

概率统计 B

第七章 回归分析方法

原著：陈家鼎、刘婉如、汪仁官
制作：李东风，邓明华

2025 年春季

本章目录

- ① 一元线性回归
- ② 多元线性回归
- ③ 逻辑斯蒂 (Logistic) 回归

本节目录

- 1 一元线性回归
 - 经验公式与最小二乘法
 - 平方和分解公式与线性相关关系
 - 数学模型与相关性检验
 - 预报与控制
- 2 多元线性回归
- 3 逻辑斯蒂 (Logistic) 回归

回归分析方法

- 回归分析方法是数理统计的重要工具，是处理多个变量之间**相关关系**的一种数学方法。
- **函数关系**：确定性关系。如自由落体运动

$$s = \frac{1}{2}gt^2 \quad (0 \leq t \leq T)$$

- **相关关系**是给定了 x 的值后并不能确定 y 的值，但 y 的值与 x 的值有关。
- 即使是确定性关系的变量，其测量值因为含有误差所以也有不确定性。
- 回归分析可以建立变量间的关系的数学表达式（经验公式），并可判断这样的公式的有效性，以及如何利用所得到的经验公式去达到预测、控制等目的。

一元线性回归

- 在一元线性回归分析中, 考察随机变量 Y 与一个普通变量 x (非随机) 之间的联系。
- 数据成对观测:

$$(x_1, Y_1), (x_2, Y_2), \dots, (x_n, Y_n)$$

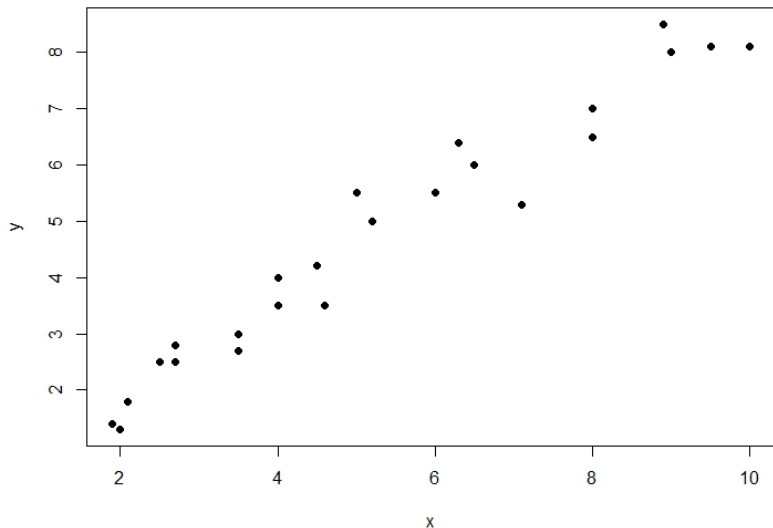
例 1.1

- 例 1.1 某种合成纤维的强度与其拉伸倍数有关。
- 有 24 个纤维样品的强度与相应的拉伸倍数的实测记录。
- 设拉伸倍数为 x , 强度为 Y , 希望根据观测数据找出 x 和 Y 的关系式。
- 数据（部分）如

$(1.9, 1.4), (2.0, 1.3), (2.1, 1.8), \dots, (9.5, 8.1), (10.0, 8.1)$

- 一种直观的考察方式是散点图（演示）。

纤维强度对拉伸倍数的散点图



- 散点图中每个点以 x 为横坐标, 以 y 为纵坐标。
- 从散点图看散点围绕在一条直线周围, 有

$$\hat{y} = a + bx \quad (1.1)$$

其中 \hat{y} 表示建立 Y 与 x 的关系后用 x 对 Y 做的预测。

- 于是借助于散点图确定了经验公式的形式。只需要确定 (1.1) 中的 a 和 b 。
- b 叫做回归系数, 关系式 $\hat{y} = a + bx$ 叫做回归方程。
- 线性: x 每增加 1, Y 的变化量是恒定的。
- 非线性: x 每增加 1, Y 的变化量不是恒定的。

求解回归直线

- 要找一条直线与散点图中所有点尽可能最接近。
- 直接作图过于粗略，且无法推广到多个自变量的情形。
- 定义距离：用

$$[Y_i - (a + bx_i)]^2$$

衡量点 (x_i, Y_i) 到直线 $\hat{y} = a + bx$ 的距离。

- 这是两个纵坐标的距离平方，不是点到直线的垂直距离。
- **理由：**需要衡量的是对 Y 的预测精度。

最小二乘原则

- 平方和

$$Q(a, b) = \sum_{i=1}^n [Y_i - (a + bx_i)]^2 \quad (1.2)$$

衡量直线 $\hat{y} = a + bx$ 与所有散点的距离远近。

- 求回归直线问题化为：找两个数 \hat{a}, \hat{b} ，使得二元函数 $Q(a, b)$ 在 $a = \hat{a}, b = \hat{b}$ 处达到最小。
- 这种方法叫做**最小二乘法**。

最小二乘求解的微分法

- 为了求 $Q(a, b)$ 的最小值点, 求解其一阶偏导数都等于零的方程:

$$\frac{\partial Q}{\partial a} = -2 \sum_{i=1}^n [Y_i - (a + bx_i)] = 0 \quad (1.3)$$

$$\frac{\partial Q}{\partial b} = -2 \sum_{i=1}^n [Y_i - (a + bx_i)] \cdot x_i = 0 \quad (1.4)$$

- 由 (1.3) 解得

$$\begin{aligned} na &= \sum_{i=1}^n Y_i - b \sum_{i=1}^n x_i \\ a &= \bar{Y} - b\bar{x} \end{aligned} \quad (1.5)$$

- 由 (1.4) 得

$$\sum_{i=1}^n x_i [Y_i - a - bx_i] = 0$$

- 把 (1.5) 代入上式可得

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^n x_i [Y_i - \bar{y} - b(x_i - \bar{x})] &= 0 \\ b \sum_{i=1}^n x_i (x_i - \bar{x}) &= \sum_{i=1}^n x_i (Y_i - \bar{Y}) \\ b \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 &= \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}) (Y_i - \bar{Y}) \\ \hat{b} &= \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}) (Y_i - \bar{Y})}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \end{aligned} \quad (1.6)$$

- 代入 (1.5) 可得 $\hat{a} = \bar{Y} - \hat{b}\bar{x}$ 。

- 当 x_1, x_2, \dots, x_n 不全相等时有解。
- 可以证明这样用微分法求得的 (\hat{a}, \hat{b}) 是 $Q(a, b)$ 的最小值点。
- 事实上，二阶导数矩阵，即海色阵为

$$H = \begin{pmatrix} 2n & 2n\bar{x} \\ 2n\bar{x} & 2\left(\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 + n\bar{x}^2\right) \end{pmatrix}$$

