

データの分析と

知識発見

第2回 講義の構成

関数を用いた基本統計量の計算

行列について

Rを用いた行列の計算

Rでの関数の利用

```
x1 <- c(118, 119, 121, 122, 170 )  
x2 <- c(128, 129, 130, 131, 132 )
```

c() 結合する

```
x1
```

```
x1[3]
```

3番目の要素にアクセスするにはx1[3]

```
mean(x1)
```

```
var(x1)
```

```
cor(x1,x2)
```

R における関数の例

統計量	説明
sum	合計, 例 <code>sum(a,b,c)</code>
mean	平均値, 中央値は <code>median</code>
max	最大値, 最小値は <code>min</code>
var	分散, 行列を与えると分散共分散行列を計算する
sd	標準偏差, それぞれの列の標準偏差を求める
cor	相関, 行列を与えると相関行列を求める

記述統計量

記述統計と推測統計

記述統計

- ◇ データから集団の性質を記述し要約
- ◇ 代表値 グラフ 表

推測統計

- ◇ データの奥の母集団の特徴を推測する
- ◇ 推定・検定

基本統計量

- ◇ 平均
- ◇ 分散
- ◇ 共分散
- ◇ 相関係数

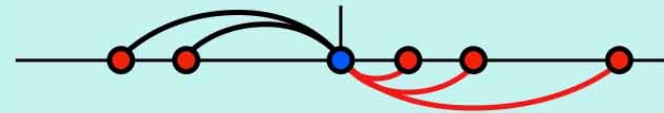
基本統計量

平均

$$\mu_x = \bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$$

平均: 重心

標準偏差: ばらつきの大きさ



分散

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

不偏分散

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

標準偏差

$$\sigma_x = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}$$

共分散と相関係数

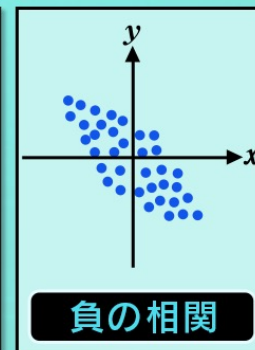
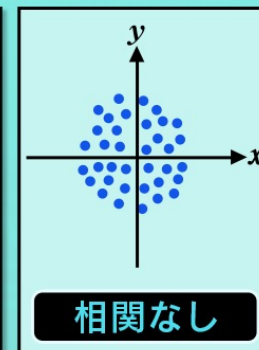
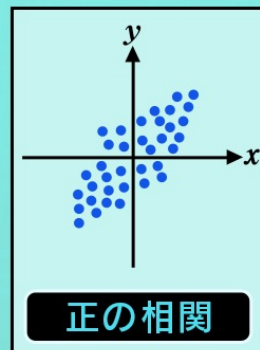
(不偏) 共分散

$$Cov(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \sigma_{xy} = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})$$

相関係数 : 関係の強さ

$$Cor(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \rho_{xy} = \frac{Cov(\mathbf{x}, \mathbf{y})}{\sigma_x \sigma_y}$$

$$-1 \leq \rho_{xy} \leq 1$$



行列

(x_1, x_2, \dots, x_n) から (y_1, y_2, \dots, y_m) への変換が

$$\begin{cases} y_1 = a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + \dots + a_{1n}x_n \\ y_2 = a_{21}x_1 + a_{22}x_2 + \dots + a_{2n}x_n \\ \vdots \\ y_m = a_{m1}x_1 + a_{m2}x_2 + \dots + a_{mn}x_n \end{cases}$$

と表されるとするとき これを

$$\mathbf{y} = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_m \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2n} \\ \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \dots & a_{mn} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} = A\mathbf{x}$$

