

-自动化学院学科核心课-

检测技术与自动化

测量误差与数据处理 (4)





本节内容：回归分析

6、最小二乘法

7、组合测量的参数最小二乘法处理



问题引出

■ 组合测量

如有若干个待求量 y_1, y_2, \dots, y_m ，把这些待求量用不同方式组合（或改变测量条件来获得这种不同的组合）进行测量（直接或间接），并把测量值 x_1, x_2, \dots, x_n 。与待求量之间的函数关系列成方程组，即

$$\begin{cases} f_1(y_1, y_2, \dots, y_m) - x_1 = 0 \\ f_2(y_1, y_2, \dots, y_m) - x_2 = 0 \\ \dots\dots\dots \\ f_n(y_1, y_2, \dots, y_m) - x_n = 0 \end{cases}$$

只要方程式的数量 n 大于待求量的个数 m ，可以求出各待求量的数值，这种方法叫组合测量或联立测量。

y_1, y_2, \dots, y_m 如何估计？精度如何估计？



6. 最小二乘法 最小二乘与组合测量

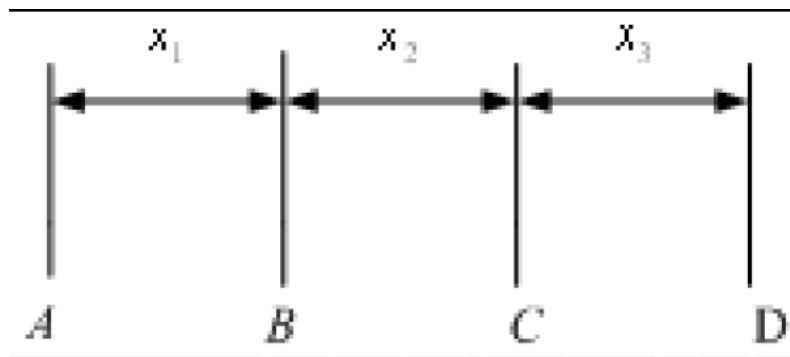
设被测量 y 与 m 个被测量 x_i ($i = 1, 2, \dots, m$) 的相关关系可近似为

$$y = f(x_1, x_2, \dots, x_m)$$

现对 y 进行 n 次等精度测量得到 n 个测得值 l_i ($i = 1, 2, \dots, n$) ,
其对应的估计值为 \hat{y}_i ($i = 1, 2, \dots, n$) 为

$$\begin{cases} \hat{y}_1 = f(x_{11}, x_{21}, \dots, x_{m1}) \\ \hat{y}_2 = f(x_{12}, x_{22}, \dots, x_{m2}) \\ \vdots \\ \hat{y}_n = f(x_{1n}, x_{2n}, \dots, x_{mn}) \end{cases}$$