易见其主子式都大于零， H 正定， $Q(a, b)$ 的唯一的一阶偏导数等于零的点一定是全局最小值点。

最小二乘解的配方法

- 拆分平方与交叉项:

$$\begin{aligned} Q(a, b) &= \sum_{i=1}^n \{ (Y_i - \bar{Y}) + [\bar{Y} - (a + b\bar{x})] - b(x_i - \bar{x}) \}^2 \\ &= \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2 + n[\bar{Y} - (a + b\bar{x})]^2 \\ &\quad + b^2 \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 - 2b \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(Y_i - \bar{Y}) \end{aligned}$$

- 其中 $[\bar{Y} - (a + b\bar{x})]$ 是常数, 所以它与 $x_i - \bar{x}$ 和 $Y_i - \bar{Y}$ 的交叉项为零。

• 记

$$l_{xx} = \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \qquad l_{YY} = \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2$$
$$l_{xY} = \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(Y_i - \bar{Y})$$

• 则

$$\begin{aligned} Q(a, b) &= l_{YY} + n[\bar{Y} - (a + b\bar{x})]^2 + l_{xx}b^2 - 2l_{xY}b \\ &= l_{YY} + n[\bar{Y} - (a + b\bar{x})]^2 + l_{xx} \left(b - \frac{l_{xY}}{l_{xx}} \right)^2 - \frac{l_{xY}^2}{l_{xx}} \\ &\geq l_{YY} - \frac{l_{xY}^2}{l_{xx}} \end{aligned}$$

• 等于号成立当且仅当

$$b = \frac{l_{xY}}{l_{xx}} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(Y_i - \bar{Y})}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}$$
$$a = \bar{Y} - b\bar{x}$$

- $Q(a, b)$ 的最小值为

$$\begin{aligned}
 Q(\hat{a}, \hat{b}) &= l_{YY} - \frac{l_{xY}^2}{l_{xx}} \\
 &= l_{YY} - \hat{b}l_{xY} \\
 &= \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 - \hat{b} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(Y_i - \bar{Y})
 \end{aligned}$$

- 得到了 \hat{a}, \hat{b} 就确定了回归的经验公式，确定了回归直线。
- 演示 (Flash)。
- 易见点 (\bar{x}, \bar{Y}) 落在回归直线上：

$$\bar{Y} = \hat{a} + \hat{b}\bar{x}$$

- 回归一般使用统计软件计算。比如在 R 中

```
lm1 <- lm(y ~ x)
summary(lm1)
plot(lm1)
```

可以计算并显示回归结果、画回归诊断图形。

- 对于例 1.1 的 24 个点，计算得 $\hat{b} = 0.859$, $\hat{a} = 0.15$ ，纤维强度 (Y) 与拉伸倍数 (x) 的经验公式为

$$\hat{y} = 0.15 + 0.859x$$

- 经验公式也叫**回归方程**，相应的直线叫做**回归直线**。
- 回归系数 b 的含义：拉伸倍数 (x) 每增加一个单位，强度 (Y) 平均增加 0.859 个单位。

非线性关系线性化

- 某些非线性关系可以通过变换转化为线性关系。
- 例 1.2** 彩色显影中，染料光学密度 Y 与析出银的光学密度 x 有如下类型的关系

$$Y \approx Ae^{-B/x}, \quad B > 0$$

- 这不是线性关系。两边取对数得

$$\ln Y \approx \ln A - B \frac{1}{x}$$

- 令

$$Y^* = \ln Y \qquad x^* = \frac{1}{x}$$

- 则

$$Y^* \approx \ln A - Bx^*$$

为线性关系。

- 从 n 组数据 $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)$ 得到变换的数据 $(x_1^*, y_1^*), (x_2^*, y_2^*), \dots, (x_n^*, y_n^*)$ 。
- 对变换后的数据建立线性回归方程

$$\hat{y}^* = \hat{a} + \hat{b}x^*$$

- 反变换得

$$\hat{A} = e^{\hat{a}} \quad \hat{B} = -b$$

- 则有

$$\hat{Y} = \hat{A}e^{-\hat{B}/x}$$

- 例 1.3 炼钢钢包随使用次数增加而容积增大。
- 测量了 13 组这样的数据（部分）：

$$(2, 106.42), (3, 108.20), (4, 109.58), \dots, (19, 111.20)$$

- 画出了散点图（演示）。用双曲线

$$\frac{1}{y} \approx a + b\frac{1}{x}$$

- 令 $x^* = 1/x, y^* = 1/y$ ，化为线性模型

$$y^* \approx a + bx^*$$

- 解得 $\hat{a} = 0.008967, \hat{b} = 0.0008292$ ，经验公式为

$$\frac{1}{\hat{y}} = 0.008967 + 0.0008292\frac{1}{x}$$

线性相关性

- 只要数据中 x_1, x_2, \dots, x_n 不全相等, 最小二乘法存在唯一解, 总可以得到经验公式

$$\hat{Y} = \hat{a} + \hat{b}x$$

- 所以, 经验公式并不都能反映实际情况。
- 需要判别 x 与 Y 之间是否真的具有线性相关关系: Y 是否随着 x 增大而线性地增大 (或者线性地减小)。

平方和分解公式

- 对于任意 n 组数据 $(x_1, Y_1), (x_2, Y_2), \dots, (x_n, Y_n)$, 只要 x_1, x_2, \dots, x_n 不全相等, 就有

$$\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2 = \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2 + \sum_{i=1}^n (\hat{Y}_i - \bar{Y})^2 \quad (1.7)$$

- 其中 \bar{Y} 是 Y_1, Y_2, \dots, Y_n 的平均值,

$$\hat{y}_i = \hat{a} + \hat{b}x_i \quad (i = 1, 2, \dots, n)$$

- 证

$$\begin{aligned}\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2 &= \sum_{i=1}^n [(Y_i - \hat{Y}_i) + (\hat{Y}_i - \bar{Y})]^2 \\ &= \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2 + 2 \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)(\hat{Y}_i - \bar{Y}) + \sum_{i=1}^n (\hat{Y}_i - \bar{Y})^2\end{aligned}$$

- 注意

$$\begin{aligned}\hat{Y}_i &= \hat{a} + \hat{b}x_i = \bar{Y} - \hat{b}\bar{x} + \hat{b}x_i \\ &= \bar{Y} + \hat{b}(x_i - \bar{x})\end{aligned}$$

- 所以交叉项

$$\begin{aligned}& \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)(\hat{Y}_i - \bar{Y}) \\&= \sum_{i=1}^n [Y_i - \bar{Y} - \hat{b}(x_i - \bar{x})]\hat{b}(x_i - \bar{x}) \\&= \hat{b} \left\{ \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})(x_i - \bar{x}) - \hat{b} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \right\} \\&= 0\end{aligned}$$