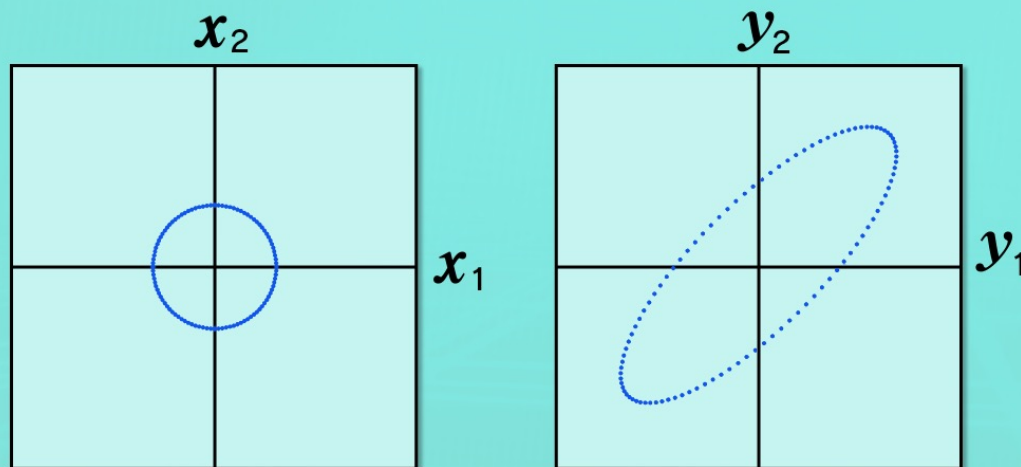
ベクトル 行列 ベクトル

と表す

行列による変換の例(1)

$$\begin{cases} y_1 = 2x_1 + x_2 \\ y_2 = x_1 + 2x_2 \end{cases} \quad A = \begin{pmatrix} 2 & 1 \\ 1 & 2 \end{pmatrix}$$

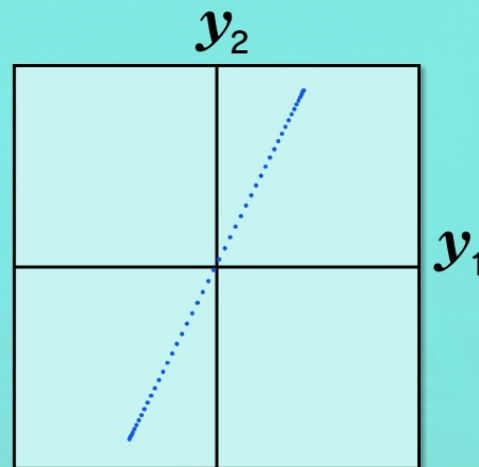
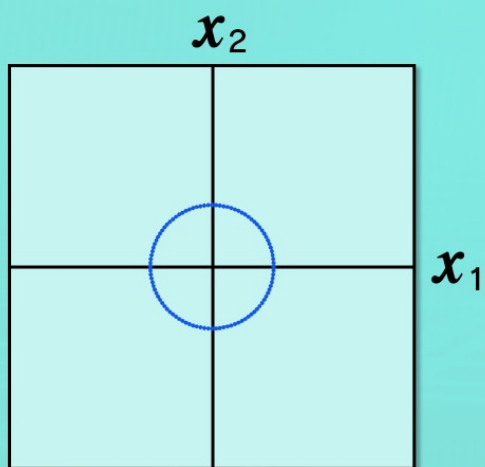
- ◆ 全体から全体へ変化
- ◆ 違う点は違う場所に変換



変換先から元の点へ
戻ることができる

行列による変換の例(2)

$$\begin{cases} y_1 = x_1 + x_2 \\ y_2 = 2x_1 + 2x_2 \end{cases} \quad A = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 2 & 2 \end{pmatrix}$$



- ◆ 全体から直線へ変化
- ◆ 違う点が同じ点に変換されることもある

変換先から元の点へ
戻すことはできない

行列の特徴を調べる

ゼロ行列と単位行列

$$\begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \cdots & a_{mn} \end{pmatrix}$$