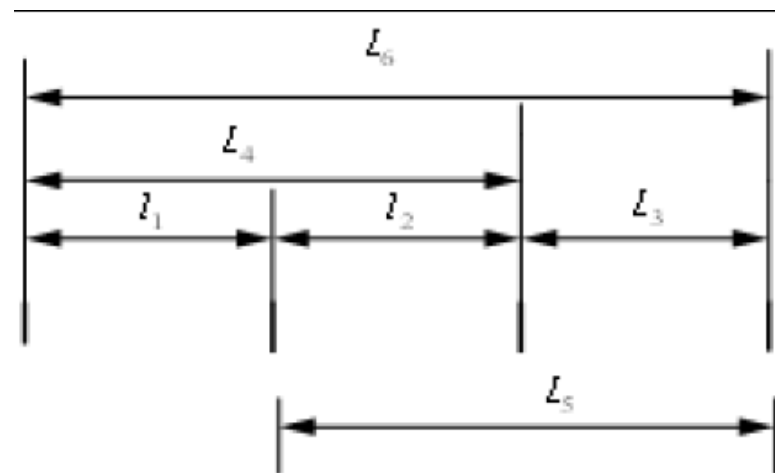
组合测量举例



$$l_1 = x_1$$

$$l_2 = x_2$$

$$l_3 = x_3$$



$$l_4 = x_1 + x_2$$

$$l_5 = x_2 + x_3$$

$$l_6 = x_1 + x_2 + x_3$$

对应的残差方程组为：

$$\begin{cases} v_1 = l_1 - \hat{y}_1 = l_1 - f(x_{11}, x_{21}, \dots, x_{m1}) \\ v_2 = l_2 - \hat{y}_2 = l_2 - f(x_{12}, x_{22}, \dots, x_{m2}) \\ \vdots \\ v_n = l_n - \hat{y}_n = l_n - f(x_{1n}, x_{2n}, \dots, x_{mn}) \end{cases}$$

因此最小二乘法原理要求的条件转化为

$$\min \sum_{i=1}^n v_i^2$$



考虑线性测量的情形

$$y = a_1x_1 + a_2x_2 + \cdots + a_mx_m$$

则残差方程为：

$$L - X\hat{A} = V$$

$$X = \begin{pmatrix} x_{11} & x_{21} & \cdots & x_{n1} \\ x_{12} & x_{22} & \cdots & x_{n2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{1n} & x_{2n} & \cdots & x_{nn} \end{pmatrix}$$

$$\hat{A} = \begin{pmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_m \end{pmatrix}$$

$$L = \begin{pmatrix} l_1 \\ l_2 \\ \vdots \\ l_n \end{pmatrix}$$

$$V = \begin{pmatrix} v_1 \\ v_2 \\ \vdots \\ v_n \end{pmatrix}$$

等精度测量时

$$\min \sum_{i=1}^n v_i^2 \quad \longrightarrow \quad \begin{aligned} \min(V^T V) \\ = \min[(L - XA)^T (L - XA)] \end{aligned}$$

令 $S = (L - XA)^T (L - XA)$

求偏导，求极值 $\frac{\partial S}{\partial A} = -2X^T (L - XA) = 0$

$$X^T X A = X^T L$$



$$A = (X^T X)^{-1} X^T L$$

不等精度测量时

$$\min \sum_{i=1}^n p_i v_i^2$$



$$\begin{aligned} \min(\mathbf{V}^T \mathbf{P} \mathbf{V}) \\ = \min[(\mathbf{L} - \mathbf{X} \mathbf{A})^T \mathbf{P} (\mathbf{L} - \mathbf{X} \mathbf{A})] \end{aligned}$$

$$\mathbf{L} - \mathbf{X} \mathbf{A} = \mathbf{V}$$

令

$$\mathbf{S} = (\mathbf{L} - \mathbf{X} \mathbf{A})^T \mathbf{P} (\mathbf{L} - \mathbf{X} \mathbf{A})$$

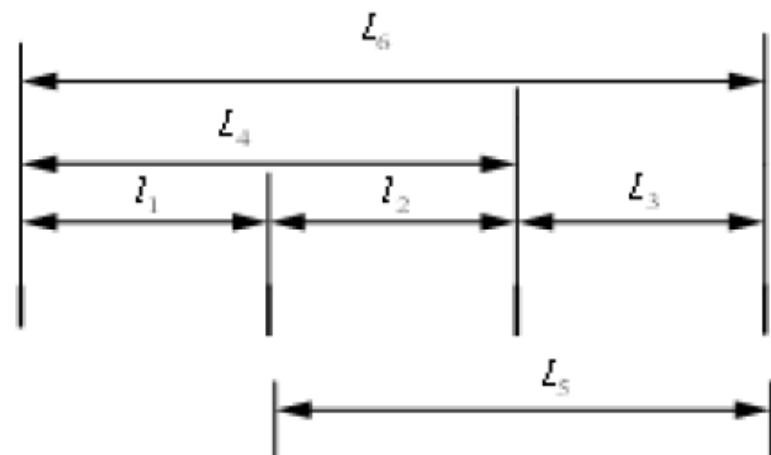
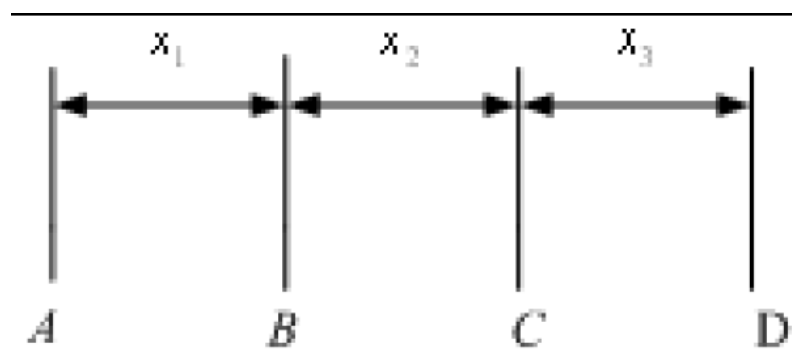
求偏导，求极值

