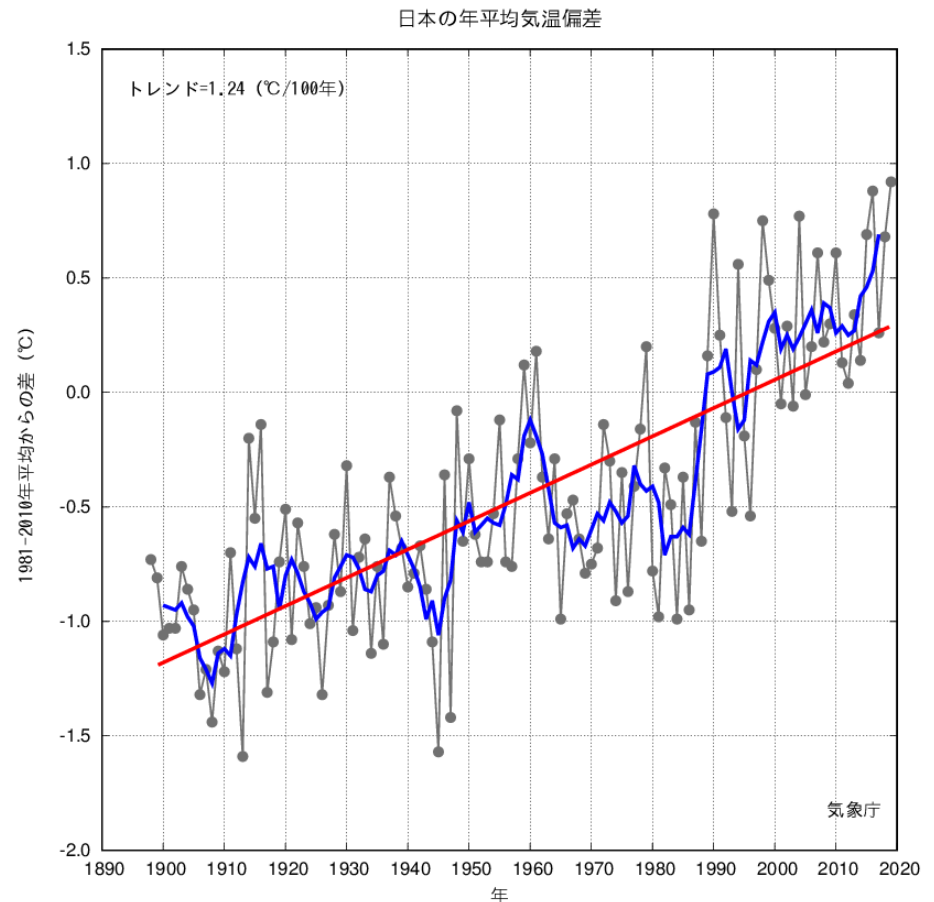


# いまさら Fortran 入門

# はじめに

- 今後の実験や実習では、取得したデータを様々な方法で処理することになるだろう。
- これまでに学んだ命令を組み合わせてデータ解析しよう。
  - 平均, 分散, 標準偏差, 共分散の計算
  - 移動平均(右図の青線)
  - 最小二乗法による直線フィッティング(例えば右図の赤線)



[http://www.data.jma.go.jp/cpdinfo/temp/an\\_jpn.html](http://www.data.jma.go.jp/cpdinfo/temp/an_jpn.html)  
2020/01/07 にダウンロードしました。

# 復習：平均, 分散, 標準偏差

- 下のようなデータがあるとする.

$$(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_N, y_N)$$

( $x_i, y_i$  は例えば前ページの時間と気温)

– 平均 (average, mean)

$$\bar{y} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i$$

– 分散 (variance)

$$\sigma_y^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2$$

- 標準偏差 (standard deviation) は  $\sigma_y$

# 復習：共分散, 相関係数

- 下のようなデータがあるとする.

$$(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_N, y_N)$$

$$(x_1, z_1), (x_2, z_2), \dots, (x_N, z_N)$$

$(x_i, y_i, z_i)$  は例えば時間, 気温, 降水量)

– 共分散 (covariance) 
$$C_{yz} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})(z_i - \bar{z})$$

– 相関係数 (correlation coefficient) 
$$r = \frac{C_{yz}}{\sigma_y \sigma_z}$$

# 移動平均

- 下のようなデータがあると  
とする。

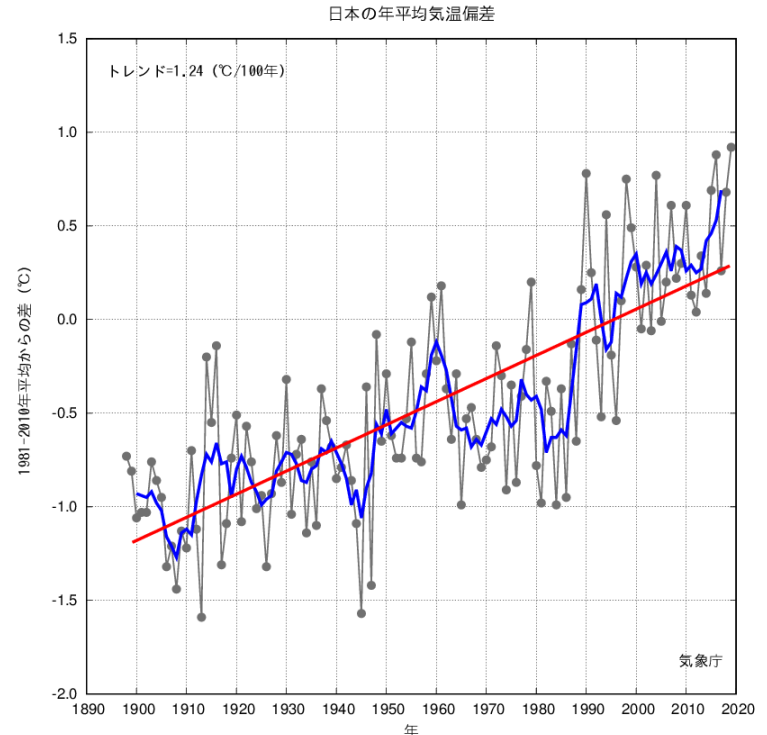
$$(x_1, y_1), (x_2, y_1), \dots, (x_N, y_N)$$

