

# 時系列解析 (2)

2018/4/17

東京大学 数理・情報教育研究センター

北川源四郎

# 時系列の可視化(記述)

---

波形を見る . . . . 時系列プロット (前回)

相関をみる . . . . 相関関数

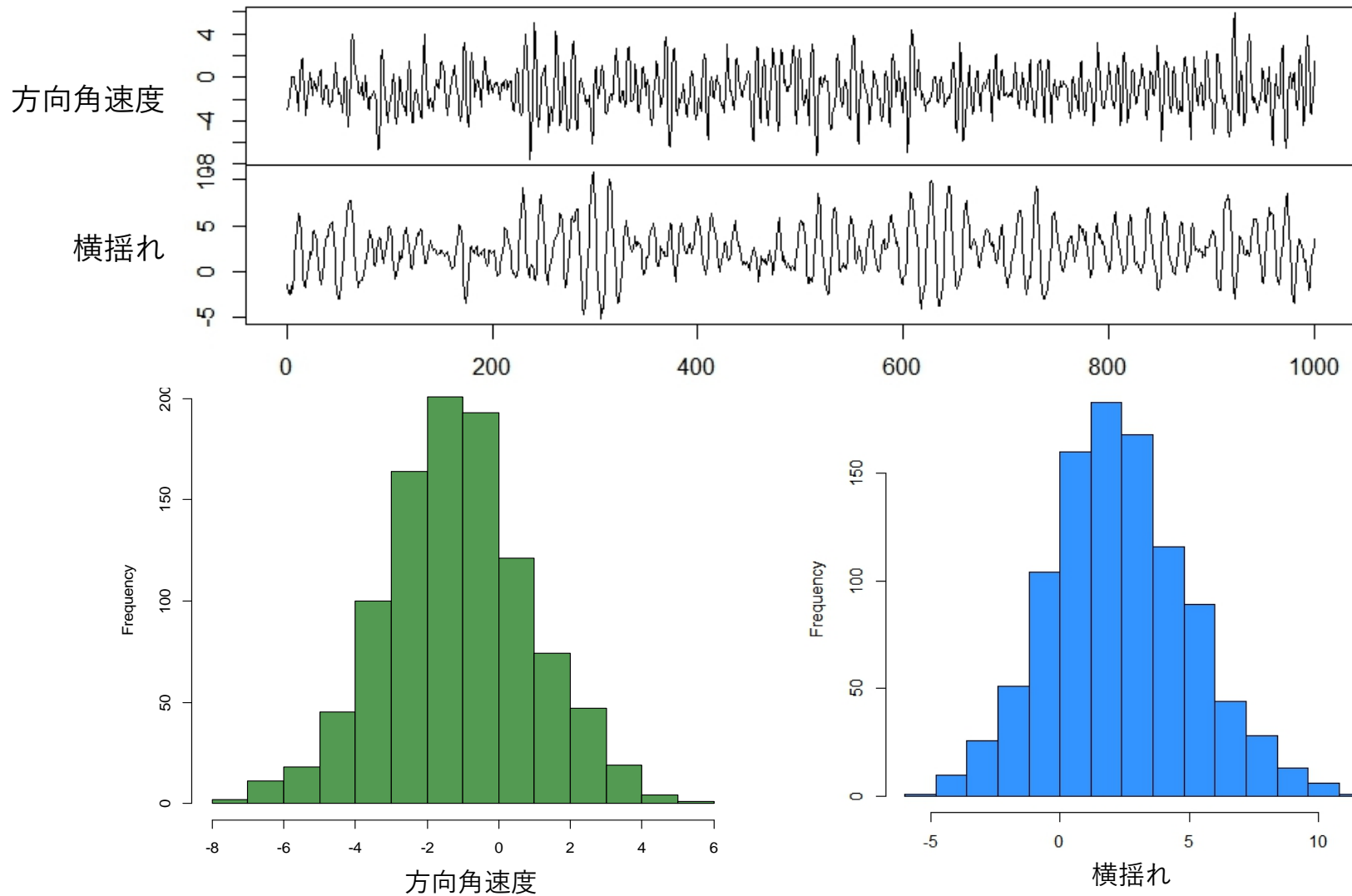
- 共分散関数
- 相関関数

周期性をみる . . . . スペクトル

- ピリオドグラム
- スペクトル

# 時系列とヒストグラム

```
plot(hakusan[,c(1,3)],main="")  
hist(hakusan[,1],main="方向角速度",col="#539952")  
hist(hakusan[,3],main="横揺れ",breaks=seq(-6,12,1.2), col="#3394FF")
```



# $y_n$ と $y_{n-k}$ の散布図( $k=2,4$ )

```
y <- hakusan[,1] z<- hakusan[,3]
plot(y,lag(y,k=2),pch=19,col="#539952",ylab="y(n-2)",xlab="y(n)")
plot(z,lag(z,k=2),pch=19,col="#539952",ylab="y(n-2)",xlab="y(n)")
```

## $x$ と $y$ の散布図

$x$ を横軸,  $y$ を縦軸として  
2次元データ $(x,y)$ を点で  
プロットしたもの

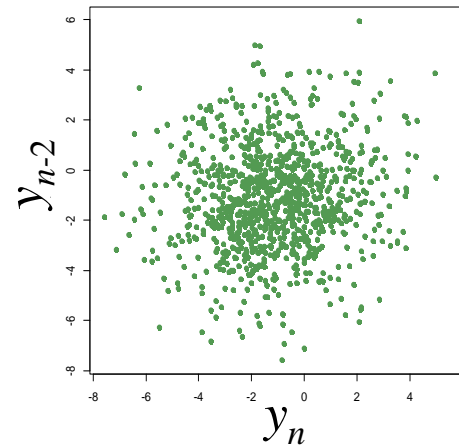
ここでは

$$x = y_n$$

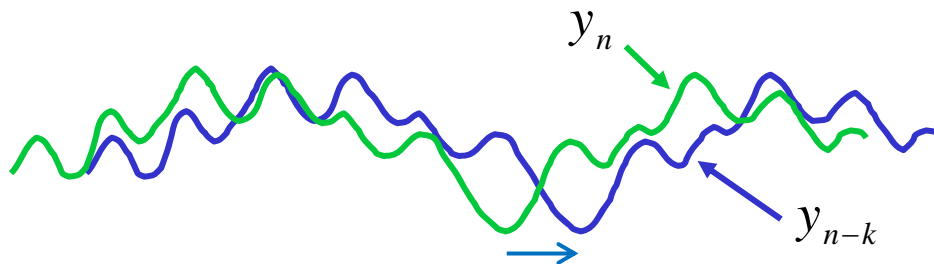
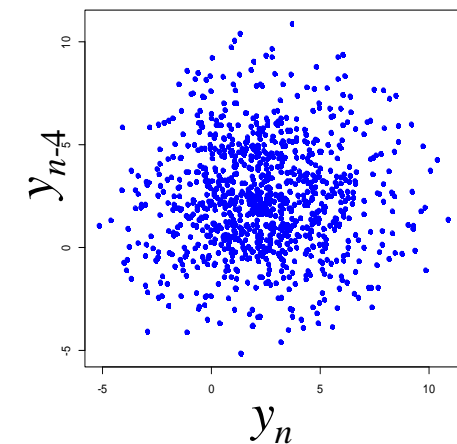
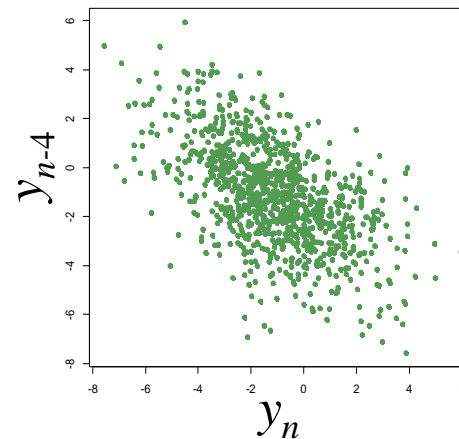
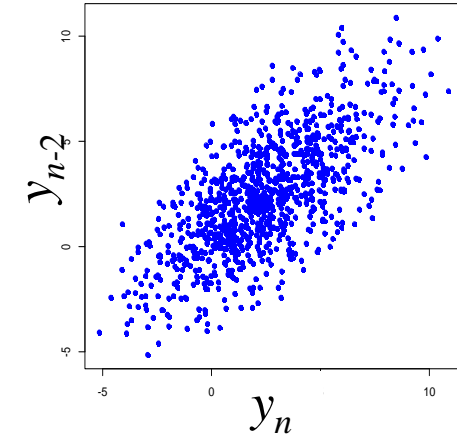
$$y = y_{n-k}$$

とする.

