

光学仪器精度分析

王尔祺 宋德慧 编著

测绘出版社

前 言

测量精度对任何量测仪器来说，都是一项重要的性能指标。怎样才能合理地达到预定的精度指标，这是仪器设计、制造及使用者最关心的问题，其实这就是精度分析问题。本书试图以光学仪器总体设计与测试技术研究的实践为基础，详细讨论这个问题。给读者以理论根据、具体方法及解题模式。

既然精度分析是为仪器设计、制造及使用提供精度论据的，自然应当在满足仪器的工作性能、测量范围以及工作效率等使用指标的前提下，根据仪器使用精度指标，来分析仪器各个部分误差因素对最终测量精度的影响。同时，还应当以经济性原则作为评价指标，力求使所设计的仪器达到较高精度与较低成本之目的，这是精度分析总的指导思想。

对工程实例作误差分析，从中提取数学模型，进行误差求解与精度分配是本书的重点。

在建模时，免不了会将复杂的实际工程问题理想化。所以，必须根据分析结果对仪器进行精度检验。这种基于系统学观点来讨论精度问题是本书的特点。

本书共分四章：第一章仪器精度分析的理论基础，第二章精度分析的起始数据与分析方法，第三章仪器误差的求解方法，第四章光学仪器的精度计算。最后，对优化技术在精度分配上的应用作了初步探讨，仅供读者参考。

清华大学徐世朴副教授、王东生讲师，上海工业大学王因明副教授，天津大学傅维乔副教授，以及张和之高级工程师等对原稿提出了修改意见，老教育家梁披云先生为本书题了书名，还有不少先生对本书的撰写给予热情帮助，在此一并致谢。

我们的水平有限，书中缺点和错误在所难免，请读者批评指正。

作 者

1988年9月于厦门大学

目 录

第一章 仪器精度分析的理论基础	(1)
§ 1 误差与精度的概念	(1)
§ 2 随机误差的统计规律	(3)
§ 3 权与不等精度测量	(26)
§ 4 随机误差的非正态分布	(31)
§ 5 系统误差	(44)
§ 6 误差的传递与合成	(55)
第二章 精度分析的起始数据与分析方法	(82)
§ 1 精度分析方法步骤概述	(82)
§ 2 设计起始数据分析	(83)
§ 3 仪器分析方法与测量原理框图的构成	(90)
§ 4 仪器误差分析与测量误差框图的构成	(94)
§ 5 关于如何合理地匹配误差的问题	(112)
第三章 仪器误差的求解方法	(114)
§ 1 微分法求仪器误差	(114)
§ 2 几何法计算误差	(116)
§ 3 机构误差的分析算法	(117)
§ 4 标准器误差的求解	(123)
§ 5 测角仪器轴系歪斜引起的测角误差的求解	(131)
§ 6 光学系统各部分误差的求解	(152)
第四章 光学仪器的精度计算	(178)
§ 1 仪器总误差的求法	(178)
§ 2 仪器精度评价	(185)
§ 3 仪器误差分配	(237)
§ 4 仪器构造参数与零部件公差的确 定	(255)
§ 5 拟定仪器精度验收技术条件并提 出检验方法与要求	(260)
§ 6 误差分配优化方法的探讨	(279)
附表	(297)
参考文献	(302)

第一章 仪器精度分析的理论基础

仪器精度分析有下面两项主要内容：

- 一、评价仪器精度；
- 二、合理地分配仪器误差。

所谓仪器精度指的是，由于仪器构造上的缺陷所决定的仪器自身的精确程度。精度的高低只能用测量误差来衡量。只有对被检仪器进行反复测量，得到一系列测量值。然后，对它们进行统计处理，求出单次测量标准误差（也称中误差、均方根误差等，以下同）以及系统误差值，并把它们综合起来，才能评价仪器精度的高低。这项工作本身就是误差理论讨论的内容。简言之，只有以误差理论为根据，才能正确地评价仪器的精度。

由于仪器的各个环节都存在误差，因此，精度分析的主要内容就是研究误差。只有分析误差产生的原因、性质和分布规律、不同性质的误差之间相互转化的规律、传递与合成的规律，才有可能把仪器允许的总误差合理地分配到各个组成环节上（或者反过来，由各组成环节的误差来预测设计方案的总误差）。尽管仪器误差和测量误差是不同的概念，但其数学处理实质上是一致的，只有根据误差理论才能解决仪器误差分配问题。

§ 1 误差与精度的概念

无论何人使用何种仪器实施何种测量，都不可避免地存在误差，误差造成测量值的变化。为了判断测量结果的准确度，前人对测量值进行了大量的统计研究，逐渐形成了误差理论，给误差分析和精度评价打下了基础。在设计光学量测仪器时，为了进行精度分析，最低限度应当掌握本书所述有关误差的概念和结论。