$$\frac{\partial \mathbf{S}}{\partial \mathbf{A}} = -2 \mathbf{X}^T \mathbf{P} (\mathbf{L} - \mathbf{X} \mathbf{A}) = \mathbf{0}$$

$$\mathbf{X}^T \mathbf{P} \mathbf{X} \mathbf{A} = \mathbf{X}^T \mathbf{P} \mathbf{L}$$



$$\mathbf{A} = (\mathbf{X}^T \mathbf{P} \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{P} \mathbf{L}$$



$$l_1 = 1.015mm, \quad l_2 = 0.985mm, \quad l_3 = 1.020mm, \quad l_4 = 2.016mm, \quad l_5 = 1.981mm, \quad l_6 = 3.032mm$$

$$l_1 = x_1$$

$$l_2 = x_2$$

$$l_3 = x_3$$

$$l_4 = x_1 + x_2$$

$$l_5 = x_2 + x_3$$

$$l_6 = x_1 + x_2 + x_3$$

$$X =$$

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

$$\hat{A} =$$

$$\begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{pmatrix}$$

$$L =$$

$$\begin{pmatrix} l_1 \\ l_2 \\ \vdots \\ l_n \end{pmatrix}$$

$$\left. \begin{aligned} x_1 &= 1.028mm \\ x_2 &= 0.983mm \\ x_3 &= 1.013mm \end{aligned} \right\}$$



例：某测量的误差方程和相应的标准差为：

$$\begin{cases} v_1 = 6.44 - (x_1 + x_2), & \sigma_1 = 0.06 \\ v_2 = 8.60 - (x_1 + 2x_2), & \sigma_2 = 0.06 \\ v_3 = 10.81 - (x_1 + 3x_2), & \sigma_3 = 0.08 \\ v_4 = 13.22 - (x_1 + 4x_2), & \sigma_4 = 0.08 \\ v_5 = 15.27 - (x_1 + 5x_2), & \sigma_5 = 0.08 \end{cases}$$

$$\begin{aligned} p_1:p_2:p_3:p_4:p_5 &= \frac{1}{\sigma_1^2}:\frac{1}{\sigma_2^2}:\frac{1}{\sigma_3^2}:\frac{1}{\sigma_4^2}:\frac{1}{\sigma_5^2} \\ &= \frac{1}{0.06^2}:\frac{1}{0.06^2}:\frac{1}{0.08^2}:\frac{1}{0.08^2}:\frac{1}{0.08^2} = 16:16:9:9:9 \end{aligned}$$

$$\hat{X} = (C^T P C)^{-1} C^T P L \quad x_1 = 4.186, \quad x_2 = 2.227$$



思考：为什么用 $\min \sum_{i=1}^n v_i^2$

问题引出

有一些不能或不易观测的量 $\theta_1, \dots, \theta_k$, 另有一些容易观测的量 x_0, \dots, x_k , 按理论（例如牛顿力学理论），它们应有严格的线性关系