方向角速度

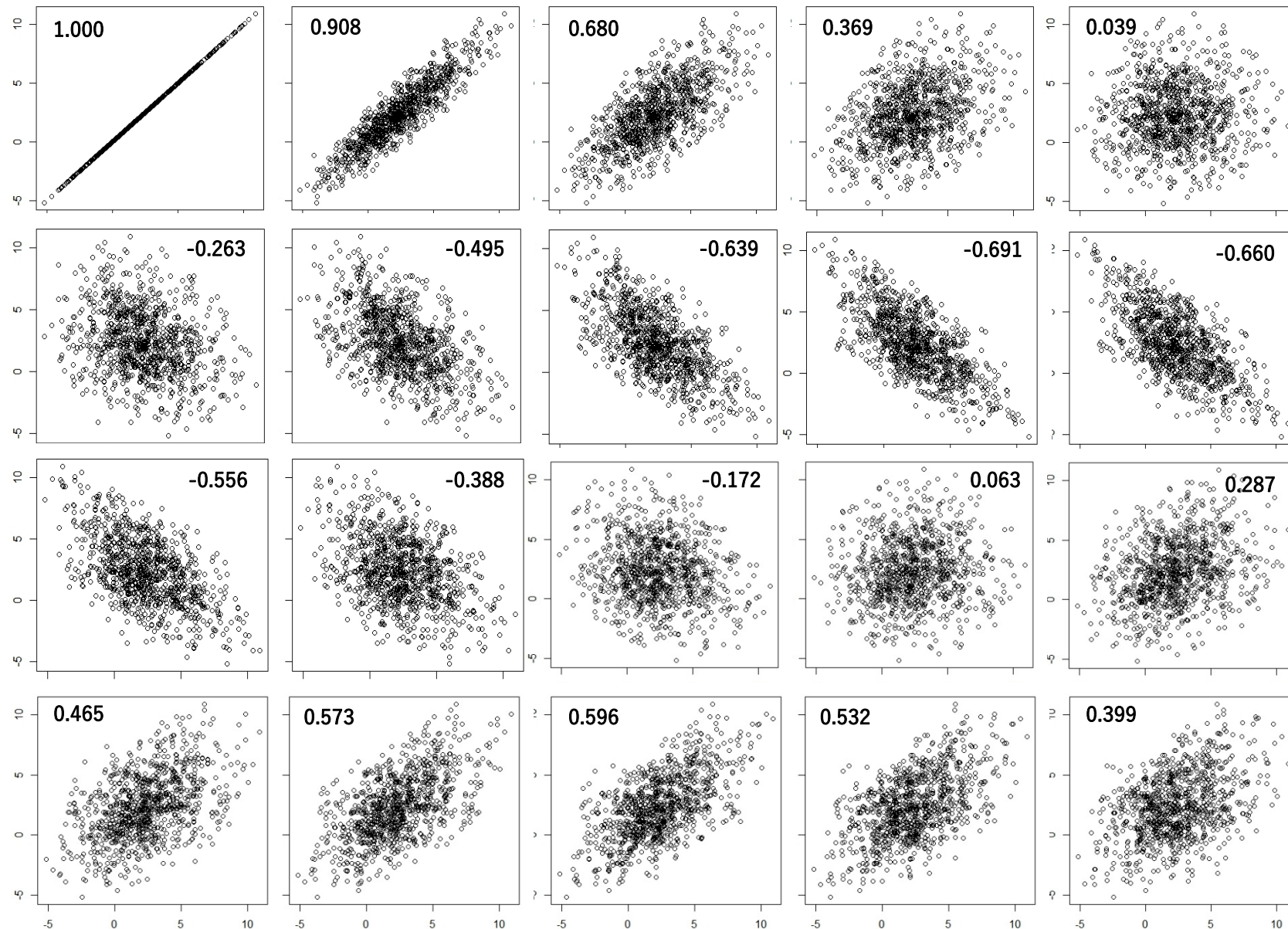


横揺れ



# 散布図と相関係数

```
x <- hakusan[,3]  
plot(x,x)  
plot(x,lag(x,k=1))
```



# 1 変量時系列の平均, 分散, 自己共分散

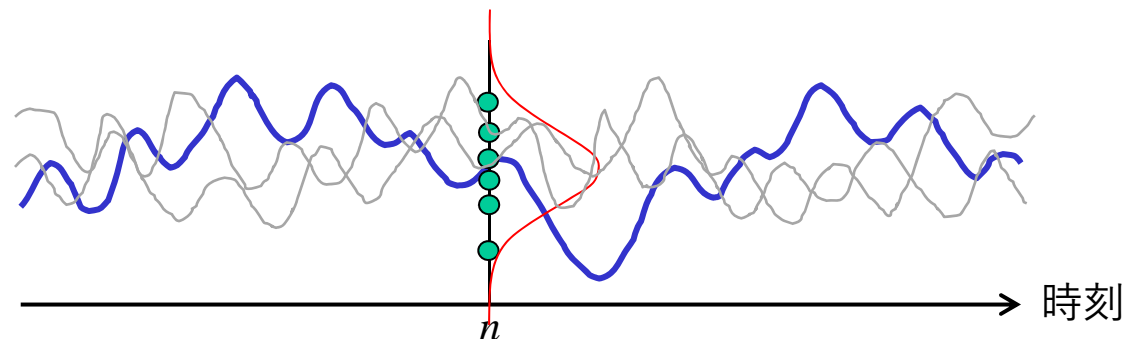
$y_n$ : 時系列 ( $n$ : 時刻,  $N$ : データ数,  $y_1, \dots, y_N$ )

$E$ : 期待値 (平均)

