

第六章 含定性变量的回归模型

Tianxiao Pang

Zhejiang University

December 20, 2023

- 1 自变量含有定性变量的回归模型
- 2 因变量含有定性变量的回归模型
- 3 Logistic回归模型的参数估计

在许多实际问题中,人们常常碰到一些定性变量.譬如性别、教育程度、职业、民族、季节、天气状况等等.定性变量在有关态度和意见调查的社会科学研究中是十分普遍的,它也常常出现在临床医学研究中.譬如患者经过手术后是否存活(是/否),受伤害的严重程度(未受伤/轻微伤害/中等伤害/重伤害)等等.在对一个实际问题建立回归模型时,常常需要考虑这些定性变量.

在许多实际问题中,人们常常碰到一些定性变量.譬如性别、教育程度、职业、民族、季节、天气状况等等.定性变量在有关态度和意见调查的社会科学研究中是十分普遍的,它也常常出现在临床医学研究中.譬如患者经过手术后是否存活(是/否),受伤害的严重程度(未受伤/轻微伤害/中等伤害/重伤害)等等.在对一个实际问题建立回归模型时,常常需要考虑这些定性变量.

本章主要介绍两种情形:自变量含有定性变量的统计建模过程;因变量含有定性变量的统计建模过程.

自变量含有定性变量的回归模型

例6.1.1 在酿酒工艺中, 要将大麦浸在水中吸收一定的水分 x_1 , 为了提高产量加入某种化学溶剂浸泡一定的时间 x_2 , 然后测量大麦吸入化学溶剂的份量 y , 控制 y 的量对质量是极为重要的. 由经验知, y 和 x_1, x_2 之间有良好的线性关系, 但随着季节不同会有所差异. 现在三个季节各做6次试验, 结果如下表.

自变量含有定性变量的回归模型

例6.1.1 在酿酒工艺中, 要将大麦浸在水中吸收一定的水分 x_1 , 为了提高产量加入某种化学溶剂浸泡一定的时间 x_2 , 然后测量大麦吸入化学溶剂的份量 y , 控制 y 的量对质量是极为重要的. 由经验知, y 和 x_1, x_2 之间有良好的线性关系, 但随着季节不同会有所差异. 现在三个季节各做6次试验, 结果如下表.

表6.1.1

序号	季节	x_1	x_2	y	序号	季节	x_1	x_2	y
1	冬	130	200	7.5	10	春	138	240	5.6
2	冬	136	200	4.2	11	春	139	220	4.6
3	冬	140	215	1.5	12	春	141	260	3.9
4	冬	138	265	3.7	13	夏	130	205	11.0
5	冬	134	235	5.3	14	夏	140	265	6.0
6	冬	142	260	1.2	15	夏	139	250	6.5
7	春	136	215	6.2	16	夏	136	245	9.1
8	春	137	250	7.0	17	夏	135	235	9.3
9	春	136	180	5.5	18	夏	137	220	7.0

处理这种问题的一种方法是分季度建立回归方程, 然后看看不同季节的回归方程是否有显著差异.

处理这种问题的一种方法是分季度建立回归方程, 然后看看不同季节的回归方程是否有显著差异.

```
yx=read.table("*.txt")
x1=yx[, 1]
x2=yx[, 2]
y=yx[, 3]
wine=data.frame(x1,x2,y)
wine
lm.reg1=lm(y~x1+x2,data=wine,subset=1:6)
summary(lm.reg1)
lm.reg2=lm(y~x1+x2,data=wine,subset=7:12)
summary(lm.reg2)
lm.reg3=lm(y~x1+x2,data=wine,subset=13:18)
summary(lm.reg3)
```



```
> lm.reg1=lm(y~x1+x2,data=wine,subset=1:6)
> summary(lm.reg1)
```

Call:

```
lm(formula = y ~ x1 + x2, data = wine, subset = 1:6)
```

Residuals:

1	2	3	4	5	6
0.11071	0.10524	-0.09286	0.06452	-0.25405	0.06643

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)	
(Intercept)	82.659524	2.893225	28.570	9.42e-05	***
x1	-0.604643	0.024869	-24.313	0.000153	***
x2	0.016667	0.004159	4.008	0.027870	*

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.1871 on 3 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.9963, Adjusted R-squared: 0.9938

F-statistic: 399.7 on 2 and 3 DF, p-value: 0.0002286

```
> lm.reg2=lm(y~x1+x2,data=wine,subset=7:12)
> summary(lm.reg2)
```

Call:

```
lm(formula = y ~ x1 + x2, data = wine, subset = 7:12)
```

Residuals:

```
      7      8      9     10     11     12
-0.27302  0.26290  0.03667 -0.10300  0.21958 -0.14313
```

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)	
(Intercept)	101.674233	10.846909	9.374	0.00257	**
x1	-0.745615	0.084637	-8.810	0.00308	**
x2	0.028848	0.005676	5.082	0.01472	*

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.2734 on 3 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.9633, Adjusted R-squared: 0.9388

F-statistic: 39.38 on 2 and 3 DF, p-value: 0.007028

```
> lm.reg3=lm(y~x1+x2,data=wine,subset=13:18)
> summary(lm.reg3)
```

Call:

```
lm(formula = y ~ x1 + x2, data = wine, subset = 13:18)
```

Residuals:

	13	14	15	16	17	18
	-0.4056	-0.4648	-0.1066	0.5023	0.3648	0.1099

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)	
(Intercept)	98.14611	13.18155	7.446	0.00501	**
x1	-0.72897	0.12578	-5.796	0.01022	*
x2	0.03915	0.02064	1.897	0.15414	

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.513 on 3 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.9585, Adjusted R-squared: 0.9308

F-statistic: 34.63 on 2 and 3 DF, p-value: 0.008458

分季度求得的回归方程分别是:

分季度求得的回归方程分别是:

$$\text{冬季: } \hat{y} = 82.6695 - 0.6046x_1 + 0.0167x_2,$$

$$\text{春季: } \hat{y} = 101.6742 - 0.7456x_1 + 0.0288x_2,$$

$$\text{夏季: } \hat{y} = 98.1461 - 0.7289x_1 + 0.0392x_2.$$

分季度求得的回归方程分别是:

$$\text{冬季: } \hat{y} = 82.6695 - 0.6046x_1 + 0.0167x_2,$$

$$\text{春季: } \hat{y} = 101.6742 - 0.7456x_1 + 0.0288x_2,$$

$$\text{夏季: } \hat{y} = 98.1461 - 0.7289x_1 + 0.0392x_2.$$

初步分析: 三个回归方程中, x_1 的系数(绝对)差异不大, x_2 的系数(绝对)差异也不大, 但常数项的(绝对)差异较大.