$$x_0 + x_1\theta_1 + \dots + x_k\theta_k = 0$$

则问题归结为：要根据 x_0, \dots, x_k 的观测数据 $(x_0, \dots, x_k), i = 1, 2, \dots, n$ 去估计 $\theta_1, \dots, \theta_k$ 。由观测数据可得方程

$$x_{0i} + x_{1i}\theta_1 + \dots + x_{ki}\theta_k = 0, i = 1, \dots, n$$

共有 n 个方程。但是，由于观测有误差以及理论并非完全确切，实际

$$x_{0i} + x_{1i}\theta_1 + \dots + x_{ki}\theta_k = \varepsilon_i, \quad i = 1, \dots, n$$

其中， $\varepsilon_1, \dots, \varepsilon_n$ 为随机误差。这里要求 $n \geq k$

$E(\varepsilon_i) = 0 \rightarrow$ 含义？

首次提出LSE

勒让德在他参加的一项测地学工作中，即从1792年开始持续了10余年的量测**过巴黎子午线之长的**工作（当时把1米定义为此线长的4000万分之一）中使用了LSE。这个工作所用的模型，是根据地球略微有些椭性这个事实。如图，由椭圆方程出发，**根据地球椭性甚小而略去高次项**，不难证明以下近似公式：

$$l(\varphi) = \theta_1 + \theta_2 \sin^2 \varphi$$

式中， φ 为c点的纬度， $l(\varphi)$ 为子午线上以c为中心1度的弧长， θ_1 和 θ_2 为参数。

记 $x_0 = -l(\varphi)$, $x_1 = 1$, $x_2 = \sin^2(\varphi)$,

上式： $x_0 + x_1 \theta_1 + x_2 \theta_2 = 0$

共在5个位置测定 φ 和 $l(\varphi)$ ，然后用LSE
求出 θ_1 和 θ_2

LSE此时还是纯计算方法，有计算方便的优点

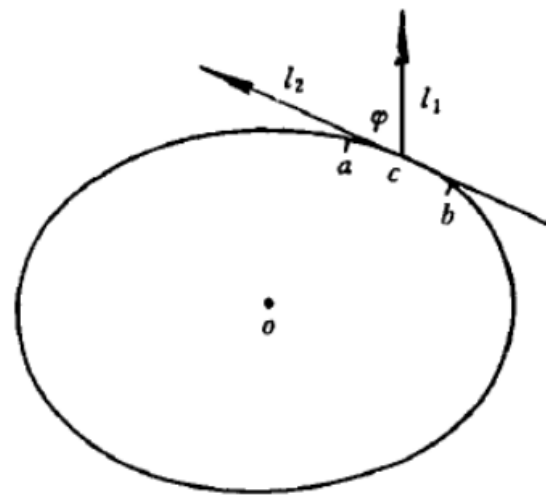


图 2

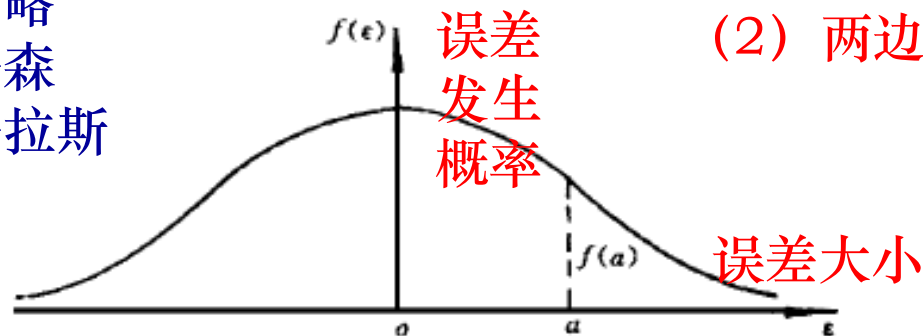
c 为子午线上一点； l_2 为过该点的切线； l_1 过 c 指向天顶； φ 为 l_1 、 l_2 的夹角，即 c 点处的纬度；a 点的纬度比 b 点高 1° ，且 c 是 a b 弧的中点