平均  $\mu_n = E[y_n]$

分散  $Var(y_n) = E[(y_n - \mu_n)^2]$

共分散  $Cov(y_n, y_m) = E[(y_n - \mu_n)(y_m - \mu_m)]$



# 定常性

---

確率構造が時間変化しないこと

弱定常： 平均・分散・共分散が（存在して）  
変化しない（2次のモーメントまで  
が不変）

強定常： 確率分布が時間変化しない

定常：通常は弱定常のこと

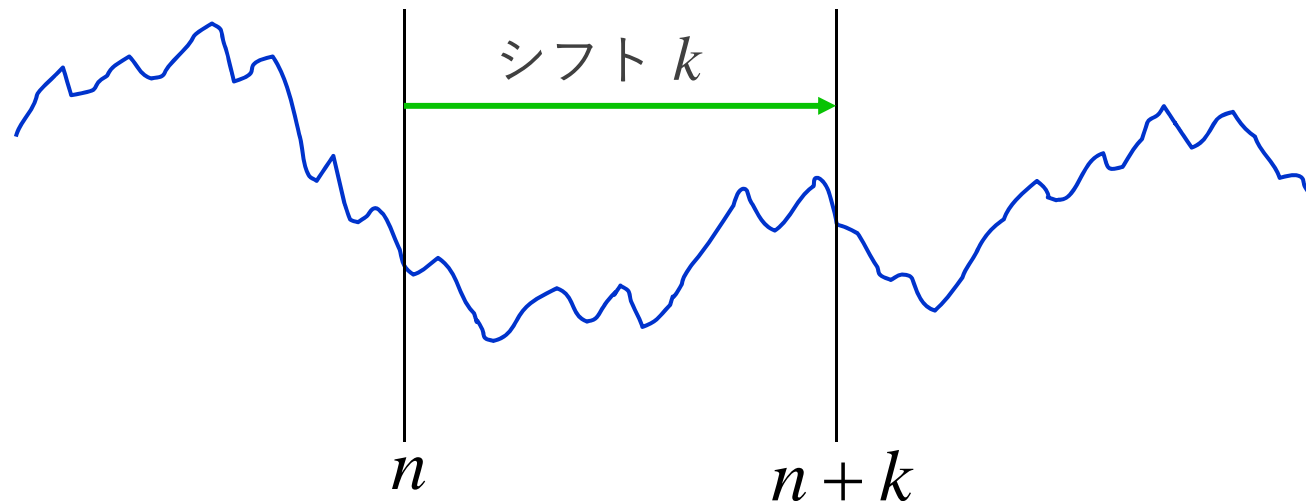
# (弱) 定常性

任意のシフト量(ラグ),  $k \in \{0, \pm 1, \pm 2, \dots\}$   
に対して以下が成り立つ

$$E(y_n) = E(y_{n+k})$$

$$\text{Var}(y_n) = \text{Var}(y_{n+k})$$

$$\text{Cov}(y_n, y_m) = \text{Cov}(y_{n+k}, y_{m+k})$$





# 強定常性

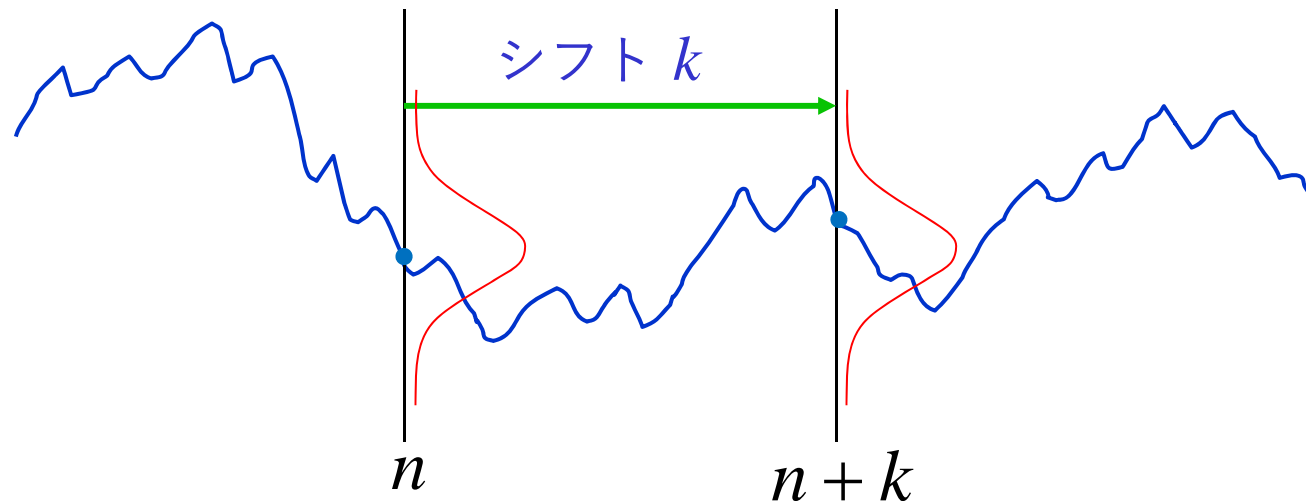
$k$ : 任意のシフト量

$m$ : 任意の次元 (時点数) ( $=1, 2, \dots$ )

$n_1, \dots, n_m$ : 任意の時点

確率分布が時間変化しない

$$p(y_{n_1}, y_{n_2}, \dots, y_{n_m}) = p(y_{n_1+k}, y_{n_2+k}, \dots, y_{n_m+k})$$



# 強定常と弱定常の関係

---

1. 弱定常、正規分布 → 強定常
2. 平均，分散，共分散が存在するとき  
強定常 → 弱定常
3. 強定常だが弱定常でないことがある

例：コーシー分布に従う時系列

$$p(y_n) = \frac{1}{\pi} \frac{1}{y_n^2 + \tau^2}$$

平均，分散が存在しない

# 定常時系列の自己共分散関数

$y_n$ : (弱)定常時系列

$\mu_n, \text{Cov}(y_n, y_{n-k})$

- 時刻  $n$  に依存しない
- 時間差  $k$  だけに依存

$$\mu \equiv E[y_n]$$

$$C_k \equiv \text{Cov}(y_n, y_{n-k}) = E[(y_n - \mu)(y_{n-k} - \mu)]$$

- $C_k$  自己共分散
- $C_k, k = 0, \pm 1, \dots, \pm L$  自己共分散関数
- $k$  : ラグ (lag)
- コレログラム : 自己共分散関数を図示したもの

# 自己共分散関数の性質

1. 自己共分散関数は偶関数

$$C_{-k} = C_k$$

2. 絶対値の最大は  $C_0$

$$|C_k| \leq C_0$$

3. 半正定値

$$\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m \alpha_i \alpha_j C_{i-j} \geq 0, \quad \forall \alpha_1, \dots, \alpha_m$$

# 自己共分散関数の性質 (1)

定常時系列の自己共分散関数は偶関数

$$C_{-k} = C_k$$

$$C_k = \text{Cov}(y_n, y_{n-k})$$

$$\begin{aligned} C_{-k} &= \text{Cov}(y_n, y_{n+k}) \\ &= \text{Cov}(y_{n+k}, y_n) \\ &= \text{Cov}(y_n, y_{n-k}) = C_k \end{aligned}$$

↑  
定常性

- 1変量だけに成り立つ性質
- コレログラムは  $k \geq 0$  だけ表示すればよい
- ARモデルが簡単に推定できる理由

## 自己共分散関数の性質 (2)

$$|C_k| \leq C_0$$

$$E(a^2)E(b^2) \geq E(ab)^2$$

$$a = y_n - \mu, \quad b = y_{n-k} - \mu$$

$$E(a^2) = E(y_n - \mu)^2 = C_0$$

$$E(b^2) = E(y_{n-k} - \mu)^2 = C_0$$

$$E(ab) = E(y_n - \mu)(y_{n-k} - \mu) = C_k$$

$$E(\lambda a + b)^2 \geq 0$$

$$= \lambda^2 E(a^2) + 2\lambda E(ab) + E(b^2)$$

$$= E(a^2) \left( \lambda - \frac{E(ab)}{E(a^2)} \right)^2 + E(b^2) - \left( \frac{E(ab)}{E(a^2)} \right)^2$$

$$E(b^2) - \left( \frac{E(ab)}{E(a^2)} \right)^2 \geq 0$$

$$E(a^2)E(b^2) \geq E(ab)^2$$

$$C_0 C_0 \geq C_k^2 \quad \Rightarrow \quad C_0 \geq |C_k|$$

# 自己共分散関数の性質 (3)

$$\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m \alpha_i \alpha_j C_{i-j} \geq 0$$

非負定値性

$$\begin{aligned} E \left( \sum_{i=1}^m \alpha_i y_{n-i} \right)^2 &= \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m \alpha_i \alpha_j E[y_{n-i} y_{n-j}] \\ &= \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m \alpha_i \alpha_j C_{i-j} \geq 0 \end{aligned}$$

- Yule-Walker方程式が解を持つ

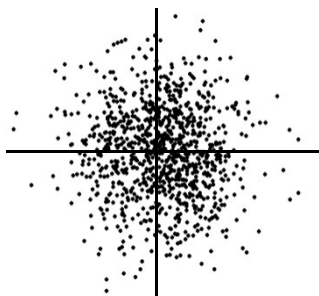
$$\begin{bmatrix} C_0 & C_1 & \cdots & C_{m-1} \\ C_1 & C_0 & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & C_1 \\ C_{m-1} & \cdots & C_1 & C_0 \end{bmatrix}$$

# 自己相関関数

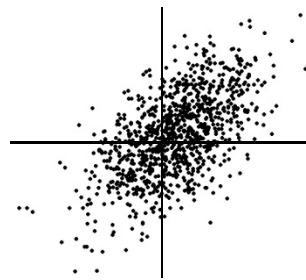
$$R_k \equiv \text{Cor}(y_n, y_{n-k}) = \frac{\text{Cov}(y_n, y_{n-k})}{\sqrt{\text{Var}(y_n)\text{Var}(y_{n-k})}}$$

- $y_n$  と  $y_{n-k}$  の相関係数
- 定常時系列の場合

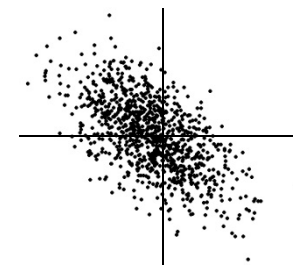
$$R_k = \frac{\text{Cov}(y_n, y_{n-k})}{\sqrt{\text{Var}(y_n)\text{Var}(y_{n-k})}} = \frac{C_k}{\sqrt{C_0 C_0}} = \frac{C_k}{C_0}$$