分季度求得的回归方程分别是:

$$\text{冬季: } \hat{y} = 82.6695 - 0.6046x_1 + 0.0167x_2,$$

$$\text{春季: } \hat{y} = 101.6742 - 0.7456x_1 + 0.0288x_2,$$

$$\text{夏季: } \hat{y} = 98.1461 - 0.7289x_1 + 0.0392x_2.$$

初步分析: 三个回归方程中, x_1 的系数(绝对)差异不大, x_2 的系数(绝对)差异也不大, 但常数项的(绝对)差异较大.

既然 x_1 的系数和 x_2 的系数在不同的季度差异不大, 但在每个季度都只用了6个样本用于点估计, 因此为了提高估计精度, 考虑将这批数据统一处理. 因为常数项在不同的季度差异较大, 所以需要考虑季节因素.

分季度求得的回归方程分别是:

$$\text{冬季: } \hat{y} = 82.6695 - 0.6046x_1 + 0.0167x_2,$$

$$\text{春季: } \hat{y} = 101.6742 - 0.7456x_1 + 0.0288x_2,$$

$$\text{夏季: } \hat{y} = 98.1461 - 0.7289x_1 + 0.0392x_2.$$

初步分析: 三个回归方程中, x_1 的系数(绝对)差异不大, x_2 的系数(绝对)差异也不大, 但常数项的(绝对)差异较大.

既然 x_1 的系数和 x_2 的系数在不同的季度差异不大, 但在每个季度都只用了6个样本用于点估计, 因此为了提高估计精度, 考虑将这批数据统一处理. 因为常数项在不同的季度差异较大, 所以需要考虑季节因素.

但需注意季节是定性变量. 我们用引入“虚拟变量”(或称哑变量)的方法来处理此类问题.

当定性变量只取两个可能“值”时，我们将其中的一个取值所对应的虚拟变量取为1，而将另一个取值所对应的虚拟变量取为0. 为了反映冬、春、夏这一季节因素对 y 的影响，引入3个0 – 1型虚拟变量：

$$u_1 = \begin{cases} 1, & \text{冬季,} \\ 0, & \text{其它,} \end{cases} \quad u_2 = \begin{cases} 1, & \text{春季,} \\ 0, & \text{其它,} \end{cases} \quad u_3 = \begin{cases} 1, & \text{夏季,} \\ 0, & \text{其它.} \end{cases}$$

当定性变量只取两个可能“值”时，我们将其中的一个取值所对应的虚拟变量取为1，而将另一个取值所对应的虚拟变量取为0. 为了反映冬、春、夏这一季节因素对 y 的影响，引入3个0-1型虚拟变量：

$$u_1 = \begin{cases} 1, & \text{冬季,} \\ 0, & \text{其它,} \end{cases} \quad u_2 = \begin{cases} 1, & \text{春季,} \\ 0, & \text{其它,} \end{cases} \quad u_3 = \begin{cases} 1, & \text{夏季,} \\ 0, & \text{其它.} \end{cases}$$

但这样做却产生了一个新的问题：

$$u_{i1} + u_{i2} + u_{i3} \equiv 1, \quad i = 1, \dots, n,$$

即自变量之间具有多重共线性.

当定性变量只取两个可能“值”时，我们将其中的一个取值所对应的虚拟变量取为1，而将另一个取值所对应的虚拟变量取为0. 为了反映冬、春、夏这一季节因素对 y 的影响，引入3个0-1型虚拟变量：

$$u_1 = \begin{cases} 1, & \text{冬季,} \\ 0, & \text{其它,} \end{cases} \quad u_2 = \begin{cases} 1, & \text{春季,} \\ 0, & \text{其它,} \end{cases} \quad u_3 = \begin{cases} 1, & \text{夏季,} \\ 0, & \text{其它.} \end{cases}$$

但这样做却产生了一个新的问题：

$$u_{i1} + u_{i2} + u_{i3} \equiv 1, \quad i = 1, \dots, n,$$

即自变量之间具有多重共线性. 解决的方案是去掉一个0-1型虚拟变量，令

$(u_1, u_2) = (1, 0)$ 表示冬季，

$(u_1, u_2) = (0, 1)$ 表示春季，

$(u_1, u_2) = (0, 0)$ 表示夏季.

一般地, 若一个定性变量有 k 个可能的取值, 则只需引入 $k - 1$ 个0 - 1型虚拟变量.

一般地, 若一个定性变量有 k 个可能的取值, 则只需引入 $k - 1$ 个0 - 1型虚拟变量.

