

誤差論

統計学ミニマム

園田 英徳

理学研究科物理学専攻

2017年Q1&2 物理学実験 木曜日クラス

<http://www2.kobe-u.ac.jp/~hsonoda/#2017PhysicsLabs>

目次

1. 有効数字の取扱い
2. 統計的推論のまとめ
3. 確率分布
4. 統計的推論 — 有意水準, 信頼度
5. 加重平均
6. 誤差の伝搬

有効数字の取扱い

- 測定量が最確値 x_m とその誤差 σ_m によって

$$x_m \pm \sigma_m$$

と得られたとしよう。(この意味はあとで説明する.)

- x_m の有効数字の桁数は σ_m によって決まる. σ_m は1桁ないし2桁.

測定値	誤差	最確値の有効数字
1.23 ± 0.45 m	2桁	3桁
(5.343 ± 0.032) × 10 ⁵ kW	2桁	4桁
1.2 ± 0.5 kg	1桁	2桁
(3.4 ± 0.2) × 10 ⁵ m/s	1桁	2桁

Table 1: 物理量には単位をつける!

- 悪い例 — どこが悪いか?

悪い例	訂正後
$1.23\cancel{2} \pm 0.045 \text{ m}$	$1.232 \pm 0.045 \text{ m}$ または $1.23 \pm 0.05 \text{ m}$
$1.23 \pm 0.4 \text{ m}$	$1.2\cancel{3} \pm 0.4 \text{ m}$

● 近似計算3つのルール

第1 則 — 計算結果の有効数字の桁数

- * 和と差の場合，最後の桁がもっとも高いものの最後の桁に揃える．
- * 積と商の場合，計算のもとである測定値の桁数のうち，もっとも少ないものに等しくとる．

$$\begin{array}{r} 1.23 \\ - 0.345 \\ \hline 0.885 \\ 0.89 \end{array}$$

$$\begin{array}{r} 1.23 \\ \times 0.45 \\ \hline 0.5535 \end{array}$$

第2 則 — 計算に使う定数の桁数は，測定値の桁数より1つ多くとる．

- * 電卓に組み込まれている定数(π や e など) は，そのまま使ってよい．

第3 則 — 計算途中の結果の桁数は，測定値の有効桁数より1 桁多くとる．

- * 電卓やパソコンで計算する時は，途中結果をいちいち四捨五入する必要はない．最後の結果を表すとき，有効数字を考慮すればよい．

電圧 $V = 1.013$ ボルト (4 桁)

電流 $I = 0.0051$ アンペア (2 桁)

オームの法則 $R = V/I$ より

抵抗値 $R = 198.6274 \dots \Omega \simeq 2.0 \times 10^2$ オーム (2 桁)

同一測定を何回も繰り返して統計誤差を小さくする場合は，第1 ～3 則よりもさらに1 桁多くとる．

統計的推論のまとめ

1. ある物理量 x を N 回測定して測定値 x_i ($i = 1, \dots, N$) を得たとしよう.

最確値	$\bar{x} \equiv \frac{x_1 + \dots + x_N}{N}$
分散	$s^2 \equiv \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 = \frac{1}{N-1} \left(\sum_{i=1}^N x_i^2 - N\bar{x}^2 \right)$
誤差	$\frac{s}{\sqrt{N}}$

2. 測定結果

$$\boxed{\bar{X} \pm \frac{s}{\sqrt{N}}}$$

もちろん単位をつける.

確率分布

1. サイコロを振って、1の目が出る確率は $\frac{1}{6}$ 、1の目の出ない確率は $\frac{5}{6}$.