所谓误差就是某量值的给出值与其客观真值之差。误差按其表现特性可分为系统误差、随机误差以及粗差三种。就其产生的原因而论，可分为仪器误差、人的误差、外界环境误差以及测量方法误差。

一、系统误差

在同一条件下，多次测量同一量值时，绝对值和正负号保持不变，或者按一定规律变化的误差称为系统误差。例如，设计仪器时，由于采用近似机构或近似公式而产生的原理误差；仪器使用时，单边受热产生的温度误差；测角仪器的度盘安装不正确，引起的偏心误差；仪器的瞄准轴与水平轴不垂直，产生准直误差；仪器在使用时受强烈冲击，引起位置误差等等。

由于系统误差不具有随机相消性，往往对测量结果有严重影响。因此，在设计仪器以及在使用仪器进行测量时，必须尽可能设法预见各种系统误差的来源。通过合理地选择设

计方案、装配、校正以及测量方法来消除其影响。例如，采取对径读数，消除度盘偏心的影响。采取测回法，消除轴系误差的影响。设计野外校正机构，消除温度误差以及震动、冲击误差的影响等。

对于军用光学仪器，由于使用条件和环境的限制，一般难以通过测量方法来消除系统误差的影响。因此，在设计这类仪器时，不能不注意系统误差的特殊影响。必须严格限制仪器系统误差的大小，以确保仪器的使用精度。

二、随机误差

在同一条件下，多次测量同一量值时，绝对值和符号以不可预测的方式变化的误差称为随机误差。

随机误差是由很多不稳定的、未能掌握的或不可控制的微小因素引起的。主要有以下几个方面：

1. 仪器的精密度不高，零部件配合不稳定，零部件变形，机构活动配合间隙变化，油膜不均匀，摩擦阻力时大时小等原因引起的；
2. 人的感官生理特性限制，在架设仪器、瞄准、读数时，视觉和触觉以及精神状态不稳定，或者经验不足等原因引起的；
3. 外界环境的影响，大气透明度、目标的照度、温度的微小变化、湿度与气压的微量变化、光照强度的变化、尘埃以及电磁场变化等引起的。

尽管随机误差的出现是必然的，但是可以通过理论分析，把测量信息流程闭合回路中的各个环节找出来，针对误差来源采取措施。比如，提高仪器精密度，合理校正仪器，选择正确的测量方法和测量程序，尽量避免外界影响以及稳定操作者精神状态等，来控制或减小随机误差，提高测量精度。并且可以通过精度分析，运用测量误差理论来估计随机误差的大小，以确定测量结果的可靠程度。

三、粗 差

粗差是在测量过程中，由某些偶尔发生的反常因素所引起的，大体有以下三方面：

1. 操作者粗心大意带来的，如读错、记错或仪器位置走动；
2. 实验环境条件突变产生的；
3. 在正常情况下，某些超出置信限的误差因素造成，如零件加工中的尺寸超差等。

因为上述这些都是工作上疏忽引起的，就其大小而论，总是比系统误差与随机误差值大得多。所以，可以从系统误差与随机误差中分析出来，并从测量结果中剔除。在分析计算中，不考虑粗差。

四、关于精度的概念

精度指的是测量值偏离真值的程度，是用误差来衡量的。而误差按其性质可分为系统误差和随机误差。因此，精度也可相应地细分为

1. 准确度：反映系统误差大小的程度；

2. 精密度：反映随机误差大小的程度；

3. 精确度：反映系统误差与随机误差综合影响的程度。

对于测量而言，准确度高 的 精密度不一定高。精密度高的，准确度不一定高。但精确度高，则意味着精密度与准确度都高。如图 1-1 所示，(a) 的系统误差小，但随机误差大，即准确度高而精密度低；(b) 的系统误差大，但随机误差小，即准确度低而精密度高；(c) 的系统误差与随机误差都小，即精确度高。