考虑如下的多元线性回归模型:

$$\begin{cases} y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \delta_1 u_{i1} + \delta_2 u_{i2} + e_i, & i = 1, \dots, 18, \\ e_i \stackrel{i.i.d.}{\sim} N(0, \sigma^2). \end{cases} \quad (6.1.1)$$

用最小二乘法可求得相应的回归方程:

用最小二乘法可求得相应的回归方程:

```
u1=c(rep(1,6),rep(0,12))  
u2=c(rep(0,6),rep(1,6),rep(0,6))  
alcohol=data.frame(x1,x2,u1,u2,y)  
alcohol  
lm.sol=lm(y~x1+x2+u1+u2,data=alcohol)  
summary(lm.sol)  
deviance(lm.sol)
```

```
> lm.sol=lm(y~x1+x2+u1+u2,data=alcohol)
> summary(lm.sol)
```

Call:

```
lm(formula = y ~ x1 + x2 + u1 + u2, data = alcohol)
```

Residuals:

	Min	1Q	Median	3Q	Max
	-0.37937	-0.19865	-0.03627	0.14627	0.64357

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)	
(Intercept)	90.311317	4.014262	22.498	8.56e-12	***
x1	-0.644883	0.034059	-18.934	7.57e-11	***
x2	0.023874	0.004538	5.261	0.000154	***
u1	-3.828082	0.198332	-19.301	5.95e-11	***
u2	-1.389680	0.215242	-6.456	2.14e-05	***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.3388 on 13 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.9863, Adjusted R-squared: 0.982

F-statistic: 233.4 on 4 and 13 DF, p-value: 5.826e-12

```
> deviance(lm.sol)
[1] 1.492276
```


回归方程为:

回归方程为:

$$\hat{y} = 90.311 - 0.645x_1 + 0.024x_2 - 3.828u_1 - 1.390u_2.$$

回归方程为:

$$\hat{y} = 90.311 - 0.645x_1 + 0.024x_2 - 3.828u_1 - 1.390u_2.$$

各季度的回归方程是:

回归方程为:

$$\hat{y} = 90.311 - 0.645x_1 + 0.024x_2 - 3.828u_1 - 1.390u_2.$$

各季度的回归方程是:

$$\text{冬季: } \hat{y} = \hat{\beta}_0 + \hat{\delta}_1 + \hat{\beta}_1x_1 + \hat{\beta}_2x_2 = 86.483 - 0.645x_1 + 0.024x_2,$$

$$\text{春季: } \hat{y} = \hat{\beta}_0 + \hat{\delta}_2 + \hat{\beta}_1x_1 + \hat{\beta}_2x_2 = 88.921 - 0.645x_1 + 0.024x_2,$$

$$\text{夏季: } \hat{y} = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1x_1 + \hat{\beta}_2x_2 = 90.311 - 0.645x_1 + 0.024x_2.$$

回归方程为:

$$\hat{y} = 90.311 - 0.645x_1 + 0.024x_2 - 3.828u_1 - 1.390u_2.$$

各季度的回归方程是:

$$\text{冬季: } \hat{y} = \hat{\beta}_0 + \hat{\delta}_1 + \hat{\beta}_1x_1 + \hat{\beta}_2x_2 = 86.483 - 0.645x_1 + 0.024x_2,$$

$$\text{春季: } \hat{y} = \hat{\beta}_0 + \hat{\delta}_2 + \hat{\beta}_1x_1 + \hat{\beta}_2x_2 = 88.921 - 0.645x_1 + 0.024x_2,$$

$$\text{夏季: } \hat{y} = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1x_1 + \hat{\beta}_2x_2 = 90.311 - 0.645x_1 + 0.024x_2.$$

残差平方和和自由度分别为

$$\text{RSS} = 1.4923, n - 4 - 1 = 13.$$

接下来检验季节对因变量有无显著影响, 这相当于检验假设

$$H : \delta_1 = \delta_2 = 0. \quad (6.1.2)$$

这其实是关于未知参数向量 $\boldsymbol{\beta} = (\beta_0, \beta_1, \beta_2, \delta_1, \delta_2)'$ 的线性假设:

$$H : \mathbf{A}\boldsymbol{\beta} = \mathbf{b},$$

接下来检验季节对因变量有无显著影响, 这相当于检验假设

$$H: \delta_1 = \delta_2 = 0. \quad (6.1.2)$$

这其实是关于未知参数向量 $\boldsymbol{\beta} = (\beta_0, \beta_1, \beta_2, \delta_1, \delta_2)'$ 的线性假设:

$$H: \mathbf{A}\boldsymbol{\beta} = \mathbf{b},$$

其中

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{b} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}.$$

在假设(6.1.2)为真时, 约简模型为

$$\begin{cases} y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + e_i, & i = 1, \dots, 18, \\ e_i \stackrel{i.i.d.}{\sim} N(0, \sigma^2). \end{cases}$$

在假设(6.1.2)为真时, 约简模型为

$$\begin{cases} y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + e_i, & i = 1, \dots, 18, \\ e_i \stackrel{i.i.d.}{\sim} N(0, \sigma^2). \end{cases}$$

求约简模型的残差平方和:

在假设(6.1.2)为真时, 约简模型为

$$\begin{cases} y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + e_i, & i = 1, \dots, 18, \\ e_i \stackrel{i.i.d.}{\sim} N(0, \sigma^2). \end{cases}$$

求约简模型的残差平方和:

`deviance(lm(y~x1+x2,data=alcohol))`

```
> deviance(lm(y~x1+x2,data=alcohol))  
[1] 46.19448  
> |
```

约简模型的残差平方和和自由度分别为

$$RSS_H = 46.1945, \quad n - 2 - 1 = 15.$$

由最小二乘法基本定理, 在假设(6.1.2)为真时,

$$F = \frac{(\text{RSS}_H - \text{RSS})/2}{\text{RSS}/(18 - 4 - 1)} \sim F(2, 13).$$

简单计算可得

$$F = \frac{(46.1945 - 1.4923)/2}{1.4923/13} = 194.71 > F_{0.05}(2, 13) = 3.81.$$

因此拒绝原假设(6.1.2), 这表明季节对 y 有显著影响.