- 于是

$$\begin{aligned}& \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2 \\&= \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2 + \sum_{i=1}^n (\hat{Y}_i - \bar{Y})^2\end{aligned}$$

- 即平方和分解公式 (1.7) 成立。

平方和分解公式的解释

- (1.7) 式坐标的 $\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2$ 是因变量的总偏差平方和 (Total Sum of Squares, TSS), 描述了因变量的分散程度, 是我们要用模型解释的目标。记为 l_{YY} 。
- 考虑分解的第一项 $\sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2$ 。这是用模型得到的因变量拟合值 \hat{Y}_i 与实际因变量值 Y_i 之间的差距的一个度量, 是最小二乘法最后得到的最小化的目标函数值。这个平方和越小, 说明模型与实际数据越相符。
- 记

$$\hat{\varepsilon}_i = Y_i - \hat{Y}_i \quad (i = 1, 2, \dots, n)$$

称为残差 (residual)。记

$$Q = \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2 = \sum_{i=1}^n \hat{\varepsilon}_i^2,$$

称 Q 为残差平方和 (Residual Sum of Squares, RSS)。

- 分解的第二项:

$$U = \sum_{i=1}^n (\hat{Y}_i - \bar{Y})^2$$

- 易见

$$\begin{aligned} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \hat{Y}_i &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{a} + \hat{b}x_i) \\ &= \hat{a} + \hat{b}\bar{x} = \bar{Y} \end{aligned}$$

- 所以 U 是拟合值 $\hat{Y}_1, \hat{Y}_2, \dots, \hat{Y}_n$ 的离差平方和。
- U 受什么因素影响呢?

$$\begin{aligned}
 U &= \sum_{i=1}^n (\hat{a} + \hat{b}x_i - \bar{Y})^2 \\
 &= \sum_{i=1}^n (\bar{Y} - \hat{b}\bar{x} + \hat{b}x_i - \bar{Y})^2 \\
 &= \hat{b}^2 \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \\
 &= \hat{b}^2 l_{xx}
 \end{aligned}$$

- l_{xx} 是自变量的离差平方和。所以 U 代表了自变量对因变量的变化的解释，在分解中 U 越大，残差平方和 Q 越小，模型对数据拟合越好。
- U 叫做回归平方和 (Explained sum of square, ESS)。

- 所以，平方和分解公式把因变量总偏差平方和) 分解为两部分：

$$l_{yy} = Q + U$$

- U 来源于自变量 x 的分散程度，通过线性关系影响了因变量 Y 造成 Y 的变差，是模型可以解释的部分；
- Q 是模型拟合的误差的度量，是自变量和模型不能解释的部分。
- 分解中， U 越大， Q 越小，模型越准确描述自变量和因变量之间的线性相关关系。
- 反之，如果 Q 很大，则自变量和因变量之间没有线性相关关系。
- 取统计量

$$F = \frac{U}{Q/(n-2)} \quad (1.9)$$

则当 F 相当大时，表明 x 对 Y 的线性影响越强，两者有线性相关性。否则没有线性相关性。

- F 值多大才认为线性相关性成立？这是一个假设检验问题。
- 需要对模型进行进一步细化。
- 设数据满足如下结构

$$\begin{aligned}
 Y_1 &= a + bx_1 + \varepsilon_1 \\
 Y_2 &= a + bx_2 + \varepsilon_2 \\
 &\dots\dots\dots \\
 Y_n &= a + bx_n + \varepsilon_n
 \end{aligned} \tag{1.10}$$

- 其中 $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n$ 是独立同分布随机变量列，共同分布为 $N(0, \sigma^2)$ (σ^2 未知)。
- 这样的模型是单总体模型、两总体模型的进一步推广。它等价于

$$Y_i \sim N(a + bx_i, \sigma^2), \quad i = 1, 2, \dots, n$$

且相互独立。这给出了 n 维随机向量 (Y_1, Y_2, \dots, Y_n) 的联合分布。

- 在承认了 (1.10) 模型基础上, x 与 Y 之间有无线性相关关系的问题变成假设

$$H_0 : b = 0$$

- 当 H_0 成立时, 模型 (1.10) 退化为

$$Y_i = a + \varepsilon_i, \quad i = 1, 2, \dots, n$$

模型中不含自变量 x , 所以这时 x 与 Y 没有线性相关关系。

- 当 H_0 不成立时, Y 与 x 有线性相关关系。

相关性检验

- 当 H_0 成立时, 统计量 F 服从 $F(1, n-2)$ 分布。
- 对检验水平 α , 取 $F(1, n-2)$ 分布的右侧 α 临界值 λ , H_0 的否定域为

$$W = \{F > \lambda\}$$

- 从样本中计算统计量 F 的值, 当 $F > \lambda$ 时拒绝 H_0 , 认为 x 与 Y 之间存在线性相关性 (有显著的线性相关性);
- 当 $F \leq \lambda$ 时 H_0 相容, 认为 x 与 Y 之间没有显著的线性相关性。

随机误差方差估计

- 可以证明

$$\frac{1}{\sigma^2} Q \sim \chi^2(n-2)$$

- 从而

$$E\left(\frac{1}{\sigma^2} Q\right) = n-2$$
$$E\left(\frac{1}{n-2} Q\right) = \sigma^2$$

- 所以

$$S^2 \triangleq \frac{1}{n-2} Q = \frac{1}{n-2} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2$$

是 σ^2 的无偏估计, 称为一元回归模型的**样本方差**。

样本相关系数

- 设 U, V 是两个随机变量, 其相关系数定义为

$$\rho = \frac{\text{Cov}(U, V)}{\sqrt{D(U)D(V)}}$$

- 若 (U, V) 有样本 $(u_1, v_1), (u_2, v_2), \dots, (u_n, v_n)$, 则可计算样本相关系数

$$R = \frac{\sum_{i=1}^n (u_i - \bar{u})(v_i - \bar{v})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (u_i - \bar{u})^2 \sum_{i=1}^n (v_i - \bar{v})^2}}$$

- 在线性回归中虽然 x 是非随机的变量, 但也可以定义样本相关系数为

$$R = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}}$$

- 当 $|R|$ 相当大时拒绝 $H_0: b = 0$ 。

决定系数

- 易见

$$\begin{aligned} R^2 &= \frac{l_{xY}^2}{l_{xx}l_{YY}} = \frac{l_{xY}^2}{l_{xx}^2} \cdot \frac{l_{xx}}{l_{YY}} \\ &= \frac{\hat{b}^2 l_{xx}}{l_{YY}} = \frac{U}{l_{yy}} = 1 - \frac{Q}{l_{YY}} \end{aligned}$$