- 大規模な変化のみを取り出す方法として、しばしば移動平均が用いられる。

- 移動平均では、ある区間ごとに平均を求める。

$$(\bar{x}_1, \bar{y}_1), (\bar{x}_2, \bar{y}_2), \dots, (\bar{x}_{N-n+1}, \bar{y}_{N-n+1})$$

$$\bar{x}_j = \frac{1}{n} \sum_{i=j}^{j+n-1} x_i \quad \bar{y}_j = \frac{1}{n} \sum_{i=j}^{j+n-1} y_i$$



[http://www.data.jma.go.jp/cpdinfo/temp/an\\_jpn.html](http://www.data.jma.go.jp/cpdinfo/temp/an_jpn.html)  
2020/01/07 にダウンロードしました。

青線は5年間の移動平均の結果

# 最小二乗法 概要 (1)

- 下のようなデータがあるとする.

$$(x_1, y_1), (x_2, y_1), \dots, (x_N, y_N)$$

- そして, これらの各データ,  $y_i$ , の分散(誤差)が下のように書けるとする.

$$\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_N$$

- このとき, このデータに対して, 下の関数をフィッティングすることを考えよう.

$$y = f(x)$$

# 最小二乗法

## 概要 (2)

- 「フィッティングする」とは、言うなれば「よく合っているようにする」ことである。
- 「よく合っている」の基準の一つは、二乗誤差が小さいことである。
  - つまり、下の値が最小となれば「よく合っている」だろう。

$$E = \sum_{i=1}^N \left( \frac{y_i - f(x_i)}{\sigma_i} \right)^2$$

- 二乗誤差が極小となるのは、その微分がゼロになるときである。この条件を基に、 $y = f(x)$  を求めればよい。

# 最小二乗法 一次関数 (1)

- ここから先は, 具体的な例を使って考える.
- フィッティングしたい関数が一次関数の時を考える.

$$y = ax + b$$

- 二乗誤差は下のようになる.

$$E = E(a, b) = \sum_{i=1}^N \left( \frac{y_i - ax_i - b}{\sigma_i} \right)^2$$

- そして, 一次関数の係数を, 下の条件を基に決めればよい.

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



# 最小二乗法 一次関数 (2)

- 先の式より, 下のような,  $a, b$  の連立方程式となる.

$$\begin{aligned}\frac{\partial E(a, b)}{\partial a} &= - \sum_{i=1}^N \frac{2x_i}{\sigma_i} \left( \frac{y_i - ax_i - b}{\sigma_i} \right) \\ &= 2a \sum_{i=1}^N \frac{x_i^2}{\sigma_i^2} + 2b \sum_{i=1}^N \frac{x_i}{\sigma_i^2} - 2 \sum_{i=1}^N \frac{x_i y_i}{\sigma_i^2} = 0\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\frac{\partial E(a, b)}{\partial b} &= - \sum_{i=1}^N \frac{2}{\sigma_i} \left( \frac{y_i - ax_i - b}{\sigma_i} \right) \\ &= 2a \sum_{i=1}^N \frac{x_i}{\sigma_i^2} + 2b \sum_{i=1}^N \frac{1}{\sigma_i^2} - 2 \sum_{i=1}^N \frac{y_i}{\sigma_i^2} = 0\end{aligned}$$

# 最小二乗法 一次関数 (3)

- 先の式は,  $a, b$  に関する連立一次方程式であるから,  $a, b$  は下のよう求められる.

$$a = \frac{\left(\sum_{i=1}^N \frac{x_i y_i}{\sigma_i^2}\right) \left(\sum_{i=1}^N \frac{1}{\sigma_i^2}\right) - \left(\sum_{i=1}^N \frac{x_i}{\sigma_i^2}\right) \left(\sum_{i=1}^N \frac{y_i}{\sigma_i^2}\right)}{\left(\sum_{i=1}^N \frac{x_i^2}{\sigma_i^2}\right) \left(\sum_{i=1}^N \frac{1}{\sigma_i^2}\right) - \left(\sum_{i=1}^N \frac{x_i}{\sigma_i^2}\right)^2}$$

$$b = \frac{\left(\sum_{i=1}^N \frac{x_i^2}{\sigma_i^2}\right) \left(\sum_{i=1}^N \frac{y_i}{\sigma_i^2}\right) - \left(\sum_{i=1}^N \frac{x_i y_i}{\sigma_i^2}\right) \left(\sum_{i=1}^N \frac{x_i}{\sigma_i^2}\right)}{\left(\sum_{i=1}^N \frac{x_i^2}{\sigma_i^2}\right) \left(\sum_{i=1}^N \frac{1}{\sigma_i^2}\right) - \left(\sum_{i=1}^N \frac{x_i}{\sigma_i^2}\right)^2}$$

# 実習へ

- 実習で自分でプログラムを書き,
  - 平均, 分散, 標準偏差を計算してみよう
  - 移動平均してみよう
  - 最小二乗法を使って一次関数を求めてみよう.