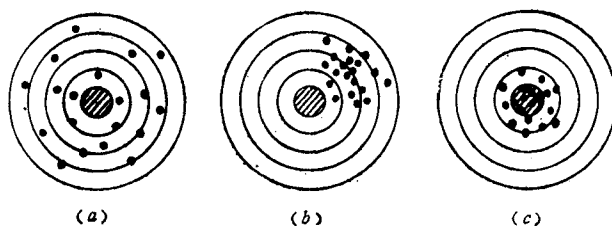


图 1-1

下页用图 1-2 所示框图，对上述误差与精度的概念作一简要小结。

§ 2 随机误差的统计规律

对某量实施测量，得到一系列实测值，我们把实测值 x_i 与真值 X_0 之差定义为真误差 δ_i ，即

$$\delta_i = x_i - X_0 \quad (1.2.1)$$

式中 $i = 1, 2, \dots, n$ (测量次数)。

既然测量值必包含误差，真值永远不可测得，那末该如何评价测量结果呢？具体地说，就是如何解决下列四个问题。

第一，选怎样的一个值作为测量结果，最符合客观实际？

第二，单次测量的可靠性怎样？

第三，测量结果的可靠程度多高？

第四，粗差剔除的准则是什么？

要解决上述问题，首先必须对测量列进行统计研究。

一、随机误差的正态分布

通过对一系列等精度的测量值进行统计研究表明，在偶然因素影响下产生的随机误差存在下述统计规律。

1. 有界性——在一定的测量条件下，随机误差的绝对值不会超过一定范围。亦即随机误差超过这个范围的概率接近于零(误差的范围是有界的)。

2. 单峰性——绝对值小的误差比绝对值大的误差出现的概率大，误差最小者概率最大(误差的概率规律是单峰的)。

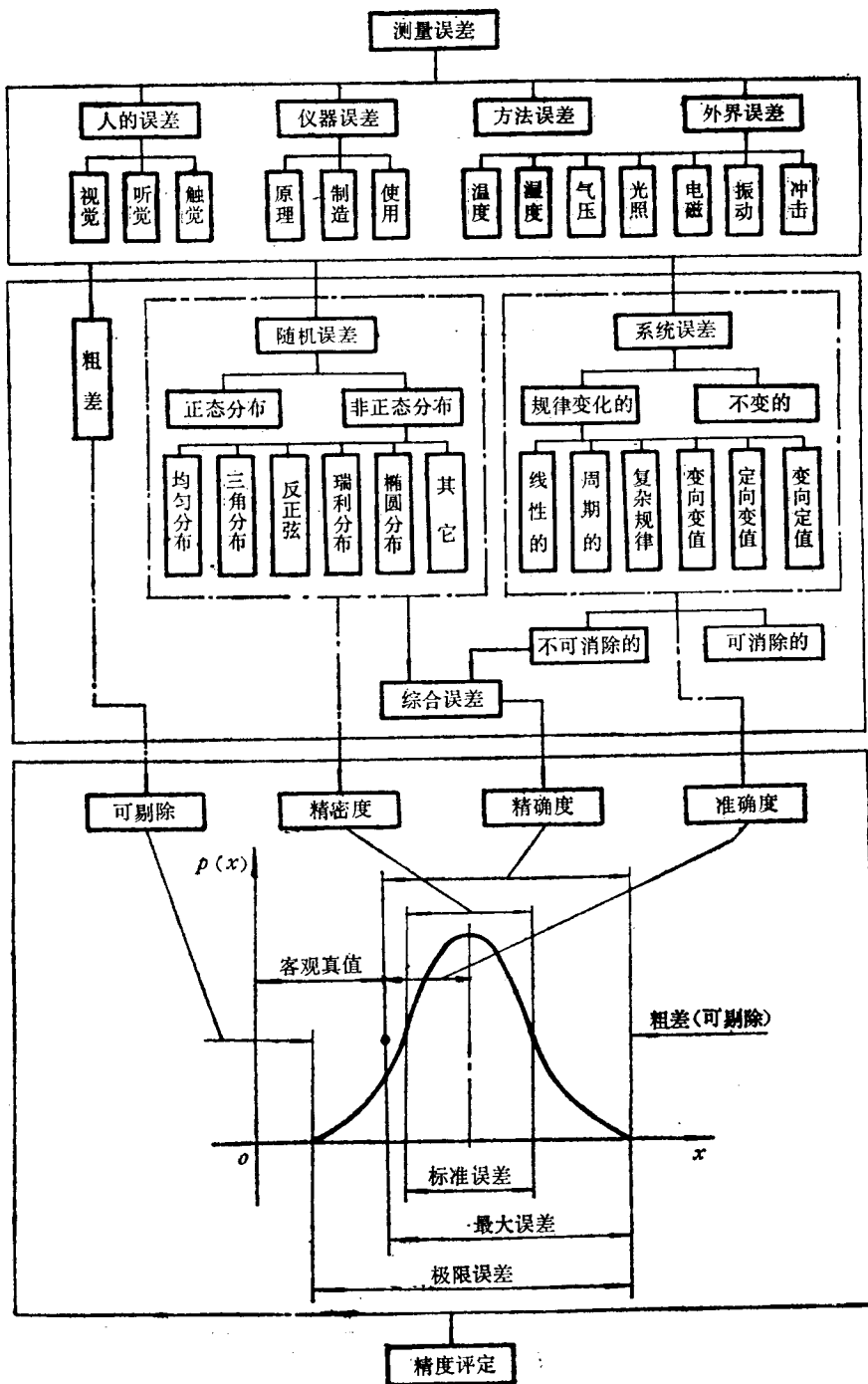


图 1-2

3. 对称性——绝对值相等的正负误差出现的概率相等(误差的方向规律是对称的)。

4. 抵偿性——同一量的等精度测量, 其随机误差的算术平均值随测量次数的无限增加而趋向于零, 即

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \frac{\delta_1 + \delta_2 + \dots + \delta_n}{n} = 0$$