$R_k = 0$



$R_k > 0$



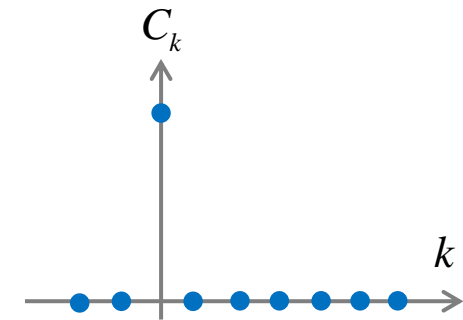
$R_k < 0$



# 白色雑音

時間的に相関がない時系列

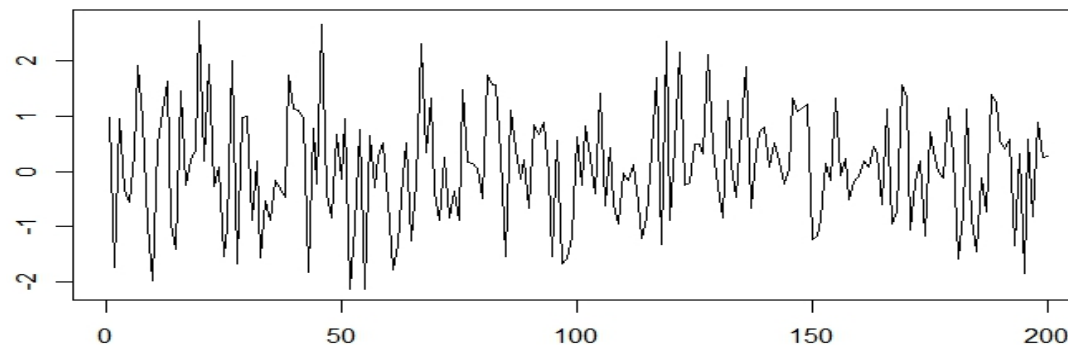
$$C_k = 0, \quad R_k = 0, \quad k \neq 0$$



白色雑音の自己共分散関数

モデリングにおいて重要

- 決定論的モデル  $f(y_n, y_{n-1} \dots) = 0$
- 時系列モデル  $f(y_n, y_{n-1} \dots) = w(y)$ ,  $w(y)$ : 白色雑音
- (例) 独立に生成した正規乱数列 `plot(as.ts(rnorm(200)))`



## 【例】簡単な予測の問題

$$\bar{y}_n = \alpha y_{n-k} + \beta$$

予測誤差

$$\begin{aligned} E(y_n - \bar{y}_n)^2 &= E(y_n - \alpha y_{n-k} - \beta)^2 \\ &= E(y_n^2 + \alpha^2 y_{n-k}^2 + \beta^2 - 2\alpha y_n y_{n-k} - 2\alpha\beta y_{n-k} - 2\beta y_n) \\ &= C_0 + \alpha^2 C_0 + \beta^2 - 2\alpha C_k \equiv J \end{aligned}$$

最小二乗法

$$\min_{\alpha, \beta} J = \min_{\alpha, \beta} E(y_n - \bar{y}_n)^2$$

$$\frac{\partial J}{\partial \beta} = 0 \quad \Rightarrow \quad \beta = 0$$

$$\frac{\partial J}{\partial \alpha} = 0 \quad \Rightarrow \quad 2\alpha C_0 - 2C_k = 0$$

$$\alpha = \frac{C_k}{C_0} = R_k$$

# 時系列における推定について

独立なデータの場合  $y_1, \dots, y_N$

大数の法則

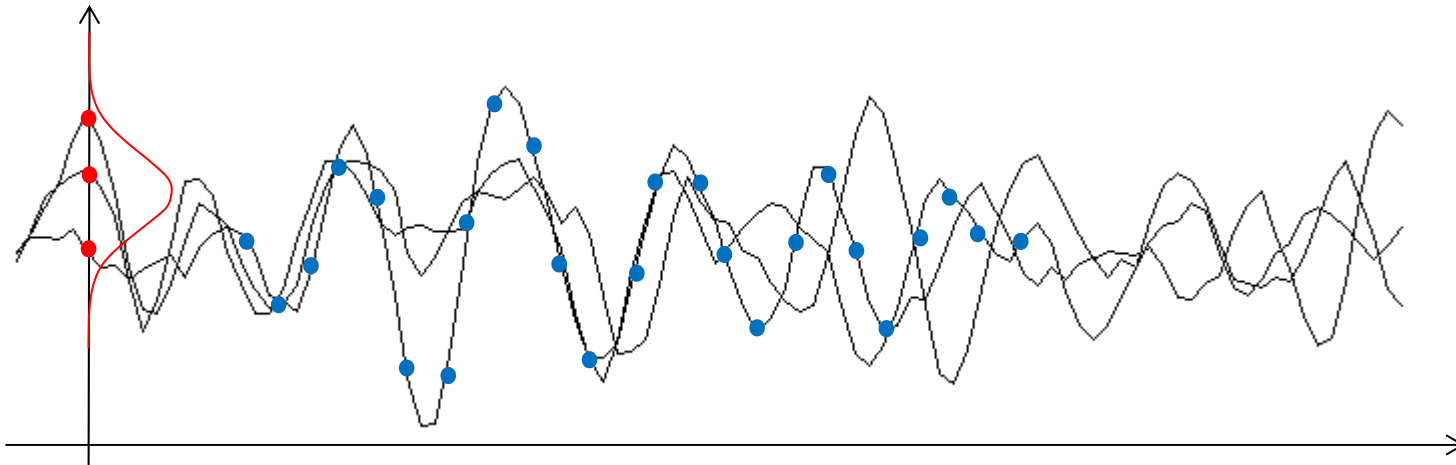
標本平均  $\longrightarrow$  平均

$$\mu = E[y_n] \Rightarrow \hat{\mu} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N y_n$$

$$\sigma^2 = E(y_n - \mu)^2 \Rightarrow \hat{\sigma}^2 = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (y_n - \hat{\mu})^2$$

定常時系列の場合

期待値(空間平均) = 時間平均 (エルゴード性)

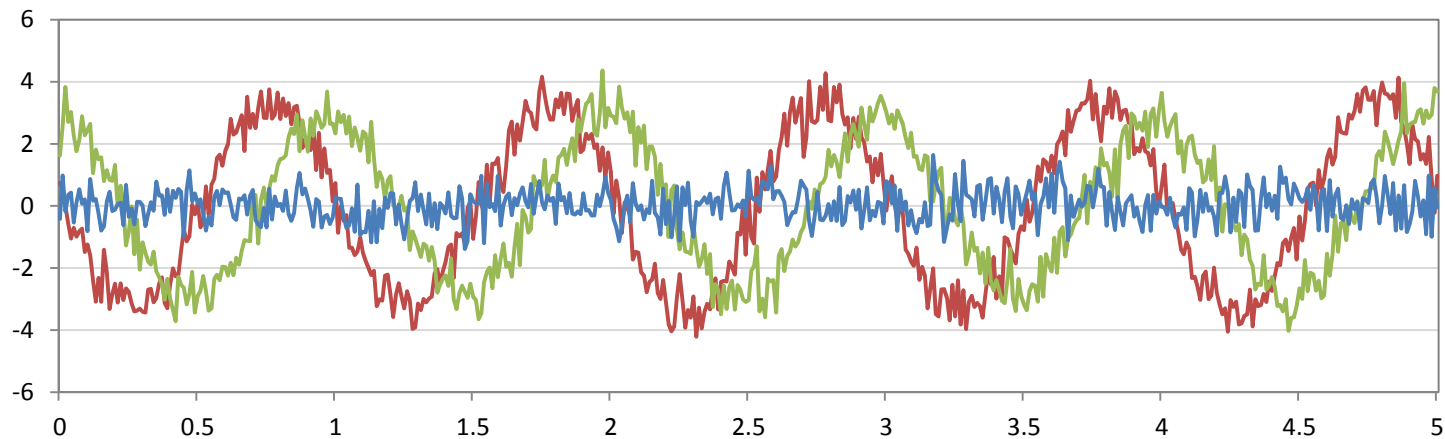


# エルゴード性が成り立たない定常時系列

$X(\omega), \theta(\omega)$ : 確率変数,  $X \sim N(0, 25)$ ,  $\theta = U[0, 2\pi)$

$$y_n = X(\omega) \sin(2\pi fn + \theta(\omega)) + w_n$$

$y_n$ : 定常,  $w_n \sim N(0, 0.25)$



空間平均  $\neq$  時間平均

$$E[y_n] = 0$$

$$E[y_n y_{n+k}] = E[X(\omega)^2 \sin(2\pi fn + \theta(\omega)) \sin(2\pi f(n+k) + \theta(\omega))]$$

$$= E[X(\omega)^2] \frac{1}{2} E[\cos(2\pi fk) - \cos(4\pi fn + 2\theta(\omega) + 2\pi fk)] = \frac{25}{2} \cos(2\pi fk)$$

$$\lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N y_n y_{n+k} = \frac{X^2(\omega)}{2} \cos 2\pi fk$$