2. サイコロを N 回振って、1の目の出る回数の平均は、

$$N \times \frac{1}{6} = \frac{N}{6}$$

3. 1の目が n 回出る場合の数は、 ${}_N C_n = \frac{N!}{n!(N-n)!}$. よって n 回出る確率は

$$P_n = {}_N C_n \left(\frac{1}{6}\right)^n \left(\frac{5}{6}\right)^{N-n}$$

4. 2項分布 — $0 < p < 1$ として、

$$P_n = {}_N C_n p^n (1-p)^{N-n} \quad (n = 0, 1, \dots, N)$$

平均 $\langle n \rangle \equiv \sum_{n=0}^N nP_n = Np$

分散 $\langle (n - \langle n \rangle)^2 \rangle \equiv \sum_{n=0}^N (n - Np)^2 P_n = Np(1 - p)$

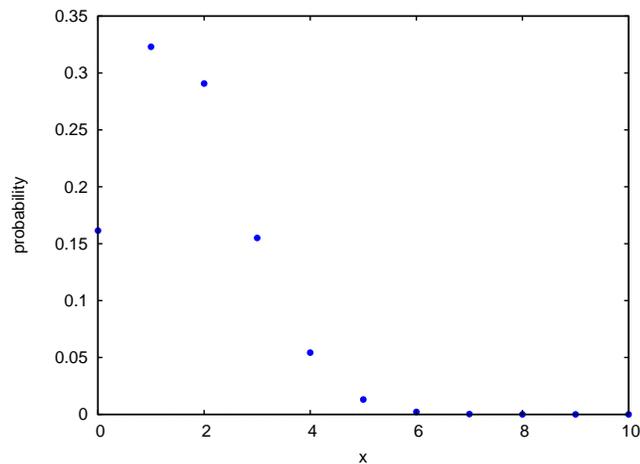


Figure 1: $p = \frac{1}{6}$, $N = 10$
平均 $\frac{5}{3}$, 分散 1.18^2

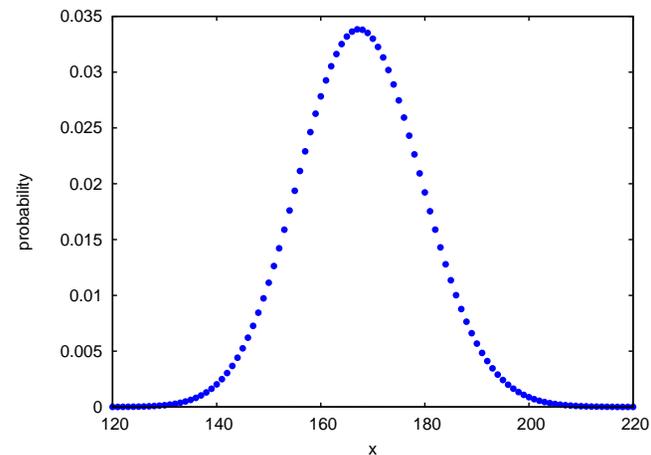


Figure 2: $p = \frac{1}{6}$, $N = 1000$
平均 167, 分散 11.8^2

5. Gauss分布 — 平均と分散だけで決まる連続な確率分布.

$$p(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right)$$

$x \in [x_0, x_0 + \Delta x]$ である確率は $p(x_0)\Delta x$ で与えられる.

$$\begin{cases} \langle x \rangle &= \int_{-\infty}^{\infty} dx p(x)x = \mu \\ \langle (x - \langle x \rangle)^2 \rangle &= \int_{-\infty}^{\infty} dx p(x) (x - \mu)^2 = \sigma^2 \end{cases}$$

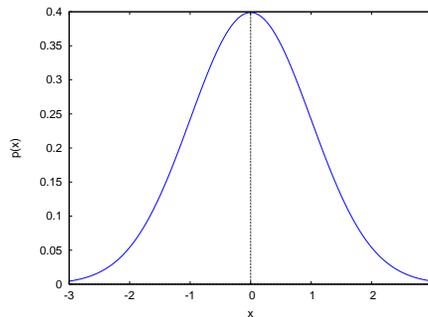


Figure 3: $\mu = 0, \sigma = 1$ の Gauss 分布

6. 2 項分布も $N \rightarrow \infty$ で Gauss 分布(平均 Np , 分散 $Np(1-p)$) になる.

$$P(x) = \frac{N!}{x!(N-x)!} p^x (1-p)^{N-x} \xrightarrow{N \rightarrow \infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi Np(1-p)}} \exp\left(-\frac{(x-Np)^2}{2Np(1-p)}\right)$$

7. 中心極限定理 (C. F. Gauss) — x_i ($i = 1, \dots, N$) がそれぞれ平均 μ_i , 分散 σ_i^2 の分布(Gauss とは限らない) をしているとき,

$$x = x_1 + \dots + x_N$$

は, $N \gg 1$ であれば, 平均 $\sum_{i=1}^N \mu_i$, 分散 $\sigma^2 = \sum_{i=1}^N \sigma_i^2$ の Gauss 分布に従う.