用程序包car中的linearHypothesis函数进行假设检验:

用程序包car中的linearHypothesis函数进行假设检验:

```
lm.sol=lm(y~x1+x2+u1+u2,data=alcohol)
A=matrix(c(0,0,0,1,0,0,0,0,0,1), nrow=2, byrow=T)
b=c(0,0)
library(car)
linearHypothesis(lm.sol,hypothesis.matrix=A,rhs=b,test="F")
```

```
> library(car)
> linearHypothesis(lm.sol, hypothesis.matrix=A, rhs=b, test="F")
Linear hypothesis test
```

Hypothesis:

$u_1 = 0$

$u_2 = 0$

Model 1: restricted model

Model 2: $y \sim x_1 + x_2 + u_1 + u_2$

	Res.Df	RSS	Df	Sum of Sq	F	Pr(>F)
1	15	46.194				
2	13	1.492	2	44.702	194.71	2.043e-10 ***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

```
> |
```

因变量含有定性变量的回归模型

在许多社会经济问题或临床医学研究中, 所研究的因变量往往只有两个可能的结果, 这样的因变量可用虚拟变量(取值为0或1)来表示.

因变量含有定性变量的回归模型

在许多社会经济问题或临床医学研究中, 所研究的因变量往往只有两个可能的结果, 这样的因变量可用虚拟变量(取值为0或1)来表示.

例如, 在一次住房展销会上, 与房产商签订初步购房意向书的顾客中, 在随后的三个月的时间内, 只有一部分顾客确实购买了房屋. 可将确定购买了房屋的顾客记为1, 没有购买房屋的顾客记为0.

因变量含有定性变量的回归模型

在许多社会经济问题或临床医学研究中, 所研究的因变量往往只有两个可能的结果, 这样的因变量可用虚拟变量(取值为0或1)来表示.

例如, 在一次住房展销会上, 与房产商签订初步购房意向书的顾客中, 在随后的三个月的时间内, 只有一部分顾客确实购买了房屋. 可将确定购买了房屋的顾客记为1, 没有购买房屋的顾客记为0.

再如, 在一项社会安全问题的调查中, 一个人在家是否害怕陌生人, 因变量 $y = 1$ 表示害怕, $y = 0$ 表示不怕.

定性因变量的回归函数的意义:

定性因变量的回归函数的意义:

假设因变量 y 为只取0和1两个值的定性变量, 考虑如下的简单线性回归模型

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_i + e_i. \quad (6.2.1)$$

通常假设 $E(e_i) = 0$. 在因变量只取0和1两个值时, 回归函数 $E(y_i|x_i) = \beta_0 + \beta_1 x_i$ 有着特殊的意义: 假设

$$P(y_i = 1|x_i) = \pi_i, \quad P(y_i = 0|x_i) = 1 - \pi_i,$$

则 $E(y_i|x_i) = \pi_i$. 所以

$$E(y_i|x_i) = \pi_i = \beta_0 + \beta_1 x_i.$$

这表明回归函数 $E(y_i|x_i) = \beta_0 + \beta_1 x_i$ 是给定自变量水平为 x_i 时 $y_i = 1$ 的概率.

定性因变量回归的特殊性:

定性因变量回归的特殊性:

(1) 离散非正态误差. 对只取0和1两个值的定性因变量 y , 若它关于自变量 x 的回归模型如(6.2.1)所示, 则模型的误差项 e_i 也只能取两个值:

当 $y_i = 1$ 时, $e_i = 1 - \beta_0 - \beta_1 x_i = 1 - \pi_i$;

当 $y_i = 0$ 时, $e_i = 0 - \beta_0 - \beta_1 x_i = -\pi_i$;

即, 误差项为两点分布的随机变量, 于是正态误差的假定就不再适用了.

(2) 零均值异方差性. 误差项仍保持零均值性质:

$$E(e_i) = (1 - \pi_i)\pi_i - \pi_i(1 - \pi_i) = 0,$$

但是 e_i 的方差不相等:

$$\text{Var}(e_i) = \text{Var}(y_i) = \pi_i(1 - \pi_i) = (\beta_0 + \beta_1 x_i)(1 - \beta_0 - \beta_1 x_i).$$

因此, 模型误差为异方差, 不满足线性回归模型的基本假定. 这表明, 对因变量为定性变量的线性回归模型, 最小二乘估计的效果不会很好.

(3) 回归函数的限制. 当因变量 y 为只取0和1两个值的定性变量时, $E(y_i|x_i)$ 的大小受如下限制:

$$0 \leq E(y_i|x_i) = \pi_i = \beta_0 + \beta_1 x_i \leq 1.$$

然而, 一般回归函数并不具有这种限制. 也就是说, 对定性因变量直接建立回归模型是不可取的而且得不到合理的解释.

(3) 回归函数的限制. 当因变量 y 为只取0和1两个值的定性变量时, $E(y_i|x_i)$ 的大小受如下限制:

$$0 \leq E(y_i|x_i) = \pi_i = \beta_0 + \beta_1 x_i \leq 1.$$

然而, 一般回归函数并不具有这种限制. 也就是说, 对定性因变量直接建立回归模型是不可取的而且得不到合理的解释.

下面介绍另外的方法来对定性因变量建立回归模型.

Logistic回归模型:

Logistic回归模型:

当因变量 y 为一个二值变量且只取0和1两个值时, 如果我们对影响 y 的因素 x_1, \dots, x_p (这些 x_i 中可能既有定性变量又有定量变量)建立

$$y = \beta_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j x_j + e$$

这样的线性回归模型, 则将遇到如下两个问题:

Logistic回归模型:

当因变量 y 为一个二值变量且只取0和1两个值时, 如果我们对影响 y 的因素 x_1, \dots, x_p (这些 x_i 中可能既有定性变量又有定量变量)建立

$$y = \beta_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j x_j + e$$

这样的线性回归模型, 则将遇到如下两个问题:

(1) 因变量 y 本身只取0和1两个离散值, 而 $\beta_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j x_j$ 的取值可在某个范围内连续变化.

Logistic回归模型:

当因变量 y 为一个二值变量且只取0和1两个值时, 如果我们对影响 y 的因素 x_1, \dots, x_p (这些 x_i 中可能既有定性变量又有定量变量)建立

$$y = \beta_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j x_j + e$$

这样的线性回归模型, 则将遇到如下两个问题:

- (1) 因变量 y 本身只取0和1两个离散值, 而 $\beta_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j x_j$ 的取值可在某个范围内连续变化.
- (2) 因变量 y 的取值最大为1最小为0, 而 $\beta_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j x_j$ 的取值可能超出区间 $[0, 1]$, 甚至可能在 $(-\infty, \infty)$ 上取值.