# 自己共分散関数の推定

定常時系列  $y_1, \dots, y_N$

標本平均

$$\hat{\mu} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N y_n$$

標本自己共分散関数

$$\hat{C}_k = \frac{1}{N} \sum_{n=k+1}^N (y_n - \hat{\mu})(y_{n-k} - \hat{\mu})$$

標本自己相関関数

$$\hat{R}_k = \frac{\hat{C}_k}{\hat{C}_0}$$

## $\hat{C}_k$ の平均

$$\hat{C}_k = \frac{1}{N} \sum_{n=k+1}^N (y_n - \hat{\mu})(y_{n-k} - \hat{\mu}) \quad \text{簡単のために } \mu=0 \text{ と仮定}$$

$$E[\hat{C}_k] = E\left[\frac{1}{n} \sum_{i=k+1}^n y_i y_{i-k}\right] = \frac{1}{n} \sum_{i=k+1}^n E[y_i y_{i-k}] = \frac{n-k}{n} C_k$$

- $\hat{C}_k$  は不偏推定量ではない
- $1/N$  を  $1/(N-k)$  に替えると不偏になる
- しかし、時系列解析では通常  $N$  が使われる
  - ✓ 最尤推定に対応
  - ✓ 非負定値性を満たす
  - ✓ 常に定常モデルが推定される
  - ✓ ソフトを使うときは定義に注意

# $\hat{C}_k$ の分散

$$\text{Var}(\hat{C}_k) = \frac{1}{n^2} \sum_{i=k+1}^n \sum_{j=k+1}^n (C_{i-j}^2 + C_{i-j-k} C_{i-j+k}) \quad \text{正規分布のとき}$$

$$\begin{aligned} \text{Var}(\hat{C}_k) &= E\left[\hat{C}_k - E[\hat{C}_k]\right]^2 \\ &= E\left[\left(\frac{1}{n} \sum_{i=k+1}^n y_i y_{i-k} - \frac{n-k}{n} C_k\right)^2\right] = \frac{1}{n^2} E\left[\left(\sum_{i=k+1}^n y_i y_{i-k} - (n-k)C_k\right)^2\right] \\ &= \frac{1}{n^2} E\left[\left(\sum_{i=k+1}^n (y_i y_{i-k} - C_k)\right)^2\right] = \frac{1}{n^2} \sum_{i=k+1}^n \sum_{j=k+1}^n E\left[(y_i y_{i-k} - C_k)(y_j y_{j-k} - C_k)\right] \\ &= \frac{1}{n^2} \sum_{i=k+1}^n \sum_{j=k+1}^n \left\{ E\left[y_i y_{i-k} y_j y_{j-k}\right] - C_k E\left[y_i y_{i-k}\right] - C_k E\left[y_j y_{j-k}\right] + C_k^2 \right\} \\ &= \frac{1}{n^2} \sum_{i=k+1}^n \sum_{j=k+1}^n (C_{i-j}^2 + C_{i-j-k} C_{i-j+k}) \end{aligned}$$

正規確率変数

$$\begin{aligned} &E\left[y_i y_{i-k} y_j y_{j-k}\right] \\ &= E\left[y_i y_{i-k}\right] E\left[y_j y_{j-k}\right] + E\left[y_i y_j\right] E\left[y_{i-k} y_{j-k}\right] + E\left[y_i y_{j-k}\right] E\left[y_{i-k} y_j\right] \\ &= C_k^2 + C_{i-j}^2 + C_{i-j+k} C_{i-j-k} \end{aligned}$$

# 推定量の性質(白色雑音の場合)

$$\hat{C}_0 \sim N(C_0, \frac{2\sigma^4}{n})$$

$$\hat{C}_k \sim N(0, \frac{\sigma^4}{n}) \quad (k \neq 0)$$

$$\hat{C}_k = \frac{1}{n} \sum_{i=k+1}^n y_i y_{i-k}$$

$$E[\hat{C}_k] = \frac{n-k}{n} C_k = 0$$

$$\text{Var}(C_k) = \frac{1}{n^2} \sum_{i=k+1}^n \sum_{j=k+1}^n (C_{i-j}^2 + C_{i-j-k} C_{i-j+k})$$

$$\text{Var}(C_0) = \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (C_{i-j}^2 + C_{i-j}^2) = \frac{2}{n} C_0^2 = \frac{2\sigma^4}{n}$$

$$\text{Var}(C_k) = \frac{1}{n^2} \sum_{i=k+1}^n \sum_{j=k+1}^n (C_{i-j}^2 + 0) = \frac{n-k}{n^2} C_0^2 = \frac{\sigma^4}{n} \quad (k \neq 0)$$



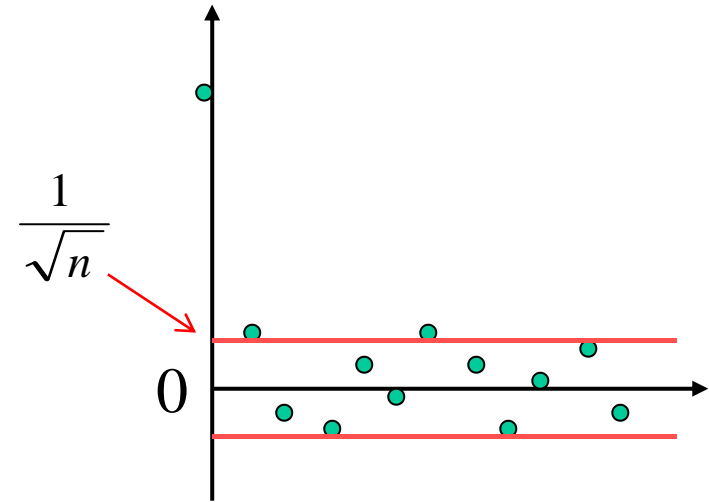
# 推定量の性質(白色雑音の場合)

$$C_0 = \sigma^2, \quad R_0 = 1, \quad C_k = R_k = 0, \quad n: \text{データ数}$$

$$\hat{C}_0 \sim N\left(C_0, \frac{2\sigma^4}{n}\right)$$

$$\hat{C}_k \sim N\left(0, \frac{\sigma^4}{n}\right)$$

$$\hat{R}_k \sim N\left(0, \frac{1}{n}\right)$$



$n$	25	100	1000	10000
$\frac{1}{\sqrt{n}}$	0.2	0.1	0.03	0.01

- 簡易な白色性評価に用いられる

# 推定量の性質(一般の場合)

$$E[\hat{C}_k] = \frac{n-k}{n} C_k$$

$$\text{Var}(\hat{C}_k) \sim \frac{1}{n} \sum_{j=-\infty}^{\infty} (C_j^2 + C_{j-k} C_{j+k})$$

$$\text{Var}(\hat{R}_k) \sim \frac{1}{n} \sum_{j=-\infty}^{\infty} (R_j^2 + R_{j-k} R_{j+k} - 4R_j R_k R_{j-k} + 2R_j^2 R_k^2)$$

$\mu_n$  既知と仮定

# 一般の場合:

---

自己相関関数の分散を一般的に求めるのは難しい。

Bartlett(1946)