- 一般地，定义

$$R^2 = \frac{U}{l_{YY}} = 1 - \frac{Q}{l_{YY}},$$

称 R^2 为**决定系数**，这个定义在多元回归时照样适用。

- R^2 取值于 $[0, 1]$, 代表了回归平方和在总平方和中的比例, R^2 越接近于 1, 回归模型对数据拟合得越好。
- 当 $R^2 = 1$ 时, $Q = 0$, 所有的 n 个数据点

$$(x_i, Y_i), \quad i = 1, 2, \dots, n$$

都落在直线

$$\hat{Y} = \hat{a} + \hat{b}x$$

上。

- $R^2 = 1$ 的情况一般只出现在确定性关系中。

F 统计量与决定系数

- 检验 $H_0 : b = 0$ 用的 F 统计量与 R^2 一一对应:

$$\begin{aligned} F &= \frac{U}{Q/(n-2)} = (n-2) \frac{U}{l_{YY} - U} \\ &= (n-2) \frac{R^2}{1 - R^2} = \frac{n-2}{\frac{1}{R^2} - 1} \end{aligned}$$

- 两者为一一对应的严格单调递增关系。

两个平方和的计算公式

- 按定义,

$$U = \sum_{i=1}^n (\hat{Y}_i - \bar{Y})^2$$

$$Q = \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2$$

- 但是, 在有了 l_{YY} , l_{xx} , l_{xY} , \hat{b} 后可简单计算为

$$U = \hat{b}^2 l_{xx} = \hat{b} l_{xY} \quad (1.11)$$

$$Q = l_{YY} - U \quad (1.12)$$

例 1.4

- **例 1.4** 炼钢基本是氧化脱碳的过程，原来碳含量越高，需要的冶炼时间越长。
- 有某平炉 34 炉的熔毕碳 (x) 与精炼时间 (y) 的记录如下（部分）：

$$(180, 200), (104, 100), \dots, (143, 160)$$

- 散点图见演示。

- 计算过程：见 R 程序演示。
- 主要结果

$$\begin{aligned}\hat{a} &= -23.20, & \hat{b} &= 1.270 \\ F &= 145.0 & R^2 &= 0.8192\end{aligned}$$

- $F(1,32)$ 右侧 0.01 分位数为 $\lambda = 4.15$, $F > \lambda$, 可以认为 x, Y 之间存在线性相关关系, 或: 直线回归是显著的。

回归模型的作用

- 揭示变量之间的数量关系；
- 预报；
- 控制。

预报

- 设

$$Y = a + bx + \varepsilon, \quad \varepsilon \sim N(0, \sigma^2)$$

- 由数据 $(x_i, Y_i), i = 1, 2, \dots, n$ 得到参数最小二乘估计 \hat{a}, \hat{b} 和方差估计 S^2 。
- 对新的自变量值 x_0 ，设

$$Y_0 = a + bx_0 + \varepsilon_0$$

- 用

$$\hat{Y}_0 = \hat{a} + \hat{b}x_0$$

预报 Y_0 的值。

- 还需要衡量预报精度。
- 若 $\varepsilon_0, \varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n \text{iid} \sim N(0, \sigma^2)$, 则

$$T \triangleq \frac{Y_0 - \hat{Y}_0}{S\sqrt{1 + \frac{1}{n} + \frac{(x_0 - \bar{x})^2}{l_{xx}}}} \sim t(n-2)$$

- 为了求 Y_0 的预报区间, 由

$$P\left(\left|\frac{Y_0 - \hat{y}_0}{S\sqrt{1 + \frac{1}{n} + \frac{(x_0 - \bar{x})^2}{l_{xx}}}}\right| \leq t_{\alpha/2}(n-2)\right) = 1 - \alpha \quad (1.13)$$

其中 $t_{\alpha/2}(n-2)$ 是 t 分布的 $\alpha/2$ 上分位点。

- 得 Y_0 的置信度 $1 - \alpha$ 的预报区间为

$$\hat{Y}_0 \pm t_{\alpha/2}(n-2)S\sqrt{1 + \frac{1}{n} + \frac{(x_0 - \bar{x})^2}{l_{xx}}} \quad (1.14)$$

- 演示: 熔毕碳与精炼时间的预报区间, 连线为曲线, 但只有单点意义。

- x_0 离 \bar{x} 越远, 预报区间长度越长。
- 注意: 回归模型的应用范围不能超出原数据的范围。
- 作为 (1.14) 的近似, 当 n 较大且 x_0 离 \bar{x} 不远的时候,

$$\sqrt{1 + \frac{1}{n} + \frac{(x_0 - \bar{x})^2}{l_{xx}}} \approx 1$$

所以预测区间近似为

$$[\hat{Y}_0 - t_{\alpha/2}(n-2)S, \hat{Y}_0 + t_{\alpha/2}(n-2)S]$$

- 当 n 较大时 λ 可以用标准正态分布的双侧 α 临界值, 如 $\alpha = 0.05$ 时用 $\lambda = 1.96$ 。
- 误差标准差估计 S 越小, 预报区间越短, 预报越精确。

控制问题

- 控制问题是：要求控制 Y 在区间 $[A, B]$ 内，如何选取 x 的值？
- 办法是要求 (1.14) 得到的上下限都在 $[A, B]$ 内，反解符合要求 x_0 的区间。

回归诊断和残差分析

- 即使线性相关性检验否定了 $H_0: b = 0$ ，也并不说明模型就是合适的。
- 常见问题包括：
- 缺少重要自变量；
- 有非线性相关；
- 误差项方差非恒定；
- 误差项存在序列相关；
- 自变量严重共线（多元回归中）；
- 数据有异常值或强影响点。
- 可以用残差散点图等进行回归诊断。

残差分析

- 残差

$$\hat{\varepsilon}_i = Y_i - \hat{Y}_i$$

- 令

$$h_i = \frac{1}{n} + \frac{(x_i - \bar{x})^2}{l_{xx}}$$

$$S = \sqrt{\frac{Q}{n-2}}$$

$$r_i = \frac{\hat{\varepsilon}_i}{S\sqrt{1+h_i}}$$

- 则在 (1.10) 模型成立时 r_1, r_2, \dots, r_n 近似相互独立, 且近似服从标准正态分布。

- 有

$$P(|r_i| > 2) \approx 0.05$$

- 当 n 比较大时, $r_i, i = 1, 2, \dots, n$ 应该只有约 $[0.05n]$ 个绝对值大于 2。
- 这可以用来检验模型关于误差项的假设是否成立, 以及发现异常值点。