8. 測定量は, Gauss 分布に従うと考えられる.

なぜ複数回測定するのか？

1. 物理量 x は平均 μ , 分散 σ^2 の Gauss 分布に従うとしよう.

$$\begin{cases} \langle x \rangle = \mu \\ \langle (x - \mu)^2 \rangle = \sigma^2 \end{cases}$$

2. N 回測定する. 1 回めの測定値を x_1 , 2 回めの測定値を x_2 , ... とする.

$$\langle x_i \rangle = \mu, \quad \langle (x_i - \mu)^2 \rangle = \sigma^2$$

3. 平均値 $\bar{x} \equiv \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i$ はどう分布するか? 平均は同じ.

$$\langle \bar{x} \rangle = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \langle x_i \rangle = \mu$$

問題は分散である．まず

$$\langle (x_i - \mu)^2 \rangle = \langle x_i^2 - 2\mu x_i + \mu^2 \rangle = \langle x_i^2 \rangle - 2\mu \underbrace{\langle x_i \rangle}_{=\mu} + \mu^2 = \langle x_i^2 \rangle - \mu^2$$

に注意する．それから $i \neq j$ のとき

$$\langle x_i x_j \rangle = \langle x_i \rangle \langle x_j \rangle = \mu^2$$

に注意する． \bar{x} の分散は次のように求められる．

$$\begin{aligned} \langle (\bar{x} - \mu)^2 \rangle &= \langle \bar{x}^2 \rangle - \mu^2 \\ &= \frac{1}{N^2} \left(\sum_{i=1}^N \langle x_i^2 \rangle + 2 \sum_{i \neq j} \langle x_i x_j \rangle \right) - \mu^2 \\ &= \frac{1}{N^2} \left(N(\sigma^2 + \mu^2) + N(N-1)\mu^2 \right) - \mu^2 = \frac{1}{N} \sigma^2 \end{aligned}$$

つまり分散は N 分の 1 に減少する．

4. 平均値 \bar{x} は平均 μ , 分散 $\frac{1}{N}\sigma^2$ の Gauss 分布に従う.

5. 測定値から σ^2 をどう求めるか?

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

を σ^2 の代わりに使う. $\langle x_i^2 \rangle = \sigma^2 + \mu^2$, $\langle \bar{x}^2 \rangle = \frac{1}{N}\sigma^2 + \mu^2$ を使って,

$$\begin{aligned} \langle s^2 \rangle &= \frac{1}{N-1} \left(\sum_{i=1}^N \langle x_i^2 \rangle - N \langle \bar{x}^2 \rangle \right) \\ &= \frac{1}{N-1} \left(N (\sigma^2 + \mu^2) - N \left(\frac{1}{N}\sigma^2 + \mu^2 \right) \right) = \sigma^2 \end{aligned}$$

を得る. s^2 の分母は N でなく, $N-1$ であることに注意.