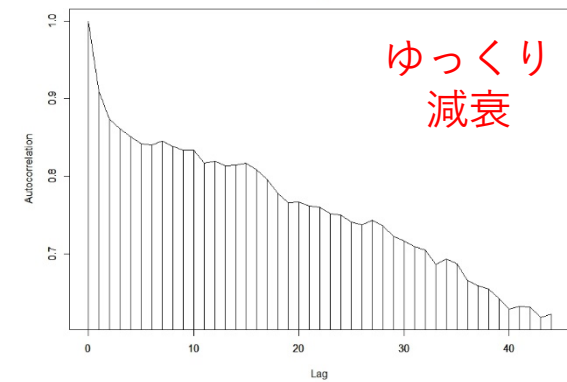
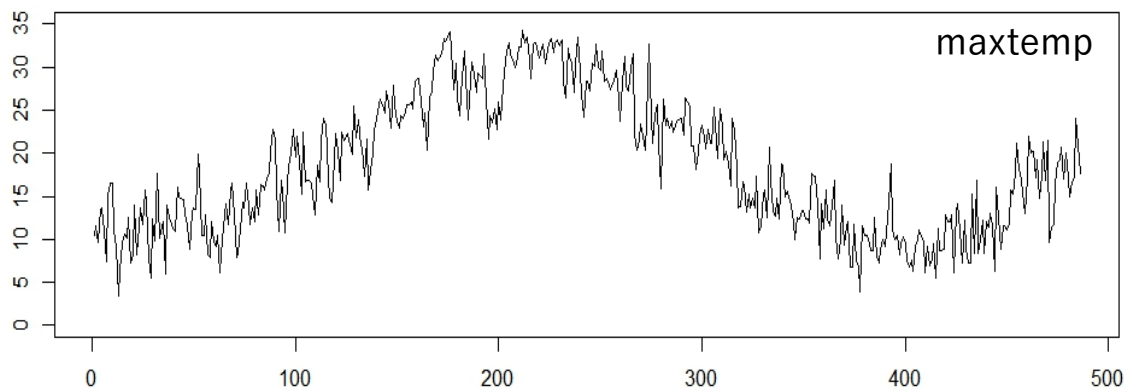
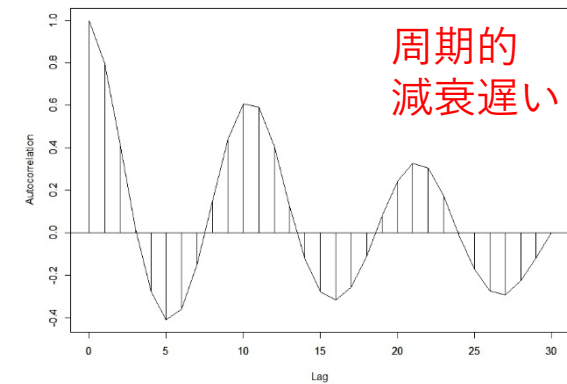
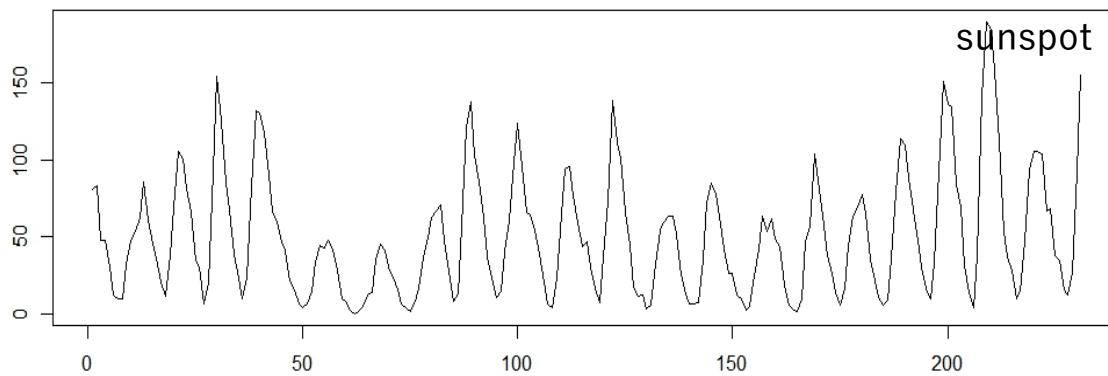
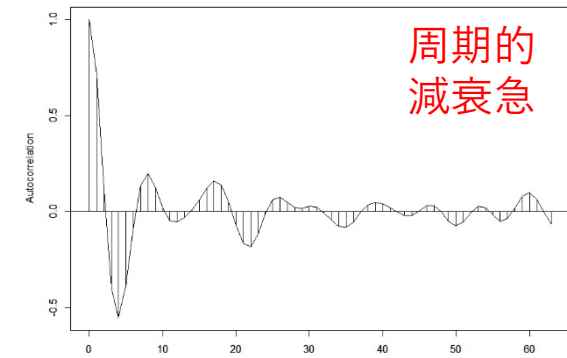
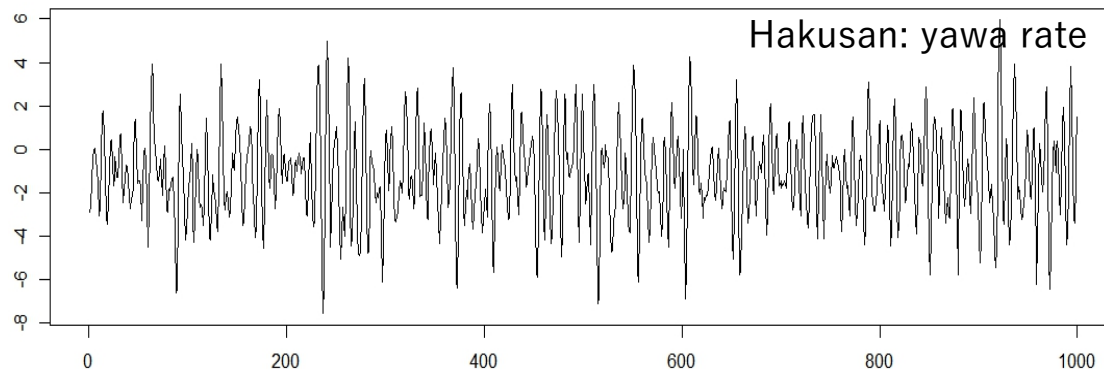
$$y_n = w_n + b_1 w_{n-1} + \cdots + b_\ell w_{n-\ell} \quad \text{の場合}$$
$$C_k = (1 + b_1^2 + \cdots + b_\ell^2) \sigma^2$$

$$\text{Var}(\hat{R}_k) \cong \frac{1}{n} \left( 1 + 2 \sum_{j=1}^{k-1} \hat{R}_j^2 \right)$$