本节目录

1 一元线性回归

2 多元线性回归

- 模型
- 最小二乘估计与正规方程
- 平方和分解公式与 σ^2 的无偏估计
- 相关性检验
- 偏回归平方和与因素主次的判别
- 多元回归的例子

3 逻辑斯蒂 (Logistic) 回归

多元线性回归

- 考虑多个自变量与因变量的关系。
- 要解决的问题与一元回归相同。
- 解决方法类似。

模型

- 设因变量 Y 与自变量 x_1, x_2, \dots, x_p 有关系式

$$Y = b_0 + b_1x_1 + \dots + b_px_p + \varepsilon$$

- 其中自变量 x_1, x_2, \dots, x_p 是非随机的变量, ε 是随机项。
- 有 n 组数据

$$\begin{aligned} & (y_1; x_{11}, x_{12}, \dots, x_{1k}) \\ & (y_2; x_{21}, x_{22}, \dots, x_{2k}) \\ & \dots\dots\dots \\ & (y_n; x_{n1}, x_{n2}, \dots, x_{nk}) \end{aligned} \tag{2.1}$$

- 假定数据满足

$$\begin{cases} Y_1 = b_0 + b_1 x_{11} + b_2 x_{12} + \cdots + b_p x_{1p} + \varepsilon_1 \\ Y_2 = b_0 + b_1 x_{21} + b_2 x_{22} + \cdots + b_p x_{2p} + \varepsilon_2 \\ \dots\dots\dots \\ Y_n = b_0 + b_1 x_{n1} + b_2 x_{n2} + \cdots + b_p x_{np} + \varepsilon_n \end{cases} \quad (2.2)$$

这里 Y_t 写成大写是为了强调在模型中它是随机变量。

- 其中 b_0, b_1, \dots, b_p 是待估参数, $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n$ 相互独立且服从相同的 $N(0, \sigma^2)$ 分布。

说明

- “多元”是指自变量有多个，但因变量还是只有一个。另外，自变量是非随机的普通变量，因变量是随机变量。
- (2.1) 中的各个 y_t 是数据值，(2.2) 中大写的 Y_t 看作随机变量。把 y_t 看作 Y_t 的观测值。
- (2.2) 表示 Y 与 x_1, x_2, \dots, x_p 有线性相关关系。对于某些非线性关系，可以通过变换转化为线性。比如一元多项式回归

$$\hat{Y} = b_0 + b_1x + b_2x^2 + \cdots + b_px^p$$

只要记 $x_1 = x, x_2 = x^2, \dots, x_p = x^p$ 就变成自变量为 x_1, x_2, \dots, x_p 的多元线性回归

$$\hat{Y} = b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + \cdots + b_px_p$$

- 为估计未知参数，最小化误差平方和

$$\begin{aligned} & Q(b_0, b_1, \dots, b_p) \\ &= \sum_{t=1}^n [Y_t - (b_0 + b_1 x_{t1} + b_2 x_{t2} + \dots + b_p x_{tp})]^2 \end{aligned}$$

- 使 $Q(b_0, b_1, \dots, b_p)$ 达到最小值的点 $\hat{b}_0, \hat{b}_1, \dots, \hat{b}_p$ 称为参数 b_0, b_1, \dots, b_p 的最小二乘估计。

- 记

$$\bar{Y} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n Y_t,$$

$$\bar{x}_i = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n x_{ti}, \quad i = 1, 2, \dots, p$$

$$l_{ij} = l_{ji} = \sum_{t=1}^n (x_{ti} - \bar{x}_i)(x_{tj} - \bar{x}_j), \quad i, j = 1, 2, \dots, p$$

$$l_{iY} = \sum_{t=1}^n (x_{ti} - \bar{x}_i)(Y_t - \bar{Y}), \quad i = 1, 2, \dots, p$$

- 则 $\hat{b}_1, \hat{b}_2, \dots, \hat{b}_p$ 为如下 n 阶线性方程组的解:

$$\begin{pmatrix} l_{11} & l_{12} & \cdots & l_{1p} \\ l_{21} & l_{22} & \cdots & l_{2p} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ l_{p1} & l_{p2} & \cdots & l_{pp} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_p \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} l_{1Y} \\ l_{2Y} \\ \vdots \\ l_{pY} \end{pmatrix}$$

- 而

$$b_0 = \bar{Y} - b_1 \bar{x}_1 - b_2 \bar{x}_2 - \cdots - b_p \bar{x}_p$$

- 这 $k+1$ 个方程组成的方程组叫做**正规方程**。
- 可以证明, 最小二乘估计一定存在, 而且 b_0, b_1, \dots, b_p 是最小二乘估计的充分必要条件为满足正规方程。

- 当如下矩阵

$$\begin{pmatrix} 1 & x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1p} \\ 1 & x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2p} \\ \cdots & \cdots & \cdots & & \\ 1 & x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{np} \end{pmatrix}$$

为满秩矩阵（要求 $n > p + 1$ ，满秩指列满秩）时正规方程的解唯一，所以最小二乘估计唯一。

平方和分解公式

- 平方和分解公式:

$$l_{YY} = \sum_{t=1}^n (Y_t - \bar{Y})^2 = Q + U$$

$$Q = \sum_{t=1}^n (Y_t - \hat{Y}_t)^2 \quad (\text{残差平方和})$$

$$U = \sum_{t=1}^n (\hat{Y}_t - \bar{Y})^2 \quad (\text{回归平方和})$$

$$= \hat{b}_1 l_{1Y} + \hat{b}_2 l_{2Y} + \cdots + \hat{b}_p l_{pY}$$

$$\hat{Y}_t = \hat{b}_0 + \hat{b}_1 x_{t1} + \hat{b}_2 x_{t2} + \cdots + \hat{b}_p x_{tp}, \quad t = 1, 2, \dots, n$$

σ^2 的无偏估计

- 可以证明: $Q/\sigma^2 \sim \chi^2(n-p-1)$, 所以

$$E(Q/\sigma^2) = n - p - 1$$

$$E\left(\frac{1}{n-p-1} Q\right) = \sigma^2$$

- 记

$$S^2 = \hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n-p-1} Q$$

S^2 为 σ^2 的无偏估计, 称之为多元回归模型的**样本方差**。

相关性检验

- 最小二乘估计总存在，所以不管 Y 和 x_1, x_2, \dots, x_p 之间有没有线性相关关系总能建立回归方程。
- 必须检验线性相关关系是否成立，转化为假设检验问题：

$$H_0 : b_1 = b_2 = \dots = b_p = 0 \quad v.s \quad H_1 : b_1, \dots, b_p \text{ 至少一个非零}$$

的检验。

- 当 H_0 成立时，模型中不出现自变量 x_1, x_2, \dots, x_p ，所以没有线性相关关系。
- 当 H_0 不成立时， Y 与 x_1, x_2, \dots, x_p 有线性相关关系。