对于上述的第一个问题, 可以考虑因变量的均值, 它的取值是连续的. 对于上述的第二个问题, 可以考虑因变量均值的某函数, 使得该函数的取值范围为 $(-\infty, \infty)$.

对于上述的第一个问题, 可以考虑因变量的均值, 它的取值是连续的. 对于上述的第二个问题, 可以考虑因变量均值的某函数, 使得该函数的取值范围为 $(-\infty, \infty)$.

符合这一要求的函数有很多, 例如, 随机变量的分布函数的反函数就符合这一要求, 其中最常用的是标准正态随机变量的分布函数的反函数. 还有一个很重要的函数是

$$\text{Logit}(z) = \ln \frac{z}{1-z},$$

其中 z 在区间 $[0, 1]$ 上取值. 这一函数被称为Logit函数.

因此, 考虑如下的模型:

$$\text{Logit}(\pi_i) = \ln \frac{\pi_i}{1 - \pi_i} = \mathbf{x}_i' \boldsymbol{\beta}, \quad i = 1, \dots, n, \quad (6.2.2)$$

其中 $\pi_i = E(y_i | \text{自变量})$,

$$\mathbf{x}_i' = (1, x_{i1}, \dots, x_{ip}), \quad \boldsymbol{\beta} = (\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p)'.$$

这个模型有时也被称为“评定模型”, 它在社会学、经济学、生物统计学、数量心理学、市场营销学以及交通等领域有着广泛的应用.

因此, 考虑如下的模型:

$$\text{Logit}(\pi_i) = \ln \frac{\pi_i}{1 - \pi_i} = \mathbf{x}_i' \boldsymbol{\beta}, \quad i = 1, \dots, n, \quad (6.2.2)$$

其中 $\pi_i = E(y_i | \text{自变量})$,

$$\mathbf{x}_i' = (1, x_{i1}, \dots, x_{ip}), \quad \boldsymbol{\beta} = (\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p)'.$$

这个模型有时也被称为“评定模型”, 它在社会学、经济学、生物统计学、数量心理学、市场营销学以及交通等领域有着广泛的应用.

模型(6.2.2)可以等价地写成

$$\pi_i = \frac{e^{\mathbf{x}_i' \boldsymbol{\beta}}}{1 + e^{\mathbf{x}_i' \boldsymbol{\beta}}} = \frac{\exp(\beta_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j x_{ij})}{1 + \exp(\beta_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j x_{ij})}, \quad i = 1, \dots, n. \quad (6.2.3)$$

模型(6.2.3)被称为Logistic回归模型.

$\pi_i/(1 - \pi_i)$ 是“事件发生”与“事件没有发生”的概率比, 也称为赔率(胜率对输率的比率, **odds**)或优劣率. 因此, **Logit**变换有很好的统计解释, 它是赔率的对数. 同时可知 $\pi_i/(1 - \pi_i)$ 是 π_i 的严格增函数.

$\pi_i/(1 - \pi_i)$ 是“事件发生”与“事件没有发生”的概率比, 也称为赔率(胜率对输率的比率, odds)或优劣率. 因此, Logit变换有很好的统计解释, 它是赔率的对数. 同时可知 $\pi_i/(1 - \pi_i)$ 是 π_i 的严格增函数.

也可以用分布函数的反函数取代Logit函数, 譬如可假设回归模型为

$$\text{Probit}(\pi_i) = \Phi^{-1}(\pi_i) = \mathbf{x}_i' \boldsymbol{\beta}, \quad i = 1, \dots, n, \quad (6.2.4)$$

其中 $\Phi^{-1}(z)$ 表示标准正态分布函数的反函数. 模型(6.2.4)被称为Probit回归模型(又称为多元概率比回归模型).

$\pi_i/(1 - \pi_i)$ 是“事件发生”与“事件没有发生”的概率比, 也称为赔率(胜率对输率的比率, odds)或优劣率. 因此, Logit变换有很好的统计解释, 它是赔率的对数. 同时可知 $\pi_i/(1 - \pi_i)$ 是 π_i 的严格增函数.

也可以用分布函数的反函数取代Logit函数, 譬如可假设回归模型为

$$\text{Probit}(\pi_i) = \Phi^{-1}(\pi_i) = \mathbf{x}_i' \boldsymbol{\beta}, \quad i = 1, \dots, n, \quad (6.2.4)$$

其中 $\Phi^{-1}(z)$ 表示标准正态分布函数的反函数. 模型(6.2.4)被称为Probit回归模型(又称为多元概率比回归模型).

若用双对数变换 $f(\pi_i) = \ln(-\ln(1 - \pi_i))$ 取代Logit函数, 则得到如下的回归模型

$$\ln(-\ln(1 - \pi_i)) = \mathbf{x}_i' \boldsymbol{\beta}, \quad i = 1, \dots, n. \quad (6.2.5)$$

Logistic回归模型的参数估计

对于Logistic回归模型的参数估计问题, 分两种情况来讨论.

Logistic回归模型的参数估计

对于Logistic回归模型的参数估计问题, 分两种情况来讨论.

(1) 分组数据情形

Logistic回归模型的参数估计

对于Logistic回归模型的参数估计问题, 分两种情况来讨论.

(1) 分组数据情形

假设某一事件 A 发生的概率 π 依赖于自变量 x_1, \dots, x_p , 且对事件 A 在 m 个不同的自变量条件下作了 n 次观测, 其中对应于 $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_p)'$ 的一个组合 $\mathbf{x}_i = (x_{i1}, \dots, x_{ip})'$ 观测了 n_i 组结果, $i = 1, \dots, m$, $\sum_{i=1}^m n_i = n$.

