有效。正如 95% 置信区间(-0.268~-0.074)或  $P$  值(0.001)所示,在 0.05 水平上,ATE 与 0 之间的差异有统计学意义。

#### 3.3.5 采用回归调整法(REGADJ)进行参数估计

设所需要的 SAS 程序如下:

将“第 3.3.1 节”SAS 程序的第 1 句中的方法选项修改为“method=REGADJ”,其他内容不变。

【SAS 主要输出结果及解释】SAS 程序的输出结果见表 9。

表 9 是基于倾向性评分分析后,再基于匹配后的数据集并采用 REGADJ 法对“结果变量取值为患

2 型糖尿病”构建 Logistic 回归模型,得到结果: Drug\_X 与 Drug\_A 的潜在结果均值(POM)分别为 0.473 与 0.647;两种药物平均因果效应 ATE=-0.174,表明药物 X 在预防 2 型糖尿病方面比药物 A 更有效。正如 95% 置信区间(-0.273~-0.075)或 P 值(0.001)所示,在 0.05 水平上,ATE 与 0 之间的差异有统计学意义。

### 3.3.6 采用逆概率加权回归调整的双重稳健估计法(IPWREG)进行参数估计

设所需要的 SAS 程序如下:

将“第 3.3.1 节”SAS 程序的第 1 句中的方法选项修改为“method=IPWREG”,其他内容不变。

【SAS 主要输出结果及解释】SAS 程序的输出结果见表 10。

表 10 是基于倾向性评分分析后,再基于匹配后的数据集并采用 IPWREG 法对“结果变量取值为患 2 型糖尿病”构建 Logistic 回归模型,得到结果: Drug\_X 与 Drug\_A 的潜在结果均值(POM)分别为 0.479 与 0.649;两种药物平均处理因果效应 ATE=-0.170,表明药物 X 在预防 2 型糖尿病方面比药物 A 更有效。正如 95% 置信区间(-0.269~-0.071)或 P 值(0.001)所示,在 0.05 水平上,ATE 与 0 之间的差异有统计学意义。

【说明】因篇幅所限,以上 6 小节中“倾向性评分模型估计”的输出结果均从略。

表 5 因果效应的分析结果

Table 5 Analysis results of causal effects

参 数	处理水平	估 计	稳健标准误差	Wald 95% 置信限	Z	Pr> Z
POM	Drug_X	0.459	0.043	0.375~0.543	10.680	<0.010
POM	Drug_A	0.649	0.027	0.597~0.702	24.290	<0.010
ATE		-0.190	0.051	-0.290~-0.092	-3.770	<0.010

表 6 因果效应的分析结果

Table 6 Analysis results of causal effects

参 数	处理水平	估 计	稳健标准误差	Wald 95% 置信限	Z	Pr> Z
POM	Drug_X	0.468	0.043	0.384~0.553	10.850	<0.010
POM	Drug_A	0.647	0.027	0.595~0.699	24.380	<0.010
ATE		-0.179	0.050	-0.277~-0.080	-3.560	<0.010

表 7 因果效应的分析结果

Table 7 Analysis results of causal effects

参 数	处理水平	估 计	稳健标准误差	Wald 95% 置信限	Z	Pr> Z
POM	Drug_X	0.469	0.043	0.385~0.554	10.890	<0.010
POM	Drug_A	0.647	0.027	0.595~0.699	24.380	<0.010
ATE		-0.178	0.050	-0.276~-0.079	-3.540	<0.010

表 8 因果效应的分析结果

Table 8 Analysis results of causal effects

参 数	处理水平	估 计	稳健标准误差	Wald 95% 置信限	Z	Pr> Z
POM	Drug_X	0.478	0.042	0.395~0.561	11.320	<0.010
POM	Drug_A	0.649	0.027	0.597~0.701	24.330	<0.010
ATE		-0.171	0.050	-0.268~-0.074	-3.450	0.001

表 9 因果效应的分析结果

Table 9 Analysis results of causal effects

参 数	处理水平	估 计	稳健标准误差	Wald 95% 置信限	Z	Pr> Z
POM	Drug_X	0.473	0.044	0.387~0.558	10.840	<0.010
POM	Drug_A	0.647	0.026	0.595~0.699	24.470	<0.010
ATE		-0.174	0.051	-0.273~-0.075	-3.450	0.001