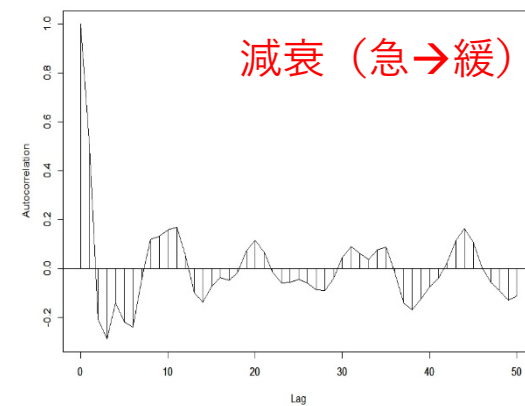
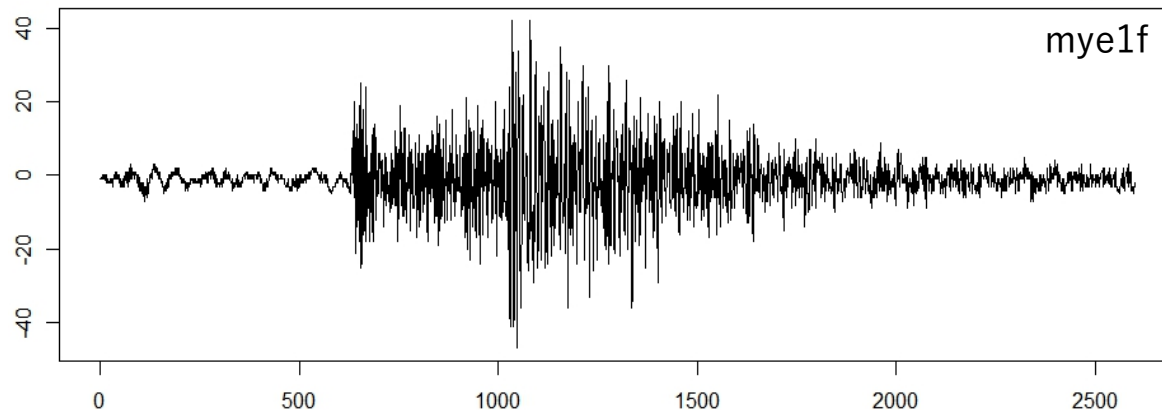
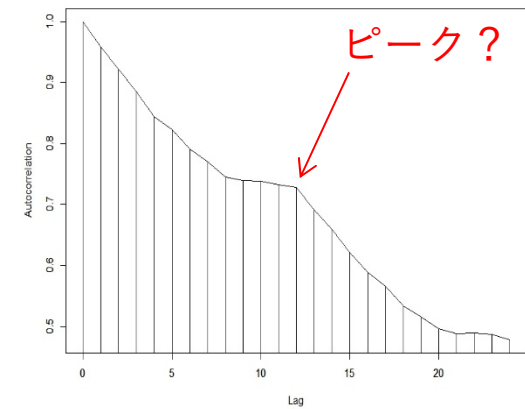
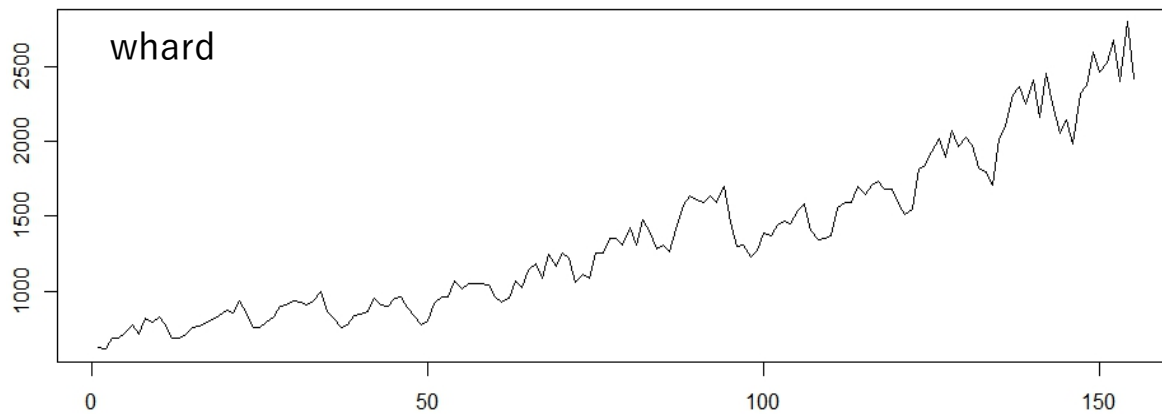
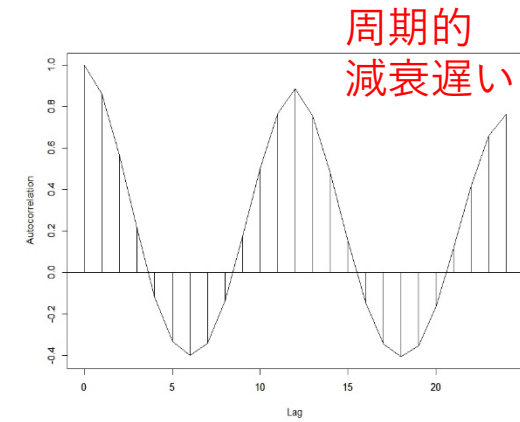
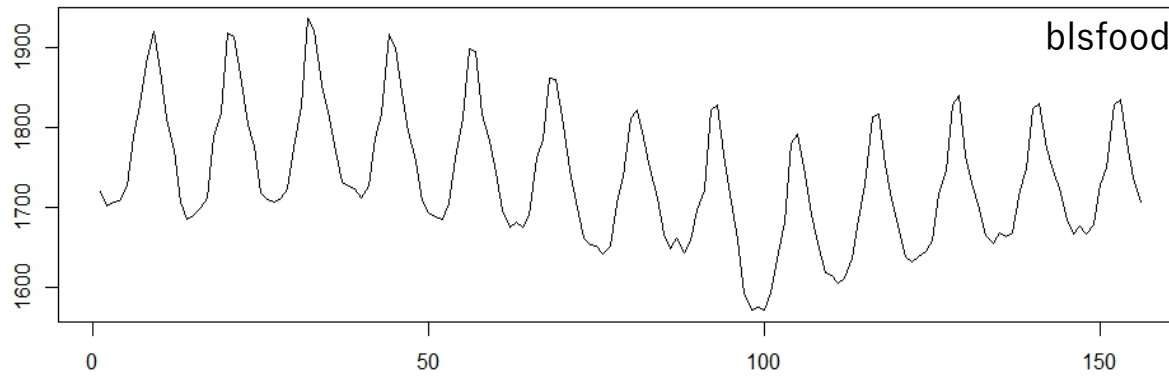
Box-Jenkins(1976)

$$\text{Var}(\hat{R}_k) \cong \frac{1}{n} \left( \frac{n-k}{n+2} \right)$$

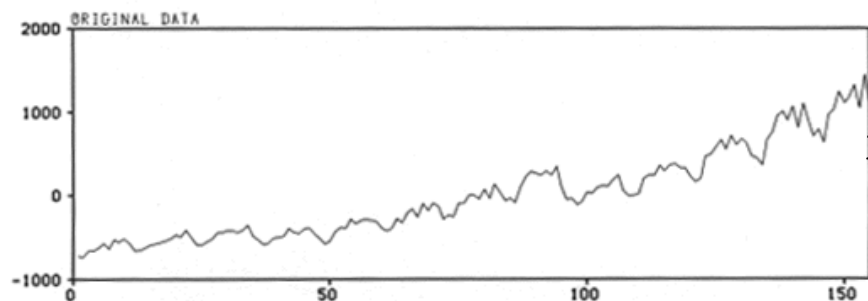
# 自己相関関数



# 自己相関関数



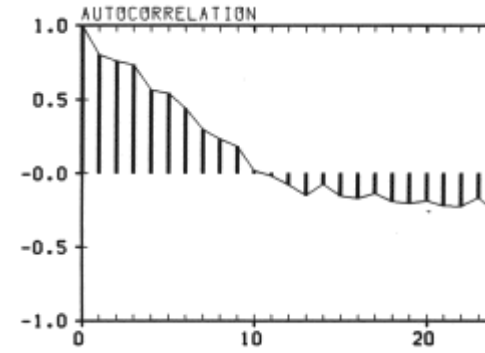
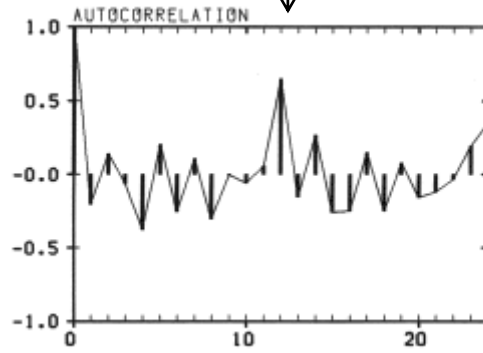
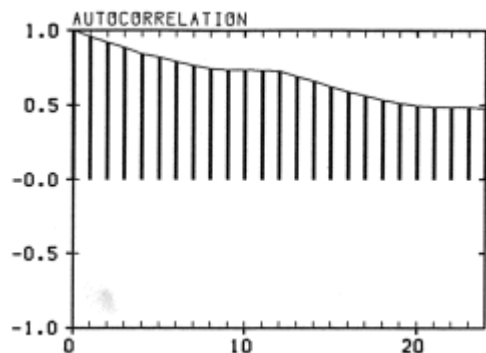
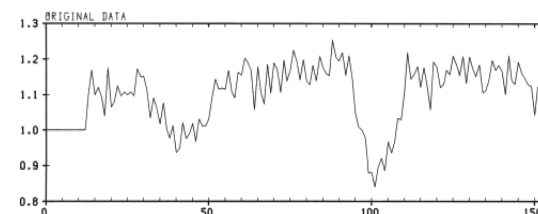
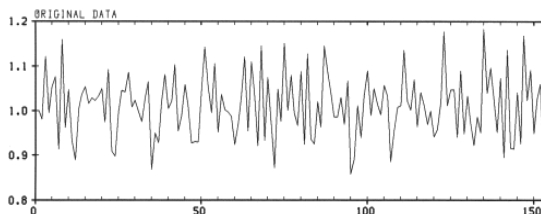
# 前処理の影響 (WHARD データ)