假设在这 n_i 个观测中事件 A 发生了 r_i 次, 于是在自变量水平 $\mathbf{x}_i = (x_{i1}, \dots, x_{ip})'$ 下, 事件 A 发生的概率 π_i 可用频率 $\hat{\pi}_i = r_i/n_i$ 来估计. 我们把这种结构的数据称为分组数据. 用 π_i 的估计值 $\hat{\pi}_i$ 代替(6.2.2)中的 π_i , 可得关系式

$$y_i^* := \ln \frac{\hat{\pi}_i}{1 - \hat{\pi}_i} = \ln \frac{\pi_i}{1 - \pi_i} + e_i = \mathbf{x}_i' \boldsymbol{\beta} + e_i, \quad i = 1, \dots, m. \quad (6.3.1)$$

这是我们熟悉的线性回归模型.

因此若假设 e_1, \dots, e_m 互不相关且 $E(e_i) = 0$ 和 $\text{Var}(e_i) = v_i$ (为何不假设方差齐性?), 则参数 β 的广义最小二乘估计为

$$\hat{\beta} =$$

因此若假设 e_1, \dots, e_m 互不相关且 $E(e_i) = 0$ 和 $\text{Var}(e_i) = v_i$ (为何不假设方差齐性?), 则参数 β 的广义最小二乘估计为

$$\hat{\beta} = (\mathbf{X}'\mathbf{V}^{-1}\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{V}^{-1}\mathbf{Y}^*, \quad (6.3.2)$$

其中

$$\mathbf{Y}^* = \begin{pmatrix} y_1^* \\ y_2^* \\ \vdots \\ y_m^* \end{pmatrix}, \quad \mathbf{X} = \begin{pmatrix} 1 & x_{11} & \cdots & x_{1p} \\ 1 & x_{21} & \cdots & x_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{m1} & \cdots & x_{mp} \end{pmatrix}, \quad \mathbf{V} = \begin{pmatrix} v_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & v_2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & v_m \end{pmatrix}.$$

要考察某些 x_j 是否对事件 A 发生的概率有影响, 也即要检验 x_j 对应的回归系数 $\beta_j = 0$ 这一假设是否成立. 为了用前面介绍的线性回归模型的理论和方法来探讨这一问题, 需要假设 e_i 服从(或近似服从)正态分布. 但这一假设是否成立呢? 下面来讨论这一问题.

由于 $\hat{\pi}_i = r_i/n_i$ 是样本的频率, 因此由大数定律和中心极限定理可知:
当 $n_i \rightarrow \infty$ 时, $\hat{\pi}_i$ 以概率1收敛到 π_i 以及

$$\sqrt{n_i}(\hat{\pi}_i - \pi_i) \xrightarrow{d} N(0, \pi_i(1 - \pi_i)).$$

现在来推导 y_i^* 的近似分布, 这需要用下面的Delta方法.

由于 $\hat{\pi}_i = r_i/n_i$ 是样本的频率, 因此由大数定律和中心极限定理可知: 当 $n_i \rightarrow \infty$ 时, $\hat{\pi}_i$ 以概率1收敛到 π_i 以及

$$\sqrt{n_i}(\hat{\pi}_i - \pi_i) \xrightarrow{d} N(0, \pi_i(1 - \pi_i)).$$

现在来推导 y_i^* 的近似分布, 这需要用下面的Delta方法.

引理 (Delta方法)

假设 $\{Y_i, i \geq 1\}$ 是一列随机变量且下面的中心极限定理成立:

$$\sqrt{n}(Y_n - \theta) \xrightarrow{d} N(0, \sigma^2).$$

若 $g'(\theta)$ 存在且不等于0, 则

$$\sqrt{n}(g(Y_n) - g(\theta)) \xrightarrow{d} N(0, \sigma^2[g'(\theta)]^2).$$

由 $f(z) = \ln \frac{z}{1-z}$ 可得

$$f'(z) = \frac{1}{z(1-z)}, \quad f'(z)|_{z=\pi_i} = \frac{1}{\pi_i(1-\pi_i)}.$$

于是, 由Delta方法可知: 当 $n_i \rightarrow \infty$ 时, 有

由 $f(z) = \ln \frac{z}{1-z}$ 可得

$$f'(z) = \frac{1}{z(1-z)}, \quad f'(z)|_{z=\pi_i} = \frac{1}{\pi_i(1-\pi_i)}.$$

于是, 由Delta方法可知: 当 $n_i \rightarrow \infty$ 时, 有

$$\sqrt{n_i} \left(\ln \frac{\hat{\pi}_i}{1-\hat{\pi}_i} - \ln \frac{\pi_i}{1-\pi_i} \right) \xrightarrow{d} N\left(0, \frac{1}{\pi_i(1-\pi_i)}\right).$$

这表明: 当 $\min\{n_1, \dots, n_m\}$ 充分大时, 可以认为 $y_i^* = \ln \frac{\hat{\pi}_i}{1-\hat{\pi}_i}$ 服从正态分布 $N(\mathbf{x}_i' \boldsymbol{\beta}, v_i)$, 其中 $v_i = \frac{1}{n_i \pi_i (1-\pi_i)}$. 由于 π_i 是未知的, 因此在求 $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ 时用 $\hat{v}_i = \frac{1}{n_i \hat{\pi}_i (1-\hat{\pi}_i)}$ 去代替 \mathbf{V} 中的 v_i .

例6.3.1 在一次住房展销会上, 与房地产商签订初步购房意向书的共有 $n = 325$ 名顾客, 在随后的3个月时间内, 只有一部分顾客确实购买了房屋. 购买了房屋的顾客记为1, 没有购买房屋的顾客记为0. 以顾客的家庭年收入作为自变量 x (单位: 万元), 对下表的数据, 试分析家庭年收入的不同对最终购买住房的影响.

例6.3.1 在一次住房展销会上, 与房地产商签订初步购房意向书的共有 $n = 325$ 名顾客, 在随后的3个月时间内, 只有一部分顾客确实购买了房屋. 购买了房屋的顾客记为1, 没有购买房屋的顾客记为0. 以顾客的家庭年收入作为自变量 x (单位: 万元), 对下表的数据, 试分析家庭年收入的不同对最终购买住房的影响.