統計的推論

既知の分散 σ^2 をもつ正規分布に従う物理量 x を考えよう。¹

$$P(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right)$$

1. 仮設検定 — μ の値についての仮設を検定する

測定によって得られた x_m を使って、 μ の値についての仮設を受け入れるかどうか決める。

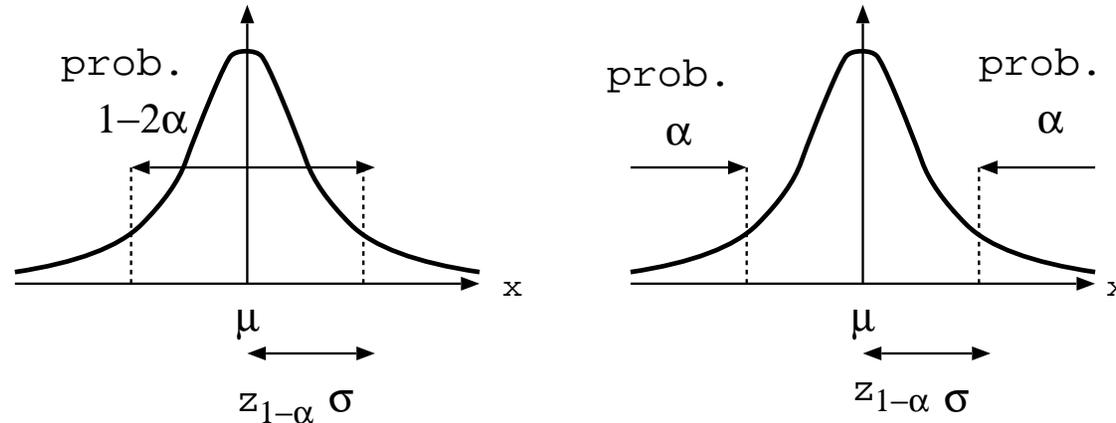
2. 区間推定 — μ の値がある区間にあることを推定する

得られた x_m を使って、 μ の存在する区間を推定する。

¹実際、 x は N 回測定 of 平均 \bar{x} のことで、barは省略している。 σ^2 はそれぞれの測定値の分散(s^2 で代用する)を N で割った $\frac{s^2}{N}$ のことである。

1. $x > \mu + z_{1-\alpha}\sigma$ である確率が、 α となるように係数 $z_{1-\alpha}$ を決めると、

$$\int_{-\infty}^{\mu+z_{1-\alpha}\sigma} dx P(x) = 1 - \alpha$$



2. $P(x)$ は平均 μ に対して対称的である ($P(\mu + y) = P(\mu - y)$) から

$$\int_{-\infty}^{\mu-z_{1-\alpha}\sigma} dx P(x) = \int_{\mu+z_{1-\alpha}\sigma}^{\infty} dx P(x) = \alpha$$

3. $z_{1-\alpha}$ の例

$z_{1-\alpha}$	$100\alpha \%$
1	16%
2	2.3%
3	0.14%
1.645	5%
1.960	2.5%
2.326	1%

Table 2: μ より 1σ 以上大きい確率は16%, 2σ 以上大きい確率は2.3%. 上の5%は, μ より少なくとも 1.65σ 以上大きい.

4. $\alpha \ll 1$ を決めて, x を二つの領域に分ける.