相关性检验

- 考虑如下检验统计量

$$F = \frac{U/p}{Q/(n-p-1)}$$

- 在 H_0 下 $F \sim F(p, n-p-1)$ 。
- 给定检验水平 α 后查 $F(p, n-p-1)$ 的临界值表得上 α 分位点 $F_\alpha(p, n-p-1)$ 。
- 计算 F 的值后, 当且仅当 $F > F_\alpha(p, n-p-1)$ 时拒绝 H_0 , 认为 Y 与 x_1, x_2, \dots, x_p 有线性相关关系, 也称回归方程显著。
- 若 F 的观测值为 v , 可以计算检验的 p-值

$$p = P(F > v)$$

其中 F 为服从 $F(p, n-p-1)$ 分布的随机变量, 当且仅当 p-值小于 α 时拒绝 H_0 。

因素主次的判别

- 多元回归时，即使能否定 $H_0 : b_1 = b_2 = \cdots = b_p = 0$ ，仍然有可能一部分自变量与 Y 没有线性相关关系。
- 或者，虽然某自变量 x_i 与 Y 有线性相关关系，但是其它自变量能够代表它，所以 x_i 也不需要出现在模型中。
- 另外，即使部分自变量都是在模型中有意义的，也会有因素主次之分。

偏回归平方和

- 在平方和分解中，回归平方和 U 代表了所有 p 个自变量的作用。
- 为了研究某个自变量 x_i 的贡献，从原来的数据中建立 Y 对除去该自变量 x_i 之后的 $p - 1$ 个自变量的回归模型，得到一个回归平方和 $U_{(i)}$. 可以证明一定有 $U_{(i)} \leq U$.
- 称

$$u_i = U - U_{(i)}$$

为 x_1, x_2, \dots, x_p 中 x_i 的偏回归平方和。

- 注意偏回归平方和都是在一个变量集合的前提下讨论的，集合不一样 u_i 代表的意义是不一样的。

偏回归平方和的计算

- u_i 的计算不需要真的重新拟合回归模型，而是有公式

$$u_i = \frac{\hat{b}_i^2}{v_{ii}}$$

其中 v_{ii} 为

$$L = (l_{ij})_{p \times p}$$

的逆矩阵中的第 i 个主对角线元素。

- 为了检验 $H_0 : b_i = 0$ ，可以用统计量

$$F_i = \frac{u_i}{S^2}$$

可以证明，在 H_0 下 $F_i \sim F(1, n - p - 1)$ 。

单个自变量的检验

- 设 F_i 的观测值为 v , 则

$$p = P(F > v)$$

(其中 F 为 $F(1, n - p - 1)$ 分布随机变量) 是检验的 p 值。

- 当 p 值小于 0.05 时称变量 x_i 是显著的。
- 当 p 值小于 0.01 时称变量 x_i 是高度显著的。
- 当 F_i 的值很小时, 应该从回归方程中剔除自变量 x_i 。
- 注意: 当 x_i 不显著时, 可能有两种原因:
 - ▶ x_i 对 Y 没有线性的影响;
 - ▶ x_i 对 Y 有线性的影响, 但存在其它的自变量能够代替 x_i 对 Y 施加相同的影响。
- 即使回归方程显著, 所有自变量显著, 也不能断言模型就是符合实际的, 还可能有各种模型设定错误或缺陷 (类似一元回归时所述)。

多元回归的计算

- 各统计软件都可以很容易地计算多元回归。
- 比如，在 R 软件中输入了自变量 x_1 , x_2 和因变量 y 后，只要用

```
lm1 <- lm(y ~ x1 + x2)
summary(lm1)
plot(lm1)
```

就可以得到回归结果并绘制回归诊断图形。

例 2.1 (广告策略)

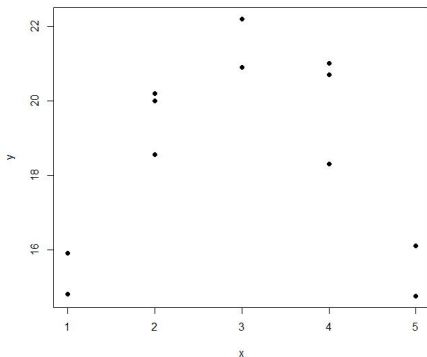
- **例 2.1 (广告策略)** 研究广告费用 x 与纯利润 y 之间的关系, 以确定最佳的广告策略。

- 数据:

x	1	1	2	2	2	3
y	14.80	15.90	20.20	20.00	18.55	22.20
x	3	4	4	4	5	5
y	20.90	21.00	18.30	20.70	16.10	14.75

- 试找出 y 与 x 的相关关系是并确定最优的广告策略。

- 画出散点图：



- 可以看出 y 与 x 不是线性关系。

- 最简单的非线性关系是一元二次多项式，设

$$Y = b_0 + b_1x + b_2x^2 + \varepsilon$$

其中 ε 是随机项。

- 若令 $x_1 = x, x_2 = x^2$ ，则方程化为

$$Y = b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + \varepsilon$$

- 但是，在多项式回归时为了避免共线性问题，令

$$x_1 = x \qquad x_2 = (x - 3)^2$$

- 用统计软件计算得

$$\hat{Y} = 21.26 + 0.07045x - 1.504(x - 3)^2$$

$$= 7.627 - 9.094x + 1.504x^2$$

$$S = 0.9788$$

$$F = 35.08, \quad p \text{ 值} < 0.0001$$

- 为了求 \hat{Y} 的最大值（纯利润最大值），求导得

$$x = \frac{-9.093}{2 \times (-1.504)} = 3.02$$

时达到最大值。

例 2.2 (生理节律模型)

- **例 2.2 (生理节律模型)** 为了测定一个人在 24 小时内的生理节律 (例如血压如何随时间变化), 一些学者提出了如下模型:

$$f(t) = M + A \cos(\omega t + \phi)$$

- 其中 M 是基准值, A 是振幅, ϕ 是相位, ω 是角频率 (周期 $T = 2\pi/\omega$)。
- 问: 设有观测值

$$Y_j = f(t_j) + \varepsilon_j, \quad j = 1, 2, \dots, n$$

这里 t_j 是第 j 个观测时刻, $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n$ 是相互独立的随机项, $\varepsilon_j \sim N(0, \sigma^2)$ (σ^2 未知)。

- 如何估计 M, A, ϕ ($0 \leq \phi < 2\pi$)?