误差概念的引出

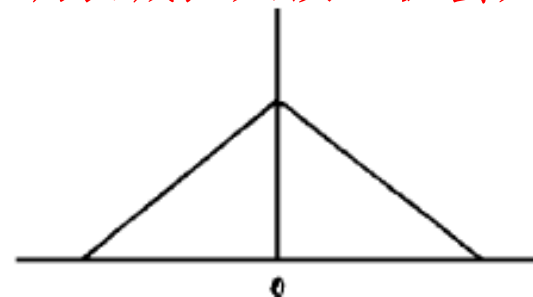
$$x_{0i} + x_{1i}\theta_1 + \cdots + x_{ki}\theta_k = \varepsilon_i, \quad i = 1, \dots, n$$

误差 ε 大小对 θ 的估计有重大影响， ε 的概率性质决定了 θ 的统计性质。
因此，引出了对 ε 的概率性质进行适当描述的研究。

伽利略
辛普森
拉普拉斯
.....



- (1) 正负误差有等同出现的机会
- (2) 两边单调衰减，大误差机会几乎为0



以后的学者在研究误差理论时，多遵循这个出发点，但满足这个性质的函数很多，如何决定出一个具体形式是一个困难问题。



高斯提出的误差

轮到高斯。他不从单纯“把f作为一个函数而要设法找出一些条件去决定它”这个思维定势出发，而是径直假定这样的“公理”：在多次观测中取平均是天然合理的。由此出发，再配合他的“极大似然”的想法，很容易决定出f应有以下形式：

$$f(\varepsilon) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{\varepsilon^2}{2\sigma^2}\right)$$

按照高斯分布，误差 $(\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n)$ 的联合密度为：

$$L = (2\pi)^{-n/2} \sigma^{-n} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (x_{0i} + x_{1i}\theta_1 + \dots + x_{ki}\theta_k)^2\right)$$

为要使L达到最大（即最大似然），必须使下式达到最小，因此引出

LSE

$$\sum_{i=1}^n (x_{i0} + x_{i1}\vartheta_1 + \dots + x_{ik}\vartheta_k)^2$$

在多次观测中取平均是天然合理的

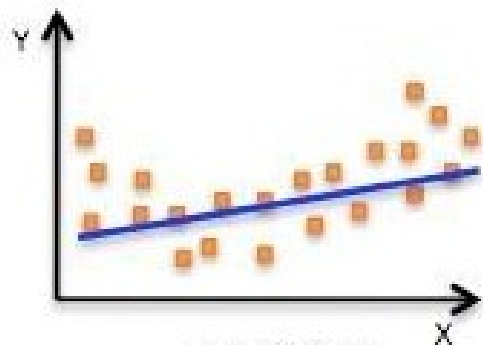


中心极限定理

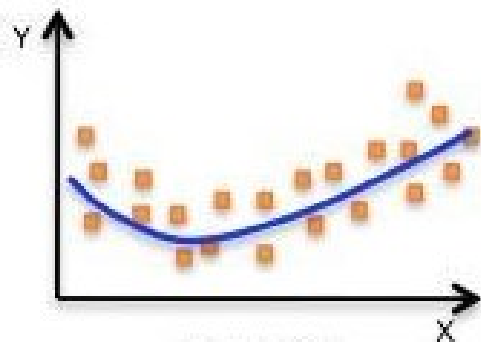
意义在于：（1）无论从实际与理论看，正态误差是合理的选择；（2）在正态误差下，有一套严格简洁的小样本理论，因而大大提高了LSE在实用上的方便和广泛性。