A領域 (確からしい領域) 確率 $1 - 2\alpha$ をもつ, $|x - \mu| < z_{1-\alpha}\sigma$

B領域 (確からしくない領域) 確率が 2α しかない, $|x - \mu| > z_{1-\alpha}\sigma$

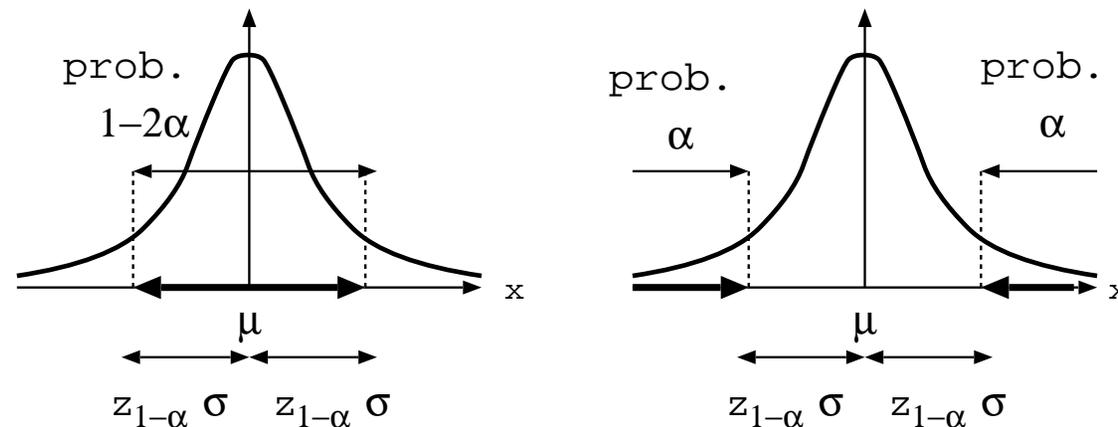


Figure 4: A領域

B領域

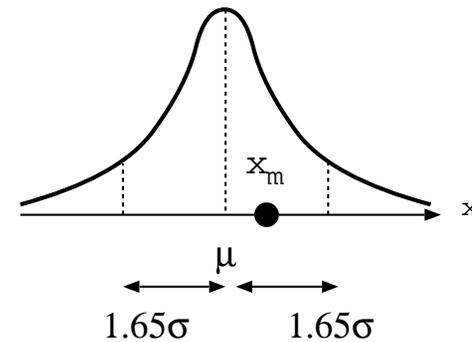
5. 推定の原理 — 測定値がA領域にあるような μ を受け入れ, B領域にあるような μ を拒絶する.

仮説検定

平均値は μ であるという仮設のもと，測定値 x_m が得られた。

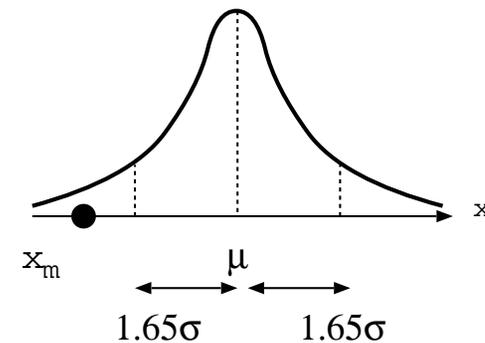
1. $|\mu - x_m| < 1.65\sigma$

得られた x_m は A 領域に入る。
仮説を有意水準 10% で受け入れる。



2. $|\mu - x_m| > 1.65\sigma$

得られた x_m は B 領域に入る。
仮説を有意水準 10% で拒絶する。



区間推定

測定値 x_m が得られたとする. 区間

$$R \equiv [x_m - \sigma, x_m + \sigma]$$

を考える.

1. $\mu \in R$ の場合

$|\mu - x_m| < \sigma$ となって, 測定値 x_m は μ の A 領域に入る.

2. $\mu \notin R$ の場合

$|\mu - x_m| > \sigma$ となって, 測定値 x_m は μ の B 領域に入る.

μ は区間 R にあると信頼度 68% で推定する. σ を 1.65σ とすれば, 信頼度は 90% になり, 1.96σ とすれば, 信頼度は 95% になる.

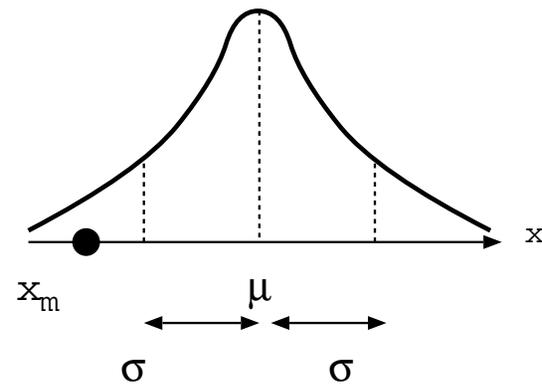
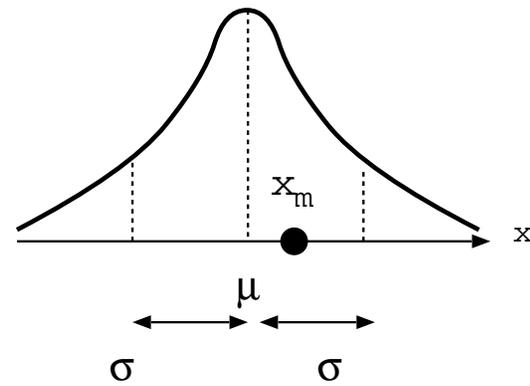