表6.3.1: 签订购房意向和最终买房的客户数据

序号	x	签订意向书人数 n_i	实际购房人数 m_i
1	1.5	25	8
2	2.5	32	13
3	3.5	58	26
4	4.5	52	22
5	5.5	43	20
6	6.5	39	22
7	7.5	28	16
8	8.5	21	12
9	9.5	15	10

```
yx=read.table( "*" * *.txt" )
x=yx[, 1]
n=yx[, 2]
m=yx[, 3]
k=n-m
house=data.frame(x,m,k)
house
glm.sol=glm(cbind(m,k)~x,family=binomial(link="logit" ),data=house)
summary(glm.sol)
```

```

Call:
glm(formula = cbind(m, k) ~ x, family = binomial(link = "logit"),
     data = house)

Deviance Residuals:
      Min       1Q   Median       3Q      Max
-0.47375 -0.30287  0.04138  0.27065  0.45253

Coefficients:
              Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept)  -0.8518     0.2931  -2.906  0.00366 **
x              0.1498     0.0534   2.805  0.00502 **
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

    Null deviance: 9.1386  on 8  degrees of freedom
Residual deviance: 1.0467  on 7  degrees of freedom
AIC: 40.092

Number of Fisher Scoring iterations: 3

```


得到的Logistic回归方程为:

$$\hat{y}^* = \ln \frac{\hat{\pi}}{1 - \hat{\pi}} = -0.8518 + 0.1498x$$

或写成

$$\hat{\pi} = \frac{\exp(-0.8518 + 0.1498x)}{1 + \exp(-0.8518 + 0.1498x)}.$$

因此可知: x 越大, 即家庭年收入越高, $\hat{\pi}$ 就越大, 即签订意向书后真正买房的可能性就越大. 对于一个家庭年收入为9万元的客户, 签订意向书后真正买房的概率估计为

$$\hat{\pi}_0 = \frac{\exp(-0.8518 + 0.1498 \times 9)}{1 + \exp(-0.8518 + 0.1498 \times 9)} = 0.622.$$

类似地, 可以预测一个家庭年收入为6(或7, 或8)万元的客户, 签订意向书后真正买房的概率.

```
> new=data.frame(x=c(6,7,8,9))
> glm.pred=predict(glm.sol,new)
> pred=exp(glm.pred)/(1+exp(glm.pred))
> pred
```

	1	2	3	4
	0.5117861	0.5490852	0.5858407	0.6216645

```
> |
```

(2) 未分组数据情形

(2) 未分组数据情形

假设 y 为0-1型随机变量, 即 $y_i \sim B(1, \pi_i)$, 而 x_1, \dots, x_p 是对 y 有影响的 p 个自变量. 在 (x_1, \dots, x_p) 的 n 个不同水平

$$\{(x_{i1}, \dots, x_{ip}), i = 1, \dots, n\}$$

下对 y 进行了 n 次独立观测得到观测值 $\{y_1, \dots, y_n\}$. 显然, y_1, \dots, y_n 是相互独立的Bernoulli随机变量, y_i 的概率分布为

$$\pi_i^{y_i} (1 - \pi_i)^{1-y_i}, \quad y_i = 0, 1.$$

于是, y_1, \dots, y_n 的似然函数为

$$L(\pi_1, \dots, \pi_n) = \prod_{i=1}^n \pi_i^{y_i} (1 - \pi_i)^{1-y_i}.$$

其对数似然函数为

$$l(\pi_1, \dots, \pi_n) = \sum_{i=1}^n [y_i \ln \pi_i + (1 - y_i) \ln(1 - \pi_i)].$$

将(6.2.2)代入上式得

$$l(\boldsymbol{\beta}) := \sum_{i=1}^n [y_i \mathbf{x}_i' \boldsymbol{\beta} - \ln(1 + e^{\mathbf{x}_i' \boldsymbol{\beta}})]. \quad (6.3.3)$$

求 $\boldsymbol{\beta}$ 的极大似然估计就是寻找 $\boldsymbol{\beta}$ 使得 $l(\boldsymbol{\beta})$ 达到最大. 为此, 计算(6.3.3)关于 $\boldsymbol{\beta}$ 的一阶导数:

$$\frac{\partial l(\boldsymbol{\beta})}{\partial \boldsymbol{\beta}} = \sum_{i=1}^n \left(y_i - \frac{e^{\mathbf{x}_i' \boldsymbol{\beta}}}{1 + e^{\mathbf{x}_i' \boldsymbol{\beta}}} \right) \mathbf{x}_i,$$

并令

$$\frac{\partial l(\boldsymbol{\beta})}{\partial \boldsymbol{\beta}} = \sum_{i=1}^n \left(y_i - \frac{e^{\mathbf{x}_i' \boldsymbol{\beta}}}{1 + e^{\mathbf{x}_i' \boldsymbol{\beta}}} \right) \mathbf{x}_i = \mathbf{0},$$

求解 $\hat{\boldsymbol{\beta}}$.

将(6.2.2)代入上式得

$$l(\boldsymbol{\beta}) := \sum_{i=1}^n [y_i \mathbf{x}_i' \boldsymbol{\beta} - \ln(1 + e^{\mathbf{x}_i' \boldsymbol{\beta}})]. \quad (6.3.3)$$

求 $\boldsymbol{\beta}$ 的极大似然估计就是寻找 $\boldsymbol{\beta}$ 使得 $l(\boldsymbol{\beta})$ 达到最大. 为此, 计算(6.3.3)关于 $\boldsymbol{\beta}$ 的一阶导数:

$$\frac{\partial l(\boldsymbol{\beta})}{\partial \boldsymbol{\beta}} = \sum_{i=1}^n \left(y_i - \frac{e^{\mathbf{x}_i' \boldsymbol{\beta}}}{1 + e^{\mathbf{x}_i' \boldsymbol{\beta}}} \right) \mathbf{x}_i,$$

并令

$$\frac{\partial l(\boldsymbol{\beta})}{\partial \boldsymbol{\beta}} = \sum_{i=1}^n \left(y_i - \frac{e^{\mathbf{x}_i' \boldsymbol{\beta}}}{1 + e^{\mathbf{x}_i' \boldsymbol{\beta}}} \right) \mathbf{x}_i = \mathbf{0},$$

求解 $\hat{\boldsymbol{\beta}}$.