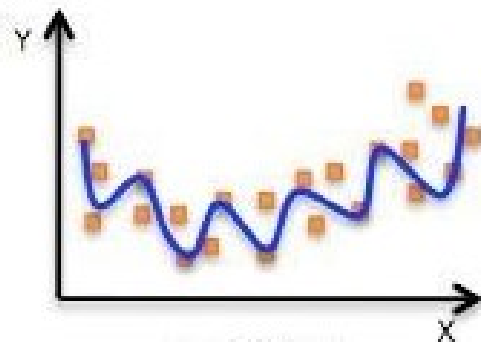
组合测量与回归分析需考虑的误差估计问题



Underfitting



Just right!



overfitting

(1) 从偏差大小角度

$$S = \sum [y_i - f(x_i)]^2$$

观测值

拟合值

S 越小越精确

(2) 从随机误差角度

不存在过拟合
不存在系统误差

$$y_i = f(x_i) + \varepsilon_i$$

$$E[\varepsilon_i] = 0,$$

$$E[\varepsilon_i \varepsilon_j] = \sigma_i^2 \delta_{ij}.$$



7. 组合测量的参数最小二乘法处理

y_1, y_2, \dots, y_m 的估计精度取决于:

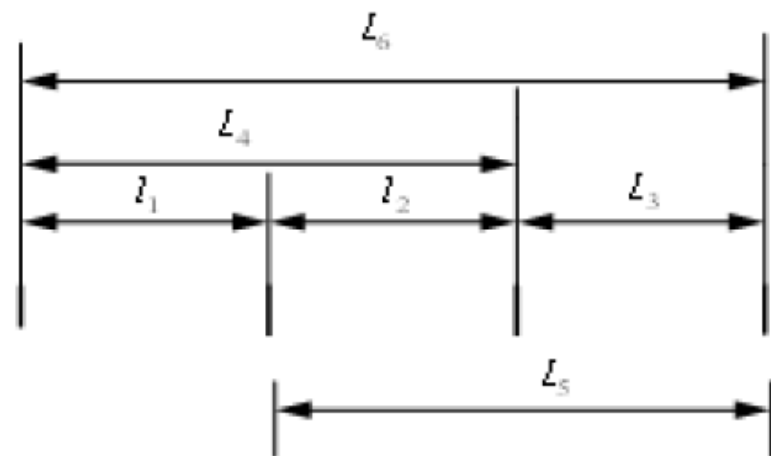
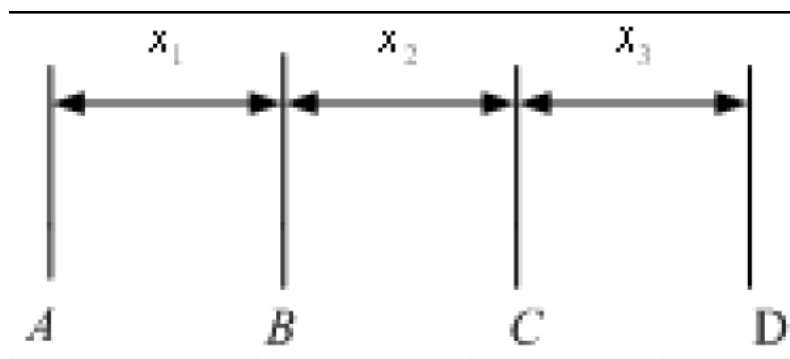
① x_1, x_2, \dots, x_n 测量精度 $y = f(x_1, x_2, \dots, x_m)$

② 方程组中方程的数量

对 y 进行 n 次等精度测量得到 n 个测得值 l_i ($i = 1, 2, \dots, n$)，其相应的测量误差分别为 δ_i ($i = 1, 2, \dots, n$)，它们是互不相关的随机误差。

