第十一章 拟合

§ 11.1一元线性最小二乘法

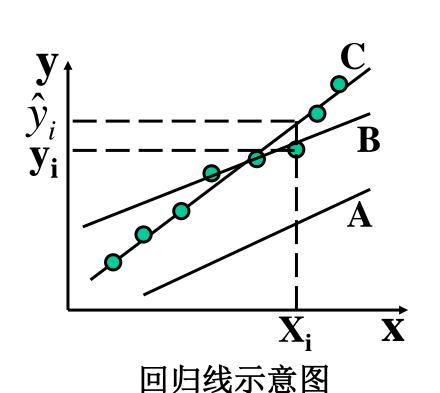
11.1.1. 一般介绍:

设己知物理量x和y间存在线性关系:

y=a+bx (11.1)

当x取值为x₁, x₂, ...x_i, ...x_m时, 测得 y值y₁, y₂, ...y_i, ...y_m。 现需要根据这些数据(x_i, y_i) 来计算式11.1中的截距a和斜率b, 即建立y与x间的这种线性关系。这个问题就是一元线性拟和的问题。

如果我们把数据(x_i, y_i)画在x-y直角坐标系中, 所得点一般不能准确的连成一条直线,如图所示, 这是因为实验数据肯定存在误差。



为了建立y与x间的线性 关系,只能找寻这样一 条直线,使之尽可能靠 近各个(x_i, y_i)点。这种 线称为回归线,与之相 应的方程称为回归方程。

目前的任务就是根据各原始点找寻一条回归线,这条回归线要满足如下两条要求:

- (1)该线是直线。
- (2)从总体上看,该线比任何其它直线都更靠近各原始点。

怎样判断一条线与各原始点最为靠近呢?目前常用的标准是:"残差平方和最小"。

所谓残差,定义为:

i点残差: (x_i, y_i) 为原始点, y_i 与按回归方程计算的y值 \hat{y} 间的差称为残差,用 δ_i 表示:

$$\delta_i = y_i - \hat{y}_i = y_i - (a + bx_i)$$

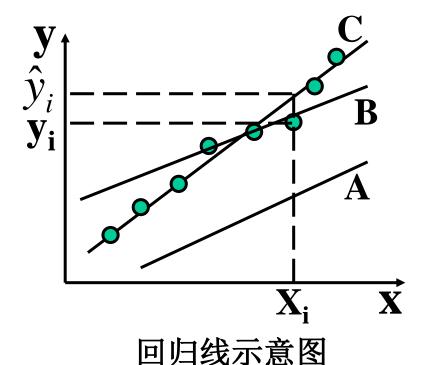
$$\hat{y}_i = a + bx_i$$
 (11.19)

残差平方和Q就是每个点的残差进行平方, 再彼此相加:

$$Q = \sum_{i=1}^{m} \delta_i^2$$

看图,直线A远离各原始点,直线B比较靠进,直线B的残差平方和 $Q_B < Q_A$ 。如果在一切直线中,直线C的残差平方和最小

$$Q = \sum_{i=1}^{m} \delta_i^2 = \sum_{i=1}^{m} (y_i - \hat{y}_i)^2 = \sum_{i=1}^{m} (y_i - a - bx_i)^2$$



直线C就是所求的回归线,能最好地代表y与x间的线性关系。

"平方"过去曾被称为"二乘",这就是最小二乘法名称的来历。

当回归线是只有一个自变量和 一个应变量的直线时,称为一 元线性最小二乘法。 11. 1. 2. 一元线性最小二乘法的算法: 残差平方和Q应是直线参数a,b的函数: Q=Q(a,b) 若Q最小,则a,b应满足方程:

$$\frac{\partial Q(a,b)}{\partial a} = 0 \qquad \frac{\partial Q(a,b)}{\partial b} = 0$$

$$\frac{\partial^2 Q}{\partial a^2} > 0 \qquad \frac{\partial^2 Q}{\partial b^2} > 0$$

$$\frac{\partial^2 Q}{\partial b^2} > 0 \qquad (11.7)$$

$$\frac{\partial^2 Q}{\partial b^2} > 0$$

$$(11.8)$$

把Q的表示式代入上面两个等式,得:

$$\frac{\partial}{\partial a} \sum_{i=1}^{m} (y_i - a - bx_i)^2 = \sum_{i=1}^{m} 2(y_i - a - bx_i)(-1)$$

$$= -2\sum_{i=1}^{m} y_i + 2ma + 2b\sum_{i=1}^{m} x_i = 0$$

$$\frac{\partial}{\partial b} \sum_{i=1}^{m} (y_i - a - bx_i)^2 = \sum_{i=1}^{m} 2(y_i - a - bx_i)(-x_i)$$

$$= -2\sum_{i=1}^{m} x_i y_i + 2a\sum_{i=1}^{m} x_i + 2b\sum_{i=1}^{m} x_i^2 = 0$$