(随机误差在大量测量过程中的抵偿性, 这不能从严格的极限意义上去理解, 而只能从误差对称性随测量次数 n 的增大而趋明显上来理解。)

上述四个统计特性说明, 随机误差出现的概率是误差值大小的函数。把随机误差作为随机变量进行研究, 1809 年数学家高斯总结出这种随机变量 X 的概率密度函数的一般关系式为

$$y = p(x) = \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (1.2.2)$$

$$(-\infty < x < +\infty), (\sigma > 0)$$

式中 e 表示自然对数的底, 其值为 2.7182...

人们称具有上述四个特性的随机变量 X 遵从正态分布。在直角坐标系内, 正态分布的概率密度曲线图形(如图 1-3 所示)呈钟形。最大值点在 $x = \mu$ 处, μ 是正态分布的均值(想要得到的理想值), 也称数学期望(用符号 $E(X)$ 表示), 曲线相对该直线成对称形。 σ 称为标准误差, 它表示误差的散布宽度。曲线在 $x = \mu \pm \sigma$ 处有拐点, 当 $x \rightarrow \pm\infty$ 时, 曲线以 x 轴为渐近线。式 (1.2.2) 中, σ 与 μ 这两个参数是正态分布的两个主要的数字特征。

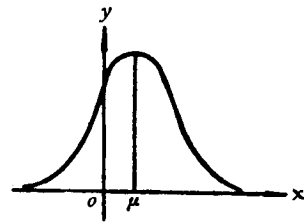


图 1-3

下面将根据正态分布的数字特征, 分别讨论前面提出的四个问题。

二、最小二乘原理

1. 算术平均值原理

设 x_1, x_2, \dots, x_n , 是等精度测量列, 其真误差分别为

$$\delta_1 = x_1 - X_0$$

$$\delta_2 = x_2 - X_0$$

.....

$$\delta_n = x_n - X_0$$

和数

$$\sum_{i=1}^n \delta_i = \sum_{i=1}^n x_i - nX_0$$

真值

$$X_0 = \sum_{i=1}^n \frac{x_i}{n} - \sum_{i=1}^n \frac{\delta_i}{n} \quad (1.2.3)$$

式中： $\sum_{i=1}^n \frac{x_i}{n}$ 表示实测值的算术平均值， $\sum_{i=1}^n \frac{\delta_i}{n}$ 表示算术平均值的真误差。

根据前述随机误差的第四个特性可知：

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \frac{\sum_{i=1}^n \delta_i}{n} = 0$$

因此

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \bar{x} = X_0$$

即当测量次数无限增大时，则某一量在相同条件下测量结果的算术平均值 \bar{x} 趋于该量的真值 X_0 ，这就是算术平均值原理。

事实上对某一个量进行无穷多次测量是不可能的。因此，某一量的真值也是不可能获得的。在实际测量中，对任一量的观测次数总是有限的，根据这有限个观测值，求出某量的算术平均值 \bar{x} 。该算术平均值 \bar{x} 与其真值 X_0 只差一个量 $\sum_{i=1}^n \delta_i/n$ 。一般它是一个很小的量，故算术平均值 \bar{x} 很接近于真值 X_0 ，亦即算术平均值是该量的最可信赖值。所谓最可信赖值，其可信赖程度不是绝对的，是随着测量次数的增加而增加的。

要是对某量进行无限次测量，就可以得到不受随机误差影响的（或影响甚小可以忽略的）测量值（随机变量 X ）的真正“平均”，即数学期望值 $E(X)$ 。

在概率统计上，将离散型随机变量 X 的一切可能值 x_k 与相应概率 p_k （即 $p\{X=x_k\} = p_k$ ， $k=1, 2, \dots$ ）的乘积之和，定义为离散型随机变量 X 的数学期望

$$E(X) = \sum_k x_k p_k \quad (1.2.4)$$

而连续型随机变量 X 与其概率密度 $p(x)$ 乘积之积分，定义为连续型随机变量 X 的数学期望

$$E(X) = \int_{-\infty}^{+\infty} x p(x) dx \quad (1.2.5)$$

如果随机变量 X 的概率密度为 $p(x)$ ， $f(X)$ 是 X 的函数，则随机变量函数 $f(X)$ 的数学期望

$$E[f(X)] = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) p(x) dx \quad (1.2.6)$$