可证明， $(\sum_{i=1}^n v_i^2)/\sigma^2$ 是自由度为 $(n - m)$ 的 χ^2 变量，

$$E\left(\frac{\sum_{i=1}^n v_i^2}{\sigma^2}\right) = n - m \quad \longrightarrow \quad \widehat{\sigma^2} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n v_i^2}{n - m}}$$



$$l_1 = 1.015mm, \quad l_2 = 0.985mm, \quad l_3 = 1.020mm, \quad l_4 = 2.016mm, \quad l_5 = 1.981mm, \quad l_6 = 3.032mm$$

$$l_1 = x_1$$

$$l_2 = x_2$$

$$l_3 = x_3$$

$$l_4 = x_1 + x_2$$

$$l_5 = x_2 + x_3$$

$$l_6 = x_1 + x_2 + x_3$$

$$\left. \begin{array}{l} x_1 = 1.028mm \\ x_2 = 0.983mm \\ x_3 = 1.013mm \end{array} \right\}$$

$$v_1 = l_1 - x_1 = 1.015 - 1.028 = -0.013$$

$$v_2 = l_2 - x_2 = 0.985 - 0.983 = 0.002$$

$$v_3 = l_3 - x_3 = 1.020 - 1.013 = 0.007$$

$$v_4 = l_4 - (x_1 + x_2) = 0.005$$

$$v_5 = l_5 - (x_2 + x_3) = -0.015$$

$$v_6 = l_6 - (x_1 + x_2 + x_3) = 0.008$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^6 v_i^2}{n - t}} = \sqrt{\frac{0.000536}{6 - 3}} = 0.013mm$$



7. 组合测量的参数最小二乘法处理

y_1, y_2, \dots, y_m 的估计精度取决于:

③ 方程组的函数关系

$$\sigma_{yi}^2 = d_{ii}\sigma^2 (i = 1, 2, \dots, m)$$

则相应的最小二乘估计值的
标准差为

$$\sigma_{y1} = \sigma\sqrt{d_{11}}$$

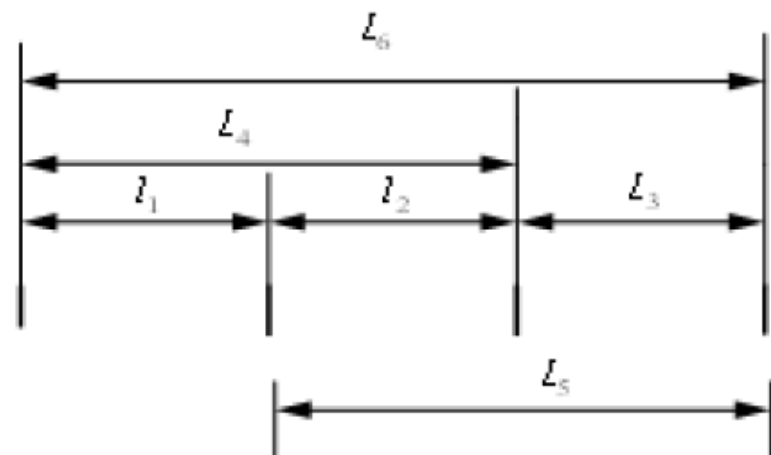
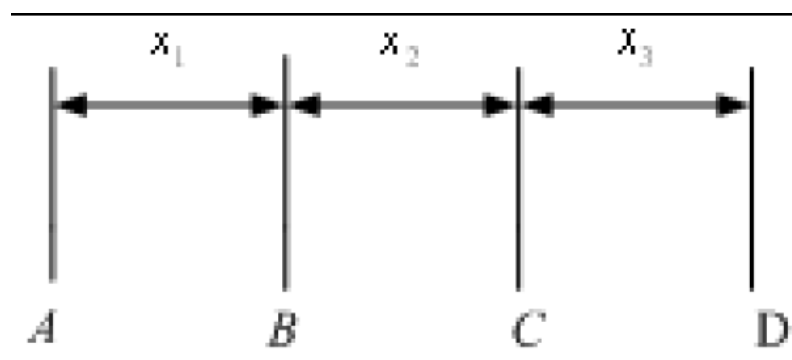
$$\sigma_{x2} = \sigma\sqrt{d_{22}}$$

... ..

$$\sigma_{xm} = \sigma\sqrt{d_{mm}}$$

如何求取 d_{ii} ?