这是一个关于a和b的二元一次线性方程组,不难解出:

$$b = \frac{m\sum_{i=1}^{m} x_{i} y_{i} - \sum_{i=1}^{m} x_{i} \sum_{i=1}^{m} y_{i}}{m\sum_{i=1}^{m} x_{i}^{2} - \left(\sum_{i=1}^{m} x_{i}\right)^{2}}$$

$$a = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^{m} y_i - \frac{b}{m} \sum_{i=1}^{m} x_i$$

(11.12)

再看11.7和11.8式两个不等式是否满足。前面已 经得到:

$$\frac{\partial Q(a,b)}{\partial a} = -2\sum_{i=1}^{m} y_i + 2ma + 2b\sum_{i=1}^{m} x_i \qquad \frac{\partial^2 Q}{\partial a^2} = 2m > 0$$

$$\frac{\partial Q(a,b)}{\partial b} = -2\sum_{i=1}^{m} x_i y_i + 2a\sum_{i=1}^{m} x_i + 2b\sum_{i=1}^{m} x_i^2$$

$$\frac{\partial^2 Q}{\partial b^2} = 2\sum_{i=1}^m x_i^2 > 0$$

所以上页式11.12中的a与b就是所求回 归线的截距与斜率. 为了简化a与b的表示式, 再定义以下一些量: 以 \bar{x} 和 \bar{y} 代表 x_i 和 y_i 的平均值,

$$\overline{x} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^{m} x_i$$
 $\overline{y} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^{m} y_i$ (11.13)

将 x_i 与 \bar{x} 之差称为 x_i 的<mark>离差</mark>,全部 x_i 的离差的平方和,称为x的离差平方和,记作 L_{xx} : (11.14)式

$$L_{xx} = \sum_{i=1}^{m} (x_i - \bar{x})^2$$

$$L_{xx} = \sum_{i=1}^{m} (x_i - \overline{x})^2$$

$$= \sum_{i=1}^{m} x_i^2 - \sum_{i=1}^{m} \left(2x_i \bar{x} - \bar{x}^2\right)$$

$$= \sum_{i=1}^{m} x_i^2 - \bar{x} \sum_{i=1}^{m} (2x_i - \bar{x})$$

$$= \sum_{i=1}^{m} x_i^2 - m\bar{x}^2 = \sum_{i=1}^{m} x_i^2 - \frac{1}{m} \left(\sum_{i=1}^{m} x_i \right)^2$$

同样, y的离差平方和为:

$$L_{yy} = \sum_{i=1}^{m} (y_i - \overline{y})^2 = \sum_{i=1}^{m} y_i^2 - \frac{1}{m} \left(\sum_{i=1}^{m} y_i\right)^2$$
 (11.15)

L_{xy} 为全部 x_i 的离差与 y_i 离差乘积的总和:

$$L_{xy} = \sum_{i=1}^{m} (x_i - \overline{x})(y_i - \overline{y}) = \sum_{i=1}^{m} x_i y_i - m\overline{x} \bullet \overline{y}$$

将以上各式代入11.12式可得:

$$\mathbf{b} = \frac{\mathbf{L}_{xy}}{\mathbf{L}_{xx}} \qquad a = \bar{y} - b\bar{x}$$

$$(11.17)$$

这就是我们编程时所依据的公式.