上面说过，实际上，无限多次测量是做不到的。即便是有限次测量，条件也不完全相同。但我们还是把算术平均值 \bar{x} 近似作为被测量的真值 X_0 。这是因为有限次数的测量值（抽样） X_1, X_2, \dots, X_n 的算术平均值 \bar{X} 本身也是个随机变量。它的数学期望 $E(\bar{X})$ 与无限次数测量值（总体）随机变量 X 的数学期望 $E(X)$ 相同。即

$$\begin{aligned} E(\bar{X}) &= E\left[\frac{(X_1 + X_2 + \dots + X_n)}{n}\right] = \left(\frac{1}{n}\right) E[X_1 + X_2 + \dots + X_n] \\ &= \frac{1}{n} [nE(X)] = E(X) \end{aligned} \quad (1.2.7)$$

这一特点在误差理论中称为无偏性，即算术平均值 \bar{X} 是数学期望值 $E(X)$ 的无偏估计量。而且还可以证明算术平均值 \bar{X} 比任何单个测量值 X_i 的分散度小。因而，用它来估计数学期望值 $E(X)$ 最有效。

2. 最小二乘原理

在直接测量时，以观测值的算术平均值作为被测量的最可信赖值。但组合测量中有几个待测参数，算术平均值原理已不适用。为此提出最小二乘原理，来求未知参数的最可信赖值，作为测量结果。例如，某函数

$$y = a + bx + cz$$

式中 x, z 是待测参数。在不同测量条件，即不同 a_i, b_i 和 $c_i (i=1, 2, \dots, n)$ 时，测得 y_i 值，从而得到许多方程式

$$y_i = a_i + b_i x + c_i z \quad (i=1, 2, \dots, n)$$

如果测量 y_i 与 a_i, b_i, c_i 时没有误差，即 $a_i = a_{i0}, b_i = b_{i0}, c_i = c_{i0}, y_i = y_{i0}$ (y_{i0} 为第 i 次测量的真值)，则只须测量两次就可以解出上列方程组，从而求出待测参数的真值 x_0 与 z_0 。但是测量 y_i 与 a_i, b_i, c_i 时都有误差，因而所求得的 x, z 也是有误差的，这就需要进行多次测量，通过最小二乘法求得最可信赖值。

同样，如果我们在测量中，所进行的观测次数比要确定的未知量所必须的观测次数为多，亦即产生了多余观测，而且这些观测获得的结果又不完全一致，这时也会产生如何确定未知量的最可信赖值的问题。这也要应用最小二乘原理来求解。

最小二乘原理指出，在等精度多次测量中，最可信赖值是符合式(1.2.8)为最小的那个 x_0 。

$$f(x_0) = \left[\sum_{i=1}^n (x_i - x_0)^2 \right] = \min \quad (1.2.8)$$

式中 x_i 为各次测量值。

最小二乘法可由高斯误差定律导出：

设在一组测量中，各观测值为

$$x_1, x_2, \dots, x_n$$

其最可信赖值为 x_0 ，则对应的误差为

$$\delta_1 = x_1 - x_0$$

$$\delta_2 = x_2 - x_0$$

.....

$$\delta_n = x_n - x_0$$

根据高斯定律，具有误差为

$$\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_n$$

的观测值出现的概率分别为

$$P_1 = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{\delta_1^2}{2\sigma^2}} d\delta_1$$

$$P_2 = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{\delta_2^2}{2\sigma^2}} d\delta_2$$

.....

$$P_n = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{\delta_n^2}{2\sigma^2}} d\delta_n$$

因各次测量是独立事件，所以误差（样本） $\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_n$ 是独立随机变量，而它们同时出现（总体）的概率为各样本概率之乘积，即

$$P = P_1 P_2 \cdots P_n \\ = \left(\frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \right)^n e^{-\frac{1}{2\sigma^2} (\delta_1^2 + \delta_2^2 + \cdots + \delta_n^2)} d\delta_1 d\delta_2 d\delta_3 \cdots d\delta_n$$

在误差分布中，我们看到小误差比大误差出现的机会多。因此，在任一组测量中，误差小的那些数值比误差大的那些数值出现的概率要大。这就是说，在一组测量中，最可信赖值乃是当概率 P 最大时所求出的那个值。从上式指数关系中得知，当 P 最大时，

$$\delta_1^2 + \delta_2^2 + \cdots + \delta_n^2$$

应为最小，亦即在一组测量中，各误差的平方和为最小，最小二乘法由此而得名。

如前所述，
$$f(x_0) = \sum_{i=1}^n (x_i - x_0)^2$$

为最小值时的 x_0 就是最可信赖值，这在数学上是一个求极值的问题。

$f(x_0)$ 的一阶导数为

$$f'(x_0) = 2 \sum_{i=1}^n (x_i - x_0)$$

令

$$f'(x_0) = 0$$

解得

$$x_0 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i = \bar{x} \tag{1.2.9}$$