ゼロ行列 : 変換するとすべての点が0

$$0 = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 0 \end{pmatrix}$$

単位行列 : 変換してももとの位置のまま

$$I = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 1 \end{pmatrix}$$

行列の積

$$\begin{matrix} l \times n & l \times m & m \times n \\ \begin{pmatrix} c_{11} & \cdots & c_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{l1} & \cdots & c_{ln} \end{pmatrix} & = & \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1m} \\ \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \\ a_{l1} & a_{l2} & \cdots & a_{lm} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} b_{11} & \cdots & b_{1n} \\ b_{21} & \cdots & b_{2n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ b_{m1} & \cdots & b_{mn} \end{pmatrix} \end{matrix}$$

ij 成分 : m 個の積の和

$$c_{ij} = a_{i1}b_{1j} + a_{i2}b_{2j} + \cdots + a_{im}b_{mj}$$

正方行列 (行と列数が同じ行列)
であっても AB と BA が
同じとは限らない

逆行列

割り算 $a \neq 0$ のとき

$$b \div a = \frac{b}{a} \text{ は } b \times \frac{1}{a} = \frac{b}{a} \text{ となる}$$

ちなみに $a \times \frac{1}{a} = 1$

$$\frac{1}{a} = a^{-1} \quad \text{逆数}$$

$B \div A$ ではなく

$AA^{-1} = I$ である A^{-1} を用いて

BA^{-1} **逆行列** を計算する

ここで $AA^{-1} = A^{-1}A = I$

ただし BA^{-1} と $A^{-1}B$

が等しいとは限らない

固有値・固有ベクトル

A : n 行 n 列の正方行列 (逆行列を持つ場合を考える)

$$\begin{cases} A\mathbf{x}_1 = \lambda_1 \mathbf{x}_1 \\ A\mathbf{x}_2 = \lambda_2 \mathbf{x}_2 \\ \vdots \\ A\mathbf{x}_n = \lambda_n \mathbf{x}_n \end{cases}$$

λ_i : 固有値
 \mathbf{x}_i : 固有ベクトル
 n 組存在する

n 組存在して それらが互いに独立となる

$$P = (\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n) = \begin{pmatrix} \mathbf{x}_{11} & \mathbf{x}_{21} & \cdots & \mathbf{x}_{n1} \\ \mathbf{x}_{12} & \mathbf{x}_{22} & \cdots & \mathbf{x}_{n2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{x}_{1n} & \mathbf{x}_{2n} & \cdots & \mathbf{x}_{nn} \end{pmatrix}$$

が逆行列を持つ

固有値と対角化(1)

$$\begin{aligned} AP &= \begin{pmatrix} a_{11} & a_{21} & \cdots & a_{n1} \\ a_{12} & a_{22} & \cdots & a_{n2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{1n} & a_{2n} & \cdots & a_{nn} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_{11} & x_{21} & \cdots & x_{n1} \\ x_{12} & x_{22} & \cdots & x_{n2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{1n} & x_{2n} & \cdots & x_{nn} \end{pmatrix} = (A\mathbf{x}_1, A\mathbf{x}_2, \dots, A\mathbf{x}_n) \\ &= (\lambda_1\mathbf{x}_1, \lambda_1\mathbf{x}_2, \dots, \lambda_n\mathbf{x}_n) = \begin{pmatrix} \lambda_1 x_{11} & \lambda_2 x_{21} & \cdots & \lambda_n x_{n1} \\ \lambda_1 x_{12} & \lambda_2 x_{22} & \cdots & \lambda_n x_{n2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \lambda_1 x_{1n} & \lambda_2 x_{2n} & \cdots & \lambda_n x_{nn} \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} x_{11} & x_{21} & \cdots & x_{n1} \\ x_{12} & x_{22} & \cdots & x_{n2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{1n} & x_{2n} & \cdots & x_{nn} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \lambda_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \lambda_2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \lambda_n \end{pmatrix} = P \begin{pmatrix} \lambda_1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \lambda_2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \lambda_n \end{pmatrix} \end{aligned}$$

固有値と対角化(2)

$$\left\{ \begin{array}{l} A\mathbf{x}_1 = \lambda_1\mathbf{x}_1 \\ A\mathbf{x}_2 = \lambda_2\mathbf{x}_2 \\ \vdots \\ A\mathbf{x}_n = \lambda_n\mathbf{x}_n \end{array} \right. \text{ のとき } P = (\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n) = \begin{pmatrix} \mathbf{x}_{11} & \mathbf{x}_{21} & \cdots & \mathbf{x}_{n1} \\ \mathbf{x}_{12} & \mathbf{x}_{22} & \cdots & \mathbf{x}_{n2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{x}_{1n} & \mathbf{x}_{2n} & \cdots & \mathbf{x}_{nn} \end{pmatrix}$$