(11.16)

11. 1. 3. 相关系数:

一般说来,最小二乘法本身并不要求 所依据的数据符合某种特定的规律性。不 管我们所测定的数据如何,按前述步骤, 总能得到一条回归线。为了衡量回归方程 与原始数据相符合的程度,提出了相关系 数这一概念。

首先讨论y的变化规律。一般说来,对于 一组测定值 (x_i, y_i) , x_i 不同,则 y_i 也不同, 即(yi- ȳ)彼此不同。这称作y是有变动的。 下面的问题是怎样描述y的变动。由式11.15 可以看出,y的离差平方和Lw能描述这种变 动。yi彼此差异越大,则Lw就越大。 下面分析造成y变动的原因:

$$L_{yy} = \sum_{i=1}^{m} (y_i - \overline{y})^2$$

$$L_{yy} = \sum_{i=1}^{m} (y_i - \bar{y})^2 = \sum_{i=1}^{m} (y_i - \hat{y}_i + \hat{y}_i - \bar{y})^2$$
$$= \sum_{i=1}^{m} (y_i - \hat{y}_i)^2 + \sum_{i=1}^{m} (\hat{y}_i - \bar{y})^2$$
(11.20)

还有如下的项,我们证明它等于0。

$$2\sum_{i=1}^{m} (y_i - \hat{y}_i)(\hat{y}_i - \overline{y}) = 2\sum_{i=1}^{m} (y_i - a - bx_i)(a + bx_i - \overline{y})$$

$$= 2(a - \overline{y}) \sum_{i=1}^{m} (y_i - a - bx_i) + 2b \sum_{i=1}^{m} (y_i - a - bx_i) x_i = 0$$

按照
$$\frac{\partial Q(a,b)}{\partial a} = 0$$
 $\frac{\partial Q(a,b)}{\partial b} = 0$ 的要求:

$$\sum_{i=1}^{m} 2(y_i - a - bx_i)(-1) = 0 \qquad \sum_{i=1}^{m} 2(y_i - a - bx_i)(-x_i) = 0$$

上式确实为0。

这样, L_{yy} 分成了两部分,表示y的变动由两种因素造成。一种是因为 y_i 与 \hat{y}_i 不同,一种是 \hat{y}_i 与 y_i 不同。

$$L_{yy} = \sum_{i=1}^{m} (y_i - \hat{y}_i)^2 + \sum_{i=1}^{m} (\hat{y}_i - \overline{y})^2$$

先看第二个求和。

若 \hat{y}_i 与 \bar{y} 不同,则 L_{yy} +0。而 \hat{y}_i 与 \bar{y} 不同,必定为y与x间存在回归关系11.1式所至。与不同 x_i 相应的 \hat{y}_i 是由式11.19计算出来的,当然彼此应该不同; \bar{y} 是一个常数,故 \hat{y}_i 不会全等于 \bar{y} 。

若 \hat{y}_i 与 \bar{y} 全相同,平行于x轴的直线,y跟x无关。 所以第二个求和项反映了y与x间存在11.1式所示的回归关系对y变动的影响,这一个求和项称为回归平方和,用Sr表示:

$$S_r = \sum_{i=1}^{m} (\hat{y}_i - \overline{y})^2 \qquad (11.22)$$

再看第一个求和项。从式11.4知,它就是残差 平方和Q,它等于 L_{vv} 与 S_r 之差,反映的是除去y与x间存在回归关系11.1外,其它因素对y变动的贡献。 这些因素主要是"测定误差"和"回归方程缺 欠"。回归方程缺欠的意思是: y与x并不一定是 严格的线性关系。比如弱酸的浓度 C 与 [H+] 浓度 关系。所以,y的离差平方和L_{vv}是由残差平方和Q 和回归平方和S_r组成:

$$L_{yy}=Q+S_r$$

$$L_{yy} = \sum_{i=1}^{m} (y_i - \hat{y}_i)^2 + \sum_{i=1}^{m} (\hat{y}_i - \overline{y})^2$$

$$L_{yy}=Q+S_r$$

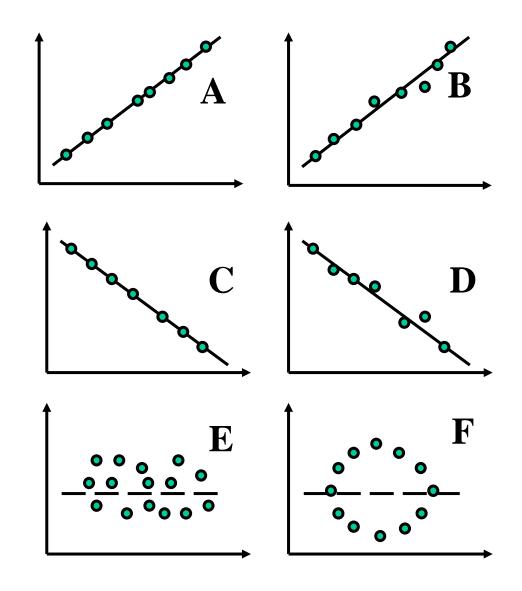
若S_r在L_{yy}中所占比例越大,则回归关系对实验点的描述就越准确; S_r所占比例愈小,测定误差及回归方程缺欠就越大。所以,S_r与L_{yy}的比值和回归方程的好坏直接相关。现定义此比值的平方根为相关系数r:

$$r = \sqrt{\frac{S_r}{L_{yy}}} \tag{11.24}$$

用来衡量回归效果。 $Q \ge 0$, $S_r \ge 0$,所以

$$0 \le r \le 1$$
.