上式说明 x_0 为 x_i 的算术平均值 \bar{x} 时， $f(x_0)$ 为极值。而

$$f''(x_0) = 2n > 0$$

说明 $f(x_0)$ 是最小值。这就证明算术平均值满足最小二乘原理。

三、测量列中单次测量的标准误差

由于随机误差的存在，等精度测量列中每个测得值一般都不相同，它们围绕着该测量列的算术平均值有一定的散布，这个分散度说明了单次测量值的不可靠性。用怎样一个数值作为测量列中单次测量值不可靠性的评定标准呢？如果以测量值对均值的平均偏离程度，即式

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu) \tag{1.2.10}$$

表示, 由于 $(x_i - \mu)$ 出现正负号的概率大致相等, 其总和相互抵消, 结果反映不出散布情况。为了避免正负相消, 若将上式改为绝对值形式, 即

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_i - \mu| \quad (1.2.11)$$

这种绝对值运算也不方便, 所以人们通常选取测量值对均值偏差平方的平均值, 即

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2 \quad (1.2.12)$$

表示某一次测值的分散度, 称之为散度, 习惯上又称方差。

标准误差是方差的正平方根。

下面按离散型和连续型随机变量分别给出方差的定义。

对离散型的随机变量 X , 其概率分布是

$$P(X = x_k) = p_k, \quad k = 1, 2, \dots$$

则方差

$$D(X) = \sum_k [x_k - E(X)]^2 p_k \quad (1.2.13)$$

对连续型随机变量 X , 其概率密度为 $p(x)$, 则方差

$$D(X) = \int_{-\infty}^{+\infty} [x - E(X)]^2 p(x) dx \quad (1.2.14)$$

由随机变量函数期望的公式 (1.2.6) 可知, 式 (1.2.14) 可以写成,

$$D(X) = E[X - E(X)]^2 \quad (1.2.15)$$

就正态分布而言, 由于 $E(X) = \mu$, 密度函数关系式如 (1.2.2) 所示, 则方差

$$\begin{aligned} D(X) &= E(X - \mu)^2 \\ &= \int_{-\infty}^{+\infty} (x - \mu)^2 \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} dx \end{aligned}$$

令 $t = \frac{x - \mu}{\sigma}$, 则

$$\text{上式} = \frac{\sigma^2}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{+\infty} t^2 e^{-\frac{t^2}{2}} dt = \sigma^2 \quad (1.2.16)$$

上列推导说明, 正态分布的方差等于 σ^2 , 显然 σ 就是正态分布的标准误差。从正态分布概率密度函数的关系式 (1.2.2)

$$y = p(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}$$

中也可以看出, 标准误差 σ 的值越小, 该测量列中, 相应小的误差占优势, 任一单次测量值对算术平均值的分散度就小, 测量值的可靠性就大, 即测量精度就高(如图 1-4 上第 1 条曲线所示); 反之, 测量精度就低(如图 1-4 上第 3 条曲线所示)。由此可知, 单次测量的标准误差 σ 可作为测量列中单次测量不可靠性的评定标准。

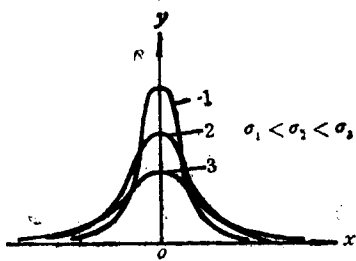


图 1-4

应该指出，一系列随机误差有大有小，无法用某一个误差值来描述。但可以用一个统计平均的指标——标准误差 σ 描写。标准误差 σ 不是一个具体的误差值，而是真误差的均方值。它是表征所有测得的真误差分散度的特征值（随机误差在 $\pm\sigma$ 范围内出现的概率为 68.26%，详见后），是表征整个测量值好坏的质量指标。 σ 大小只说明在一定的条件下，等精度测量列随机误差出现的概率分布情况。在该（即一定）条件下，任何一个单次测量结果的误差值都不等于 σ ，但却认为这一系列测量值都具有同样一个标准误差。在不同条件下进行两个系

列的等精度测量，一般具有不同的 σ 值。

单次测量标准误差可用下列关系式计算

1. 用真误差表示： σ 可根据方差公式 (1.2.13) 推算出

$$\sigma = \sqrt{D(X)} = \sqrt{\sum_{i=1}^n [x_i - E(X)]^2 p_i}$$

当 $p_i = \frac{1}{n}$ 时，因为

$$\delta_i = x_i - E(X)$$

所以

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n \delta_i^2}{n}} \quad (1.2.17)$$