Table 3: 上が $\mu \in R$ の場合, 下が $\mu \notin R$ の場合

σ^2 が未知の場合

いままで x_m の従う正規分布の分散 σ^2 は, $\frac{s^2}{N} = \frac{1}{N(N-1)} \sum_{i=1}^N (x_i - x_m)^2$ で代用してきた. もっと正確には以下のようにできる.(講義では割愛. 興味のある人への補足.)

x_m は N 回の測定値 x_i ($i = 1, \dots, N$) の平均である.

$$x_m \equiv \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i$$

それぞれの測定値 x_i が平均 μ , 分散 σ^2 の正規分布に従うとき, x_m は平均 μ , 分散 $\frac{1}{N}\sigma^2$ の正規分布に従う. σ^2 が未知であるときは, 標本分散を

$$s^2 \equiv \frac{1}{N-1} \sum_i (x_i - x_m)^2$$

で定義すると,

$$t \equiv \frac{x_m - \mu}{\frac{1}{\sqrt{N}} s}$$

は自由度 $N - 1$ の t-分布に従う.²

$$P(t) = \frac{\Gamma\left(\frac{N}{2}\right)}{\sqrt{\pi(N-1)} \Gamma\left(\frac{N-1}{2}\right)} \left(1 + \frac{t^2}{N-1}\right)^{-\frac{N}{2}}$$

N が十分大きければ, t-分布は平均 0, 分散 1 の正規分布に等しくなる. よって N が大きいときは, x_m は平均 μ , 分散 $\frac{1}{N}s^2$ の正規分布に従うと考えてよく, 上で説明した仮設検定, 区間推定がそのまま使える.

つまり

²ここで $\Gamma(x) \equiv \int_0^\infty dy y^{x-1} \exp(-y)$ はガンマ関数. $n = 0, 1, 2, \dots$ のとき $\Gamma(n+1) = n!$.

- $|x_m - \mu| < z_{1-\alpha} \frac{s}{\sqrt{N}}$ であれば, 平均値の仮設 μ を有意水準 2α で受け入れ,
- $\mu \in \left[x_m - z_{1-\alpha} \frac{s}{\sqrt{N}}, x_m + z_{1-\alpha} \frac{s}{\sqrt{N}} \right]$ と信頼度 $1 - 2\alpha$ で区間推定する.

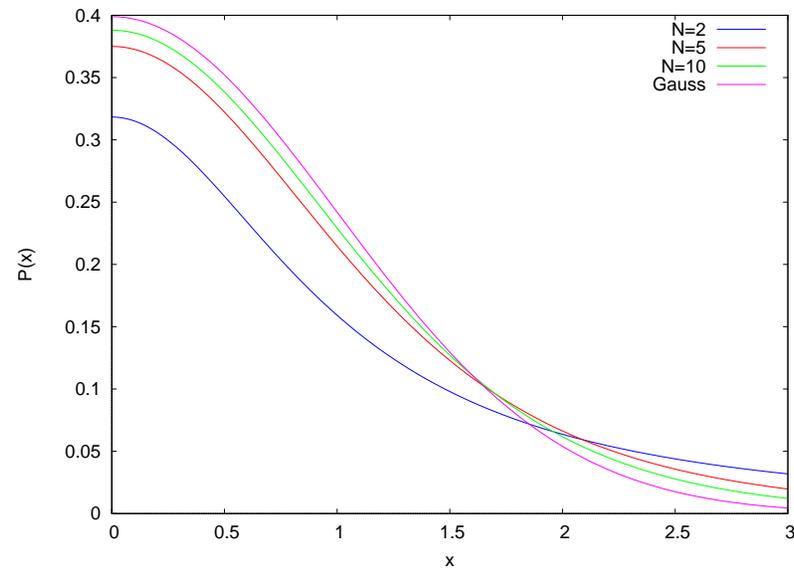


Figure 5: t-分布と正規分布の比較

加重平均

1. 同じ物理量を2つの方法で測ったとする.