r=1表示数据 点完全落在 直线上,173 页图AC线, 回归效果最 好。r=0表示 数据点完全 混乱,不存 在此线性关 系,如EF线。



r也可写成(11.26)形式。推导就不推了。

$$r = \frac{L_{xy}}{\sqrt{L_{xx}L_{yy}}} \tag{11.26}$$

书上没有绝对值号。根据定义0≤r≤1的数,而 L_{xy}有正负:所以应加绝对值符号。我们编程时输出r要加上绝对值号。

$$\bar{x} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^{m} x_i \quad \bar{y} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^{m} y_i$$

$$L_{xx} = \sum_{i=1}^{m} x_i^2 - \frac{1}{m} \left(\sum_{i=1}^{m} x_i \right)^2 \qquad L_{xy} = \sum_{i=1}^{m} x_i y_i - m\bar{x} \bullet \bar{y}$$

$$L_{yy} = \sum_{i=1}^{m} y_i^2 - \frac{1}{m} \left(\sum_{i=1}^{m} y_i \right)^2 \qquad b = \frac{L_{xy}}{L_{xx}}$$

$$a = \overline{y} - b\overline{x} \qquad r = \left| \frac{L_{xy}}{\sqrt{L_{xx}L_{yy}}} \right|$$

11.1.4 一元线性最小二乘法的程序: 子程序

主程序中输入:

11010 X1=0:X2=0:Y1=0:Y2=0:XY=0

M,数据点数;

11020 FOR I=1 TO M

X(1)-X(M), Y(1)-Y(M)

11030 X1=X1+X(I):Y1=Y1+Y(I)

1+1(1)

11040 X2=X2+X(I)*X(I):Y2=Y2+Y(I)*Y(I)

 $\sum_{i=1}^{n}$

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

11050 XY=XY+X(I)*Y(I)

11060 NEXT I

11070 X2=X2-X1*X1/M:Y2=Y2-Y1*Y1/M

:XY=XY-X1*Y1/M

 $\sum_{i=1}^{m} x_i y_i$

11080 B=XY/X2:A=(Y1-B*X1)/M

11090 R=ABS(XY)/SQR(X2*Y2)

 $\mathbf{L}_{\mathbf{x}\mathbf{x}}$, $\mathbf{L}_{\mathbf{y}\mathbf{y}}$, $\mathbf{L}_{\mathbf{x}\mathbf{y}}$

11100 RETURN

子程序输出: A, B, R

11.1.5 应用示例: 化学反应活化能与压力关系 定温下某反应的活化能与压力间呈直线关系:

$$E=a+bp$$

根据表中数据求回归方程系数及相关系数。

1, 40.2, 2, 40.7, 3, 40.9, 4, 41.6, 5, 41.8 6, 42.6, 7, 42.6, 8, 43.2, 9, 43.7, 10, 43.8

压力*10-5

输出: 程序: A = 39.82B=4.163633E-06 10 READ M R = .99281820 DIM X(M),Y(M) 30 FOR I=1 TO M:READ X(I),Y(I):X(I)=X(I)*1E5:NEXTI**40 GOSUB 11010 50 PRINT "A=";A:PRINT "B=";B:PRINT "R=";R 60 END** 200 DATA 10 210 DATA 1,40.2,2,40.7,3,40.9,4,41.6,5,41.8 220 DATA 6,42.6,7,42.6,8,43.2,9,43.7,10,43.8 11010 ----11100

作业: 习题一,190页。

```
习题:一、已知铁的\Delta HT与温度的数据如下:
                  100 200 300 400
t/°C
\Delta H_T/ (kJ•mol-1) 2.573 5.376 8.431 11.72
                   500 600
                  15.29 19.33
ΔH<sub>T</sub>是TK与273.2K间的热焓变化。请用最小二
乘法建立以下回归方程:
\Delta H_T = a + bT
```