2. 用剩余误差表示：由于被测量的真值不可知，不能按上式求 σ 。因此，只能先对算术平均值求剩余误差

$$v_i = x_i - \bar{x} \quad (1.2.18)$$

然后再计算标准误差。

引用真误差表达式 (1.2.1)

$$\delta_i = x_i - X_0$$

建立下列方程组

$$\left. \begin{aligned} \delta_1 &= x_1 - \bar{x} + \bar{x} - X_0 \\ \delta_2 &= x_2 - \bar{x} + \bar{x} - X_0 \\ \dots\dots\dots \\ \delta_n &= x_n - \bar{x} + \bar{x} - X_0 \end{aligned} \right\} \quad (1.2.19)$$

其中 $(\bar{x} - X_0) = \delta_{\bar{x}}$ 称为算术平均值的真误差。把它与式 (1.2.18) 一起代入方程组 (1.2.19) 由此得

$$\left. \begin{aligned} \delta_1 &= v_1 + \delta_{\bar{x}} \\ \delta_2 &= v_2 + \delta_{\bar{x}} \\ \dots\dots\dots \\ \delta_n &= v_n + \delta_{\bar{x}} \end{aligned} \right\} \quad (1.2.20)$$

将方程组 (1.2.20) 求和得

$$\sum_{i=1}^n \delta_i = \sum_{i=1}^n v_i + n\delta_{\bar{x}}$$

因为

$$\sum_{i=1}^n v_i = 0$$

所以

$$\delta_{\bar{x}} = \frac{\sum_{i=1}^n \delta_i}{n} \quad (1.2.21)$$

将方程组 (1.2.20) 平方后求和

$$\sum_{i=1}^n \delta_i^2 = \sum_{i=1}^n v_i^2 + 2\delta_{\bar{x}} \sum_{i=1}^n v_i + n\delta_{\bar{x}}^2 = \sum_{i=1}^n v_i^2 + n\delta_{\bar{x}}^2 \quad (1.2.22)$$

由式 (1.2.21) 平方得

$$\delta_{\bar{x}}^2 = \frac{(\sum_{i=1}^n \delta_i)^2}{n^2} = \frac{\sum_{i=1}^n \delta_i^2}{n^2} + \frac{2 \sum_{i \neq j} \delta_i \delta_j}{n^2}$$

当 n 适当大时, 由于 δ_i 、 δ_j 是相互独立的, 可认为 $\sum_{i \neq j} \delta_i \delta_j$ 趋于零, 即得

$$\delta_{\bar{x}}^2 = \frac{\sum_{i=1}^n \delta_i^2}{n^2} \quad (1.2.23)$$

将 (1.2.23) 代入 (1.2.22) 得

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^n \delta_i^2 &= \sum_{i=1}^n v_i^2 + \frac{\sum_{i=1}^n \delta_i^2}{n} \\ \frac{\sum_{i=1}^n \delta_i^2}{n} \cdot (n-1) &= \sum_{i=1}^n v_i^2 \end{aligned}$$

再根据式 (1.2.17) 得

$$\sigma^2 = \frac{\sum_{i=1}^n v_i^2}{n-1}$$

即

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n v_i^2}{n-1}} \quad (1.2.24)$$

这就是白塞尔公式, 根据此式可由剩余误差求得单次测量的标准误差。

为了计算方便建议使用下列公式:

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n-1} \left[\sum_{i=1}^n x_i^2 - \frac{1}{n} \left(\sum_{i=1}^n x_i \right)^2 \right]} \quad (1.2.25)$$

式 (1.2.24) 实质上是用有限次测量值 (抽样) X_1, X_2, \dots, X_n 的“样本方差”

$$s^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2$$

去估计无限次测量值 (总体) X 的方差。

因为

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 &= \sum_{i=1}^n (X_i^2 - 2X_i\bar{X} + \bar{X}^2) \\ &= \sum_{i=1}^n X_i^2 - 2\bar{X} \cdot n\bar{X} + n\bar{X}^2 \\ &= \sum_{i=1}^n X_i^2 - n\bar{X}^2 \end{aligned} \quad (1.2.26)$$

所以

$$\begin{aligned} E[s^2] &= E \left[\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 \right] \\ &= \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n E(X_i^2) - \frac{n}{n-1} E(\bar{X}^2) \end{aligned} \quad (1.2.27)$$

但由式 (1.2.15) 可推得

$$D(X) = E(X^2) - [E(X)]^2$$

则

$$E(X^2) = D(X) + [E(X)]^2$$

将上式代入式 (1.2.27) 得

$$E[s^2] = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n \{ D(X_i) + [E(X_i)]^2 \} - \frac{n}{n-1} \{ D(\bar{X}) + [E(\bar{X})]^2 \}$$