### 3.4 结论

由“第 3.2 节”的结果可知,受试者接受 Drug\_A 治疗比接受 Drug\_X 治疗,更易患 2 型糖尿病的优势

比为 OR=2.152,它是基于原始数据集得到的结果和结论。值得一提的是,仅采用多重 Logistic 回归分析,无法获得平均处理因果效应的估计值。

表 10 因果效应的分析结果  
Table 10 Analysis results of causal effects

参 数	处理水平	估 计	稳健标准误差	Wald 95% 置信限	Z	P> Z
POM	Drug_X	0.479	0.044	0.393~0.565	10.940	<0.010
POM	Drug_A	0.649	0.026	0.597~0.701	24.550	<0.010
ATE		-0.170	0.051	-0.269~-0.071	-3.350	0.001

由“第 3.3 节”的计算结果可知,受试者接受 Drug\_A 治疗比接受 Drug\_X 治疗,更易患 2 型糖尿病。基于 6 种估算方法,得到两种药物平均处理因果效应 ATE 分别为 -0.190、-0.179、-0.178、-0.171、-0.174 和 -0.170。相对而言,本例资料采用 IPW 估算方法可以获得绝对值最大的平均处理因果效应值,即 ATE=-0.190。它是基于匹配后数据集得到的结果。

## 4 讨论与小结

### 4.1 讨论

通常在进行多重回归分析时,假定所有自变量是同时被观测的、互相独立的,完全基于各变量的观测结果并采用统计学处理技术(包括异常点的诊断与处理、共线性诊断与处理)来筛选自变量。事实上,在实际问题中,自变量具有许多不同的特性,例如,从时间角度看,自变量的观测有先后顺序之分,而不是在同一个时间点或时间段上收集数据;从变量的相互关系角度看,有些自变量之间不仅不是相互独立的,还可能存在“中介变量”<sup>[1,5]</sup>;从研究目的角度看,有些自变量是研究者特别关注的或专门施加的,即“处理变量”<sup>[1,6]</sup>。另外,在非随机对照研究的资料中,处理变量两水平组的协变量向量之间常不具有可比性,提高协变量在处理变量两水平组之间均衡性的一个有效方法就是采用倾向性评分分析法<sup>[7]</sup>,通常直接对原始数据集进行回归分析是不合适的。针对具有不同特性的自变量,在进行多重回归分析的过程中,需要采取相应的处置策略或添加相应的分析内容,以便获得更多的、更合理的、更有价值的分析结果。

### 4.2 小结

本文介绍了与潜在结果均值和平均处理效应

有关的基本概念、估算方法、实例及 SAS 实现。基本概念涉及“潜在结果与潜在结果均值”“平均处理效应”“处理组中的平均处理效应”和“逆概率权重”;估算方法有 6 种,它们分别是 IPW 估算法、IPWR 估算法、IPWS 估算法、AIPW 估算法、IPWREG 估算法和 REGADJ 估算法;针对一个假设的药物临床试验资料,用 SAS 软件实现了多重 Logistic 回归分析,并采用 6 种估算方法估计了潜在结果均值和平均处理效应。

## 参考文献

- [1] SAS Institute Inc. SAS/STAT®15.1 user's guide[M]. Cary, NC: SAS Institute Inc, 2018: 2301-2364, 2365-2424, 8093-8214.
- [2] Rubin DB. Discussion of 'randomization analysis of experimental data in the Fisher randomization test' by Basu [J]. J Am Stat Assoc, 1980, 75: 591-593.
- [3] Rubin DB. Comment: Neyman (1923) and causal inference in experiments and observational studies[J]. Stat Sci, 1990, 5(4): 472-480.
- [4] Lunceford JK, Davidian M. Stratification and weighting via the propensity score in estimation of causal treatment effects: a comparative study[J]. Stat Med, 2004, 23(19): 2937-2960.
- [5] 胡纯严, 胡良平. 协变量在因果中介效应分析中的作用[J]. 四川精神卫生, 2022, 35(5): 402-406, 423.  
Hu CY, Hu LP. Role of covariates in the analysis of causal mediation effects [J]. Sichuan Mental Health, 2022, 35(5): 402-406, 423.
- [6] 胡纯严, 胡良平. 因果中介效应分析的关键技术和多向分解方法[J]. 四川精神卫生, 2022, 35(5): 407-411.  
Hu CY, Hu LP. Key technology and multi-directional decomposition method of the causal mediation effect analysis [J]. Sichuan Mental Health, 2022, 35(5): 407-411.
- [7] Rosenbaum PR, Rubin DB. The central role of the propensity score in observational studies for causal effects [J]. Biometrika, 1983, 70(1): 41-55.

(收稿日期:2022-11-13)

(本文编辑:戴浩然)