方法	最確値	分散
1	\bar{x}_1	σ_1^2
2	\bar{x}_2	σ_2^2

2. 平均の平均を考える.

$$\bar{x} \equiv a\bar{x}_1 + (1-a)\bar{x}_2$$

3. この分散は

$$a^2\sigma_1^2 + (1-a)^2\sigma_2^2.$$

4. これを最小化するように a を選んで得られるのが、加重平均.

$$\bar{x} \equiv \frac{\frac{1}{\sigma_1^2}}{\frac{1}{\sigma_1^2} + \frac{1}{\sigma_2^2}} \bar{x}_1 + \frac{\frac{1}{\sigma_2^2}}{\frac{1}{\sigma_1^2} + \frac{1}{\sigma_2^2}} \bar{x}_2 = \boxed{\frac{\frac{\bar{x}_1}{\sigma_1^2} + \frac{\bar{x}_2}{\sigma_2^2}}{\frac{1}{\sigma_1^2} + \frac{1}{\sigma_2^2}}}$$

5. 加重平均 \bar{x} の分散は

$$\sigma_{\bar{x}}^2 = \boxed{\frac{1}{\frac{1}{\sigma_1^2} + \frac{1}{\sigma_2^2}}} < \text{Min}(\sigma_1^2, \sigma_2^2)$$

6. \bar{x}_1 と \bar{x}_2 の加重平均をとるのに意味のあるのは

$$|\bar{x}_1 - \bar{x}_2| < \sqrt{\sigma_1^2 + \sigma_2^2} \quad \text{のときだけ.}$$

誤差の伝搬

1. a と b を測定して、物理量 $c = f(a, b)$ を決めることを考えよう.

$$a = \mu_1 + u_1, \quad b = \mu_2 + u_2$$

ここで $\langle u_1^2 \rangle = \sigma_1^2, \langle u_2^2 \rangle = \sigma_2^2$.

2. u_1, u_2 は微小と仮定すると、Taylor近似により

$$\begin{aligned} c = f(a, b) &= f(\mu_1 + u_1, \mu_2 + u_2) \\ &\simeq f(\mu_1, \mu_2) + \frac{\partial f(\mu_1, \mu_2)}{\partial \mu_1} u_1 + \frac{\partial f(\mu_1, \mu_2)}{\partial \mu_2} u_2 \end{aligned}$$

3. c の平均は, $\langle u_1 \rangle = 0, \langle u_2 \rangle = 0$ より

$$\langle c \rangle = f(\mu_1, \mu_2)$$

4. c の分散は,

$$\begin{aligned} \langle (c - f(\mu_1, \mu_2))^2 \rangle &= \langle (\partial_{\mu_1} f \cdot u_1 + \partial_{\mu_2} f \cdot u_2)^2 \rangle \\ &= (\partial_{\mu_1} f)^2 \langle u_1^2 \rangle + (\partial_{\mu_2} f)^2 \langle u_2^2 \rangle \\ &\quad + 2\partial_{\mu_1} f \cdot \partial_{\mu_2} f \underbrace{\langle u_1 u_2 \rangle}_{=0} \\ &= (\partial_{\mu_1} f)^2 \sigma_1^2 + (\partial_{\mu_2} f)^2 \sigma_2^2 \end{aligned}$$

5. 面積 $A = L_1 L_2$ の例.

L_1 の分散 σ_1^2 と L_2 の分散 σ_2^2 とする. $\frac{\partial A}{\partial L_1} = L_2$, $\frac{\partial A}{\partial L_2} = L_1$ より, A の分散は,

$$\sigma_A^2 = L_2^2 \sigma_1^2 + L_1^2 \sigma_2^2$$

と与えられる.

したがって, 先週ノギスの実習で測定した名札の面積の場合,

$$\sigma_1 = \sigma_2 = 0.0025 \text{ cm}$$

だから, 面積 $A = L_1 L_2$ の分散の平方根は

$$\sigma_A = \sqrt{L_1^2 + L_2^2} \times 0.0025 \text{ cm}$$

となる.