因为

$$D(X_i) = D(X), \quad E(X_i) = E(X)$$

$$D(\bar{X}) = \frac{D(X)}{n}, \quad E(\bar{X}) = E(X)$$

所以

$$E[s^2] = \frac{n}{n-1} \{ D(X) + [E(X)]^2 \} - \frac{n}{n-1} \left\{ \frac{D(X)}{n} + [E(X)]^2 \right\} = D(X) \quad (1.2.28)$$

从式 (1.2.28) 明显看出, 虽然样本方差 s^2 是随机变量, 但是它是总体方差 $D(X)$ 的“无偏估计量”。因此, 可以近似地取

$$\sigma = \sqrt{s^2} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}{n-1}} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n v_i^2}{n-1}}$$

3. 其它计算公式：对于正态分布，除了用上述方法求 σ 之外，还有一些简单方法，常用的有：

(1) 别捷尔斯法

由式 (1.2.24) 与 (1.2.17) 得

$$\sum_{i=1}^n \delta_i^2 = \frac{n}{n-1} \sum_{i=1}^n v_i^2$$

此式可近似成

$$\sum_{i=1}^n |\delta_i| \approx \sum_{i=1}^n |v_i| \sqrt{\frac{n}{n-1}}$$

则平均误差为

$$\theta = \frac{\sum_{i=1}^n |\delta_i|}{n} = \frac{1}{\sqrt{n(n-1)}} \sum_{i=1}^n |v_i|$$

由平均误差与标准误差的关系式得

$$\sigma = \frac{1}{0.7979} \theta = 1.253\theta$$

故有

$$\sigma = 1.253 \frac{\sum_{i=1}^n |v_i|}{\sqrt{n(n-1)}} \quad (1.2.29)$$

这就是别捷尔斯公式，它可由 v 的绝对值之和求出单次测量标准误差 σ ，而算术平均值的标准误差（详见四）为

$$\sigma_{\bar{x}} = 1.253 \frac{\sum_{i=1}^n |v_i|}{n \sqrt{n-1}} \quad (1.2.30)$$

(2) 极差法

用白塞尔公式(1.2.24)，和别捷尔斯公式(1.2.29)，计算标准误差均需要先求算术平均值，再求剩余误差，然后进行其它运算，过程比较复杂。在要求简单迅速地算出标准误差时，可用极差法。

等精度多次测量得测量值 x_1, x_2, \dots, x_n ，在其中选取最大值 $x_{m \cdot x}$ 与最小值 $x_{m \cdot n}$ ，则两者之差称之为极差 w_* ，即

$$w_* = x_{m \cdot x} - x_{m \cdot n} \quad (1.2.31)$$

根据极差的分布函数，可求出极差的数学期望

$$E(w_*) = d_* \sigma \quad (1.2.32)$$

因

$$E\left(\frac{w_s}{d_s}\right) = \sigma \quad (1.2.33)$$

故可得 σ 的无偏估计值，此处仍以 σ 表示，即

$$\sigma = \frac{w_s}{d_s} \quad (1.2.34)$$

式中 d_s 的数值见表 1-1。

表 1-1

n	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
d_s	1.13	1.69	2.06	2.33	2.53	2.70	2.85	2.97	3.08	
n	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
d_s	3.17	3.26	3.34	3.41	3.47	3.53	3.59	3.64	3.69	3.74

极差法可简单迅速算出标准误差，当测量次数 $n < 10$ 时，用极差法算出的 σ 值，其误差比用白塞尔公式算得的误差小。当 $n = 8$ 时，效果最好。因此，对小样本而言，此种方法可以弥补白塞尔公式的不足。这种思路可用于各种分布形式中，此处只对正态分布作了推导。

(3) 最大误差法

在有些情况下，可以知道约定真值，因而能够算出偶然误差 δ_i ，取其中绝对值最大的一个值 $|\delta_i|_{\max}$ ，当各个等精度的独立测量值服从正态分布时，则可求出关系式

$$\sigma = \frac{|\delta_i|_{\max}}{K_s} \quad (1.2.35)$$

当被测量的约定真值为未知时，应按最大剩余误差 $|v_i|_{\max}$ 计算标准误差，即

$$\sigma = \frac{|v_i|_{\max}}{K'_s} \quad (1.2.36)$$

用最大误差可求出标准误差，这种方法称为最大误差法。式中系数 K_s 和 K'_s 的倒数见表 1-2。此表也是根据正态分布求得的。

最大误差法简单、迅速、方便、容易掌握，因而有广泛用途。当 $n < 10$ 时，最大误差法有一定的精度。

在代价较高的实验中(如破坏性实验)，常常只进行一次实验，此时白塞尔公式成为 $\frac{0}{0}$ 不定型，无法计算精度。在这种情况下，又特别需要尽可能准确地算出精度，因而最大误差法就显得特别有用。