但上述方程组的左边是关于参数 $\boldsymbol{\beta}$ 的一个较复杂的非线性函数, 要获得 $\boldsymbol{\beta}$ 的极大似然估计 $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ 的解析表达式是不容易的. 一般地, 可采用迭代算法, 如Newton-Raphson迭代算法, 求数值解.

例6.3.2 表6.3.2是对45名驾驶员的调查结果, 其中四个变量的含义为: x_1 : 表示视力状况, 它是一个定性变量, 1表示好, 0表示有问题; x_2 : 年龄; x_3 : 驾车教育, 它也是一个定性变量, 1表示参加过驾车教育, 0表示没有; y : 一个定性变量, 表示去年是否出过事故(1表示出过事故, 0表示没有). 试考察 x_1, x_2, x_3 与发生事故的关系.

表6.3.2 对45名驾驶员的调查结果

x_1	x_2	x_3	y	x_1	x_2	x_3	y	x_1	x_2	x_3	y
1	17	1	1	1	68	1	0	0	17	0	0
1	44	0	0	1	18	1	0	0	45	0	1
1	48	1	0	1	68	0	0	0	44	0	1
1	55	0	0	1	48	1	1	0	67	0	0
1	75	1	1	1	17	0	0	0	55	0	1
0	35	0	1	1	70	1	1	1	61	1	0
0	42	1	1	1	72	1	0	1	19	1	0
0	57	0	0	1	35	0	1	1	69	0	0
0	28	0	1	1	19	1	0	1	23	1	1
0	20	0	1	1	62	1	0	1	19	0	0
0	38	1	0	0	39	1	1	1	72	1	1
0	45	0	1	0	40	1	1	1	74	1	0
0	47	1	1	0	55	0	0	1	31	0	1
0	52	0	0	0	68	0	1	1	16	1	0
0	55	0	1	0	25	1	0	1	61	1	0


```
yx=read.table("*.txt")
x1=yx[,1]
x2=yx[,2]
x3=yx[,3]
y=yx[,4]
accident=data.frame(x1,x2,x3,y)
accident
glm.sol=glm(y~x1+x2+x3,family=binomial(link="logit"),data=accident)
summary(glm.sol)
```

```
glm(formula = y ~ x1 + x2 + x3, family = binomial(link = "logit"),  
     data = accident)
```

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-1.5636	-0.9131	-0.7892	0.9637	1.6000

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
(Intercept)	0.597610	0.894831	0.668	0.5042
x1	-1.496084	0.704861	-2.123	0.0338 *
x2	-0.001595	0.016758	-0.095	0.9242
x3	0.315865	0.701093	0.451	0.6523

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 62.183 on 44 degrees of freedom
Residual deviance: 57.026 on 41 degrees of freedom
AIC: 65.026

Number of Fisher Scoring iterations: 4

得到初步的Logistic回归方程:

$$\ln \frac{\hat{\pi}}{1 - \hat{\pi}} = 0.5976 - 1.4961x_1 - 0.0016x_2 + 0.3159x_3,$$

或等价地写成

$$\hat{\pi} = \frac{\exp(0.5976 - 1.4961x_1 - 0.0016x_2 + 0.3159x_3)}{1 + \exp(0.5976 - 1.4961x_1 - 0.0016x_2 + 0.3159x_3)}.$$

但由于参数 β_2 和 β_3 没有通过显著性检验, 类似于线性模型, 可以用step命令做变量筛选.

```
> glm.reg=glm(y~1,family=binomial(link="logit"),data=accident)
> step.model=step(glm.reg,direction="both",scope=(~x1+x2+x3))
Start:  AIC=64.18
y ~ 1
```

	Df	Deviance	AIC
+ x1	1	57.241	61.241
<none>		62.183	64.183
+ x3	1	61.991	65.991
+ x2	1	62.122	66.122

```
Step:  AIC=61.24
y ~ x1
```

	Df	Deviance	AIC
<none>		57.241	61.241
+ x3	1	57.035	63.035
+ x2	1	57.232	63.232
- x1	1	62.183	64.183

```
> summary(step.model)

Call:
glm(formula = y ~ x1, family = binomial(link = "logit"), data = accident)

Deviance Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-1.4490  -0.8782  -0.8782   0.9282   1.5096

Coefficients:
              Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept)    0.6190     0.4688   1.320   0.1867
x1             -1.3728     0.6353  -2.161   0.0307 *
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

    Null deviance: 62.183  on 44  degrees of freedom
Residual deviance: 57.241  on 43  degrees of freedom
AIC: 61.241

Number of Fisher Scoring iterations: 4
```

得到新的Logistic回归方程:

$$\ln \frac{\hat{\pi}}{1 - \hat{\pi}} = 0.6190 - 1.3728x_1,$$

或等价地写成

$$\hat{\pi} = \frac{\exp(0.6190 - 1.3728x_1)}{1 + \exp(0.6190 - 1.3728x_1)}.$$

最后, 做个预测分析:

最后, 做个预测分析:

```
> new=data.frame(x1=c(1,0))
> log.pre=predict(step.model,new)
> pi=exp(log.pre)/(1+exp(log.pre))
> pi
      1      2
0.32 0.65
> |
```


最后, 做个预测分析:

```
> new=data.frame(x1=c(1,0))
> log.pre=predict(step.model,new)
> pi=exp(log.pre)/(1+exp(log.pre))
> pi
      1      2
0.32 0.65
> |
```

这说明视力有问题的司机发生交通事故的概率大约是视力正常的司机的两倍($0.65/0.32$).