- 解 模型是非线性的，设法转换为线性。
- 易见

$$Y_j = M + A \cos \phi \cdot \cos(\omega t_j) - A \sin \phi \cdot \sin(\omega t_j) + \varepsilon_j$$

- 记

$$\begin{aligned}x_j &= \cos(\omega t_j), & z_j &= \sin(\omega t_j) \\ \beta &= A \cos \phi, & \gamma &= -A \sin \phi\end{aligned}$$

- 则

$$Y_j = M + \beta x_j + \gamma z_j + \varepsilon_j, \quad (j = 1, 2, \dots, n)$$

化为线性模型。

- 计算正规方程中各项:

$$l_{11} = \sum_{j=1}^n (x_j - \bar{x})^2,$$

$$l_{22} = \sum_{j=1}^n (z_j - \bar{z})^2$$

$$l_{12} = \sum_{j=1}^n (x_j - \bar{x})(z_j - \bar{z})$$

$$l_{1Y} = \sum_{j=1}^n (x_j - \bar{x})(Y_j - \bar{Y}),$$

$$l_{2Y} = \sum_{j=1}^n (z_j - \bar{z})(Y_j - \bar{Y})$$

- 解正规方程得

$$\hat{\beta} = \frac{l_{22}l_{1y} - l_{12}l_{2y}}{l_{11}l_{22} - l_{12}^2}, \quad \hat{\gamma} = \frac{-l_{12}l_{1y} + l_{11}l_{2y}}{l_{11}l_{22} - l_{12}^2}$$

$$M = \bar{Y} - \hat{\beta}\bar{x} - \hat{\gamma}\bar{z}$$

- 反推得到原始模型参数估计

$$\hat{A} = \sqrt{\hat{\beta}^2 + \hat{\gamma}^2} \quad \hat{\phi} = \text{Arg}(\hat{\beta} - i\hat{\gamma})$$

(这里 i 表示虚数单位, $\hat{\phi}$ 是平面直角坐标系中坐标为 $(\hat{\beta}, \hat{\gamma})$ 的点的辐角)

- 检验 Y 与 t 是否有指定的非线性关系, 可检验 $H_0: A = 0$, 等同于检验

$$H_0: \beta = \gamma = 0$$

- 仍使用统计量

$$F = \frac{U/2}{Q/(n-3)}$$

取 $F(2, n-3)$ 的右侧 α 水平临界值 λ , 当且仅当 $F > \lambda$ 时拒绝 H_0 , 认为回归方程显著。

- 实际中 t_j 一般是等间隔的,

$$t_j = \frac{j-1}{n}, \quad j = 1, 2, \dots, n$$

且 $\omega = 2\pi$ (周期为 1), 常用 $n = 24$ 或 $n = 12$ 。

- 这时公式可以化简:

$$\sum_{j=1}^n x_j = \sum_{j=1}^n \cos(\omega t_j) = 0$$

$$\sum_{j=1}^n z_j = \sum_{j=1}^n \sin(\omega t_j) = 0$$

$$\sum_{j=1}^n x_j z_j = \sum_{j=1}^n \cos(\omega t_j) \sin(\omega t_j) = 0$$

$$\sum_{j=1}^n x_j^2 = \sum_{k=0}^{n-1} \frac{1 + \cos(2k\theta)}{2} = \frac{n}{2} \quad \left(\theta = \frac{2\pi}{n} \right)$$

$$\sum_{j=1}^n z_j^2 = \frac{n}{2}$$

- 于是得

$$\hat{M} = \bar{Y}$$

$$\hat{\beta} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n x_j Y_j$$

$$\hat{\gamma} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n z_j Y_j$$

$$F = \frac{n\hat{A}^2/2}{Q/(n-3)}$$

本节目录

- ① 一元线性回归
- ② 多元线性回归
- ③ 逻辑斯蒂 (Logistic) 回归

二值因变量的问题

- 经典线性回归分析中因变量和自变量都是连续取值的。
- 实际工作中经常需要处理因变量为二分类值的情况。
- 比如, x 表示一个家庭年收入, $Y = 1$ 表示该家庭在某段时间购买某种耐用消费品 (如汽车), $Y = 0$ 表示不购买。
- 研究 $P(Y = 1)$ 与 x 的关系。
- 更一般地, 若随机变量 Y 只取值 0 或 1, 有若干个变量 x_1, x_2, \dots, x_p 影响 Y 的取值, 关心 $P(Y = 1)$ 如何依赖于 x_1, x_2, \dots, x_p 。

优比和 logit 函数

- 对 $0 < P(Y = 1) < 1$, 有 $\frac{P(Y=1)}{1-P(Y=1)} \in (0, \infty)$ 为 $P(Y = 1)$ 的严格单调递增函数, $\frac{P(Y=1)}{1-P(Y=1)}$ 叫做发生比或优比 (odds ratio)。
- 定义函数

$$\text{logit}(P(Y = 1)) = \ln \frac{P(Y = 1)}{1 - P(Y = 1)}, \quad 0 < P(Y = 1) < 1$$

则 $\text{logit}(P(Y = 1)) \in (-\infty, \infty)$ 是 $P(Y = 1)$ 的严格单调递增函数, 叫做 **logit 函数**。

逻辑斯蒂回归模型

- 设因变量和自变量间的关系为

$$\text{logit}(P(Y = 1)) = \beta_0 + \sum_{i=1}^p \beta_i x_i \quad (3.1)$$

其中 $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p$ 是常数, 这时称二分类变量 Y 与自变量 x_1, x_2, \dots, x_p 的关系符合逻辑斯蒂回归模型。

- 易见 (3.1) 等同于

$$P(Y = 1 | x_1, x_2, \dots, x_p) = \frac{\exp(\beta_0 + \sum_{i=1}^p \beta_i x_i)}{1 + \exp(\beta_0 + \sum_{i=1}^p \beta_i x_i)}$$

逻辑斯蒂回归参数估计

- 模型 (3.1) 中的常数 $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p$ 通常是未知的, 需要从数据中估计。这个模型中没有方差项。
- 下面只考虑 $k = 1$, 即只有一个自变量的情形, 用 x 表示 x_1 。
- (3.1) 化为

$$\ln \frac{P(Y=1)}{1 - P(Y=1)} = \beta_0 + \beta_1 x \quad (3.2)$$

- 令 $p(x) = P(Y=1|x)$, 则

$$p(x) = \frac{\exp(\beta_0 + \beta_1 x)}{1 + \exp(\beta_0 + \beta_1 x)} \quad (3.3)$$

- 参数估计可以用最大似然法和最小二乘法。

最大似然估计

- 设数据为 $(x_i, y_i), i = 1, 2, \dots, n$ 。
- 则

$$P(Y = y_i | x_i) = [p(x_i)]^{y_i} [1 - p(x_i)]^{1-y_i}$$

- 观测值 $(x_i, y_i), i = 1, 2, \dots, n$ 对应的似然函数为

$$L(\beta_0, \beta_1) = \prod_{i=1}^n [p(x_i)]^{y_i} [1 - p(x_i)]^{1-y_i}$$

- 对数似然函数为

$$\ln L(\beta_0, \beta_1) = \sum_{i=1}^n y_i(\beta_0 + \beta_1 x_i) - \sum_{i=1}^n \ln(1 + e^{\beta_0 + \beta_1 x_i})$$

- 令一阶偏导数都等于零的似然方程组

$$\sum_{i=1}^n \left(y_i - \frac{e^{\beta_0 + \beta_1 x}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1 x}} \right) = 0$$
$$\sum_{i=1}^n \left(y_i - \frac{e^{\beta_0 + \beta_1 x}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1 x}} \right) x_i = 0$$