とすると

$$P^{-1}AP = \begin{pmatrix} \lambda_1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \lambda_2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \lambda_n \end{pmatrix}$$

A の特徴を表す

が成り立つ

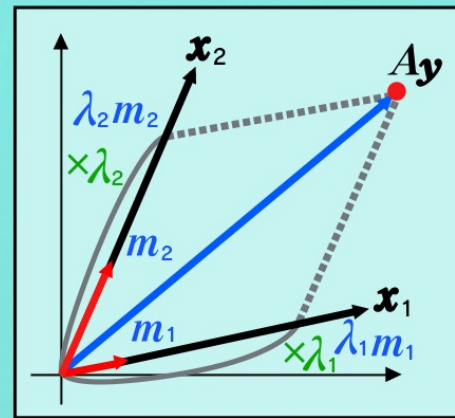
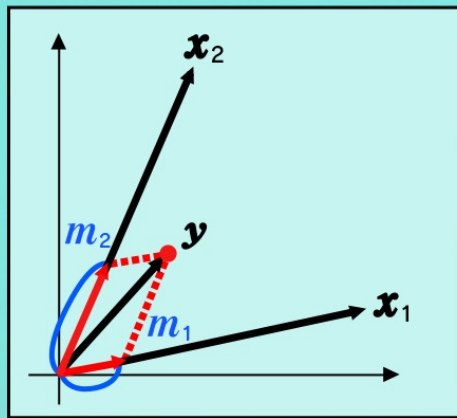
$$(P^{-1}AP)^n = P^{-1}AP \cdot P^{-1}AP \cdot \cdots \cdot P^{-1}AP = P^{-1}A^nP$$

固有ベクトルと変換との関係

$$\mathbf{y} = m_1 \mathbf{x}_1 + m_2 \mathbf{x}_2 + \cdots + m_n \mathbf{x}_n$$

$$A\mathbf{y} = \lambda_1 m_1 \mathbf{x}_1 + \lambda_2 m_2 \mathbf{x}_2 + \cdots + \lambda_n m_n \mathbf{x}_n$$

$$\mathbf{y} = P \begin{pmatrix} m_1 \\ m_2 \\ \vdots \\ m_n \end{pmatrix} \quad A\mathbf{y} = P \begin{pmatrix} \lambda_1 m_1 \\ \lambda_2 m_2 \\ \vdots \\ \lambda_n m_n \end{pmatrix}$$



Rと行列

- ◆ 行列を作るには `matrix()` という関数を使う
- ◆ 行: row 列: column
- ◆ 行数と列数を指定する (`ncol= 2` など)
- ◆ 引数はベクトル
- ◆ `c()` でカンマで区切って与えてもよい
- ◆ 何も指定しないと1列目から入力
- ◆ `byrow = TRUE` とすると1行目から

`C(1,2,3,4,5,6)`

$$\begin{pmatrix} 1 & 4 \\ 2 & 5 \\ 3 & 6 \end{pmatrix}$$
$$\begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 4 & 5 & 6 \end{pmatrix}$$

行列の計算

```
A <- matrix( c( 1, 2, 3, 4), ncol= 2, nrow=2)
B <- matrix( c( 1, 2, 3, 4), ncol= 2, byrow=T )
A %*% B
C <- solve(A)
A %*% C
C %*% A
```

```
D <- eigen(A)
D
P <- D$vectors
```

```
solve(P) %*% A %*% P
```

行: row 列: column
matrix(ベクトル, 行数と列数を指定)

何も指定しないと 列目ごと
byrow = TRUE とすると 行ごとに入力

solve() で逆行列

eigen() 固有値 固有ベクトル
\$values : 固有値
\$vectors : 固有ベクトル