$$D = \begin{bmatrix} d_{11} & \cdots & d_{1t} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ d_{t1} & \cdots & d_{tt} \end{bmatrix} = (X^T X)^{-1}$$



$$l_1 = 1.015\text{mm}, \quad l_2 = 0.985\text{mm}, \quad l_3 = 1.020\text{mm}, \quad l_4 = 2.016\text{mm}, \quad l_5 = 1.981\text{mm}, \quad l_6 = 3.032\text{mm}$$

$$\left. \begin{aligned} l_1 &= x_1 \\ l_2 &= x_2 \\ l_3 &= x_3 \end{aligned} \right\} \begin{aligned} x_1 &= 1.028\text{mm} \\ x_2 &= 0.983\text{mm} \\ x_3 &= 1.013\text{mm} \end{aligned}$$

$$D = \begin{bmatrix} d_{11} & \cdots & d_{1t} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ d_{t1} & \cdots & d_{tt} \end{bmatrix} = (X^T X)^{-1} = \frac{1}{4} \begin{bmatrix} 2 & -1 & 0 \\ -1 & 2 & -1 \\ 0 & -1 & 2 \end{bmatrix}$$

$$d_{11} = \frac{1}{4} \times 2 = 0.5$$

$$d_{22} = \frac{1}{4} \times 2 = 0.5$$

$$d_{33} = \frac{1}{4} \times 2 = 0.5$$

$$\sigma_{x1} = \sigma \sqrt{d_{11}} = 0.013 \sqrt{0.5} \text{mm} = 0.009 \text{mm}$$

$$\sigma_{x2} = \sigma \sqrt{d_{22}} = 0.013 \sqrt{0.5} \text{mm} = 0.009 \text{mm}$$

$$\sigma_{x3} = \sigma \sqrt{d_{33}} = 0.013 \sqrt{0.5} \text{mm} = 0.009 \text{mm}$$

$$l_6 = x_1 + x_2 + x_3$$



7. 组合测量的参数最小二乘法处理

y_1, y_2, \dots, y_m 的估计精度取决于:

④ 重复测量次数

$$\sigma_i \longrightarrow \bar{\sigma}_i$$

若 $f_1(y_1, y_2, \dots, y_m) - x_1 = 0$ 为非线性?

方法: 线性化



今有两个电容器，分别测其电容，然后又将其串联和并联，得到如下测量结果：

$$C_1 = 0.2071 \mu F, \quad C_2 = 0.2056 \mu F, \quad C_1 + C_2 = 0.4111 \mu F, \quad \frac{C_1 C_2}{C_1 + C_2} = 0.1035 \mu F$$

试求电容器电容量的最可信赖值及其精度。

令 C_1 近似值 $C_{10} = 0.2071$ ， C_2 近似值 $C_{20} = 0.2056$ ，则：

$$C_1 = C_{10} + \delta_1 \quad C_2 = C_{20} + \delta_2$$

$$f_i(C_1, C_2) = f_i(C_{10}, C_{20}) + \left(\frac{\partial f_i}{\partial C_1} \right) \delta_1 + \left(\frac{\partial f_i}{\partial C_2} \right) \delta_2$$

$$\frac{\partial f_1}{\partial C_1} = 1, \quad \frac{\partial f_1}{\partial C_2} = 0$$

$$\frac{\partial f_2}{\partial C_1} = 0, \quad \frac{\partial f_2}{\partial C_2} = 1$$

$$\frac{\partial f_3}{\partial C_1} = 1, \quad \frac{\partial f_3}{\partial C_2} = 1$$

$$\frac{\partial f_4}{\partial C_1} = \frac{C_2^2}{(C_1 + C_2)^2} \bigg|_{C_{10} C_{20}} = \frac{0.2056^2}{(0.2071 + 0.2056)^2} = 0.2482$$

$$\frac{\partial f_4}{\partial C_1} = \frac{C_1^2}{(C_1 + C_2)^2} \bigg|_{C_{10} C_{20}} = \frac{0.2071^2}{(0.2071 + 0.2056)^2} = 0.2518$$