- 若 $(\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1)$ 是似然方程组的根且 x_1, x_2, \dots, x_n 不全相等, 则似然方程组的根是惟一的, 而且 $(\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1)$ 是 $L(\beta_0, \beta_1)$ 的最大值点从而是模型参数的最大似然估计。
- 可以证明 $\ln L(\beta_0, \beta_1)$ 是二元严格凹函数。
- 似然方程组有时无解, 如所有 y_i 都等于 1 时。

加权最小二乘估计

- 数据有特殊要求。
- 设 $x = x_i$ 时共有 n_i 次观测, n_i 较大, 其中事件 $\{Y = 1\}$ 发生了 γ_i 次 ($i = 1, 2, \dots, m$) (x_1, x_2, \dots, x_m) 两两不同)。
- 用

$$z_i = \ln \frac{\gamma_i + 0.5}{n_i - \gamma_i + 0.5} \quad (3.4)$$

作为 $\ln \frac{p(x_i)}{1-p(x_i)}$ 的估计值 ($i = 1, 2, \dots, m$)。

- 令

$$\nu_i = \frac{(n_i + 1)(n_i + 2)}{n_i(\gamma_i + 1)(n_i - \gamma_i + 1)} \quad (i = 1, 2, \dots, m) \quad (3.5)$$

$$\tilde{Q}(\beta_0, \beta_1) = \sum_{i=1}^m \frac{1}{\nu_i} (z_i - \beta_0 - \beta_1 x_i)^2$$

- 使 $\tilde{Q}(\beta_0, \beta_1)$ 达到最小值的 $\tilde{\beta}_0, \tilde{\beta}_1$ 称为 β_0, β_1 的加权最小二乘估计。
- 可以证明加权最小二乘估计存在且惟一。
- 令两个一阶偏导数都等于零的方程组

$$\begin{aligned}\beta_0 \sum_{i=1}^m \frac{1}{\nu_i} + \beta_1 \sum_{i=1}^m \frac{x_i}{\nu_i} &= \sum_{i=1}^m \frac{z_i}{\nu_i} \\ \beta_0 \sum_{i=1}^m \frac{x_i}{\nu_i} + \beta_1 \sum_{i=1}^m \frac{x_i^2}{\nu_i} &= \sum_{i=1}^m \frac{x_i z_i}{\nu_i}\end{aligned}$$

• 记

$$l_1 = \sum_{i=1}^m \frac{1}{\nu_i},$$

$$l_2 = \sum_{i=1}^m \frac{x_i}{\nu_i}$$

$$l_3 = \sum_{i=1}^m \frac{x_i^2}{\nu_i}$$

$$l_4 = \sum_{i=1}^m \frac{x_i z_i}{\nu_i}$$

$$l_5 = \sum_{i=1}^m \frac{z_i}{\nu_i}$$

• 则

$$\tilde{\beta}_0 = \frac{l_5 l_3 - l_2 l_4}{l_1 l_3 - l_2^2} \quad (3.6)$$

$$\tilde{\beta}_1 = \frac{l_1 l_4 - l_2 l_5}{l_1 l_3 - l_2^2} \quad (3.7)$$

加权最小二乘法的理由

- 应该用 $\frac{\gamma_i}{n_i - \gamma_i}$ 作为 $\frac{p(x_i)}{1 - p(x_i)}$ 的估计, 为避免分子和分母出现零, 做连续型修正变成 $\frac{\gamma_i + 0.5}{n_i - \gamma_i + 0.5}$ 。
- 可以证明,

$$z_i = \ln \frac{\gamma_i + 0.5}{n_i - \gamma_i + 0.5}$$

近似服从正态分布

$$N\left(\ln \frac{p(x_i)}{1 - p(x_i)}, \frac{1}{n_i p(x_i) [1 - p(x_i)]}\right)$$

- 利用 (3.2), 有

$$z_i = \beta_0 + \beta_1 x_i + \varepsilon_i, \quad i = 1, 2, \dots, m$$

其中 ε 近似服从 $N(0, \nu_i)$ 。

• 令

$$\tilde{\varepsilon}_i = \frac{1}{\sqrt{\nu_i}} \varepsilon_i$$

• 则

$$\frac{1}{\sqrt{\nu_i}} z_i = \frac{1}{\sqrt{\nu_i}} (\beta_0 + \beta_1 x_i) + \tilde{\varepsilon}_i, i = 1, 2, \dots, n$$

其中 $\tilde{\varepsilon}_1, \tilde{\varepsilon}_2, \dots, \tilde{\varepsilon}_n$ 的方差相等, 仿照最小二乘法思想令

$$\sum_{i=1}^m \left[\frac{1}{\sqrt{\nu_i}} z_i - \frac{1}{\sqrt{\nu_i}} (\beta_0 + \beta_1 x_i) \right]^2$$

达到最小, 即 $\tilde{Q}(\beta_0, \beta_1)$ 达到最小。

例 3.1（社会调查）

- 例 3.1（社会调查） 一个人在家是否害怕生人来？
- 研究人的文化程度对此问题的影响。
- 因变量 $Y = 1$ 表示害怕，0 表示不害怕。
- 自变量 x 是文化程度， $x_1 = 0$ 表示文盲， $x_2 = 1$ 表示小学， $x_3 = 2$ 表示中学， $x_4 = 3$ 表示大专以上。
- 根据一项社会调查有如下数据：

自变量 (x)	不害怕人数	害怕人数
0	11	7
1	45	32
2	664	422
3	168	72

- 用逻辑斯蒂回归模型分析。用 $p(x)$ 表示文化程度为 x 的人害怕生人的概率。设模型

$$\ln \frac{p(x)}{1-p(x)} = \beta_0 + \beta_1 x$$

- 用加权最小二乘法估计 β_0, β_1 。
- 计算得 $z_1 = -0.3847, z_2 = -0.3269, z_3 = -0.4515, z_4 = -0.8425,$
 $\nu_1 = 0.2199, \nu_2 = 0.0527, \nu_3 = 0.00387, \nu_4 = 0.0197$ 。
- 用 (3.6) 和 (3.7) 得 $\tilde{\beta}_0 = 0.013, \beta_1 = -0.25$ 。
- 回归方程为

$$\ln \frac{p(x)}{1-p(x)} \approx 0.013 - 0.25x$$

- 可见文化程度越高，害怕生人的概率越低。

在统计软件中计算逻辑斯蒂回归

- 一般用统计软件计算逻辑斯蒂回归。
- 如上例的 R 程序：

```
x <- 0:3  
n1 <- c(11, 45, 664, 168)  
n0 <- c(7, 32, 422, 72)  
y <- cbind(n1, n0)  
glm1 <- glm(y ~ x, family=binomial)  
print(summary(glm1))
```