原データ

前期比

前年同期比



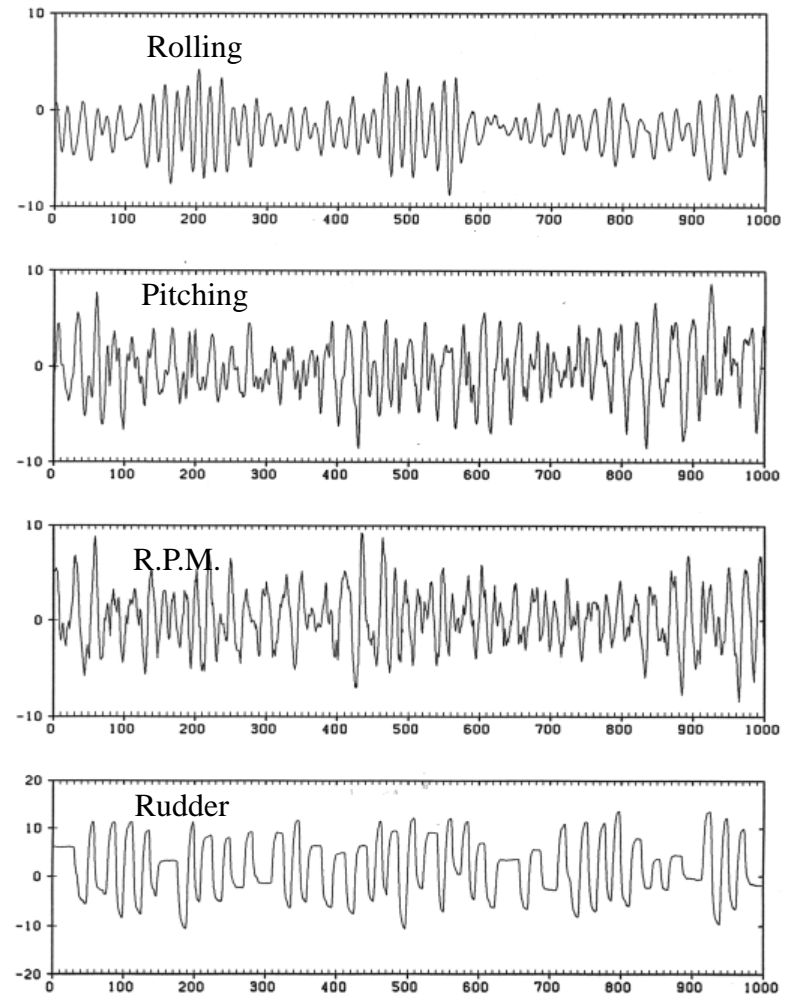
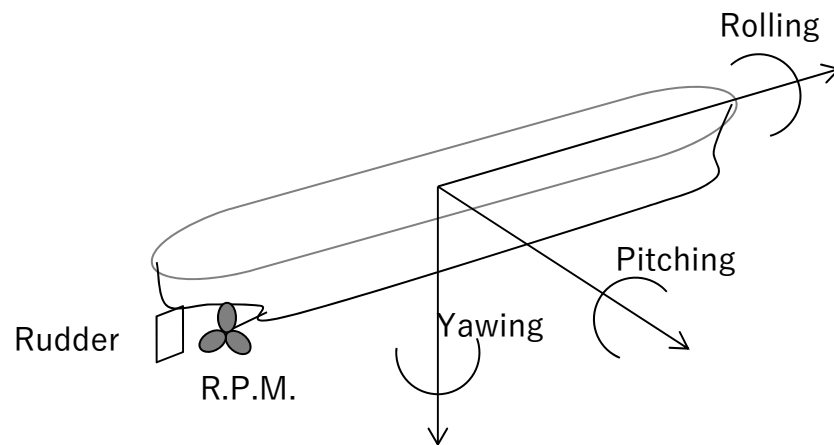
# 多変量時系列

$$y_n \in R^m, n = 1, \dots, N$$

多変量 ( $m$ 変量) 時系列

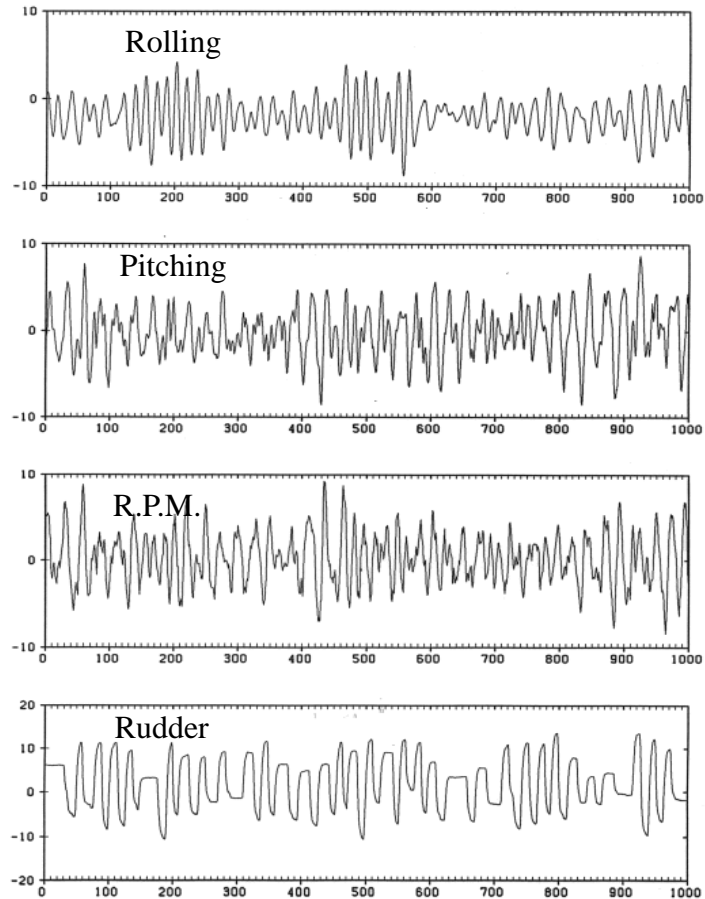
$$y_n = \begin{bmatrix} y_n(1) \\ y_n(2) \\ \vdots \\ y_n(m) \end{bmatrix}$$

関連する複数の時系列を  
同時に記録したもの

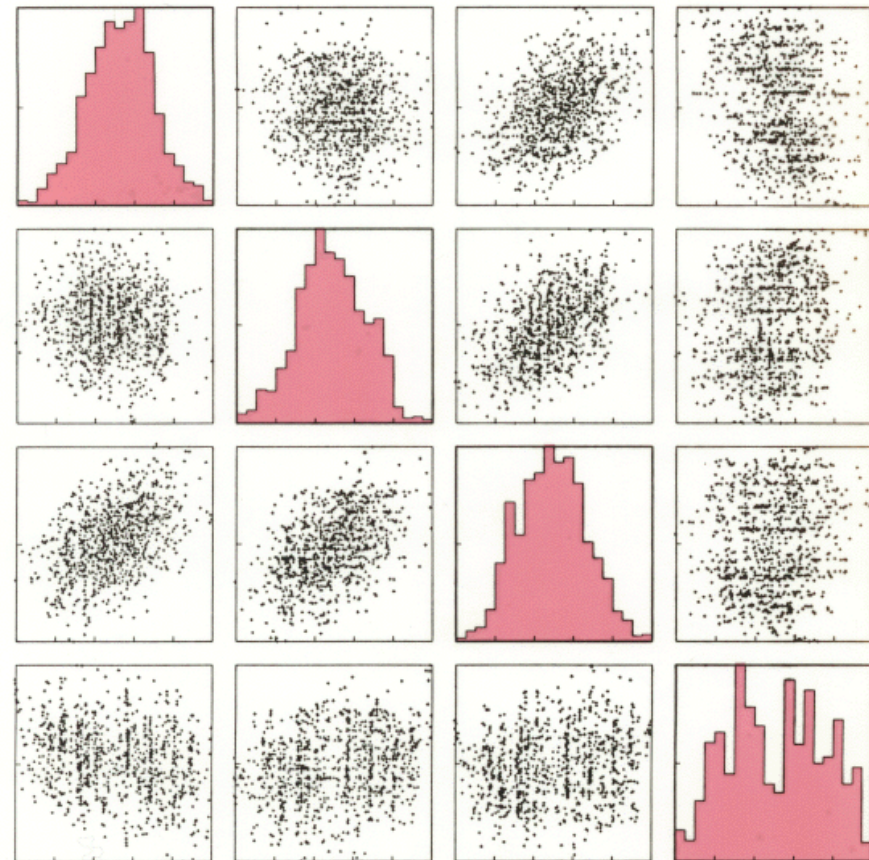


# 多変量時系列

## 時系列プロット



## ヒストグラムと散布図



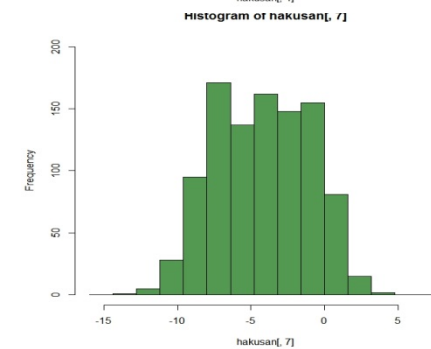
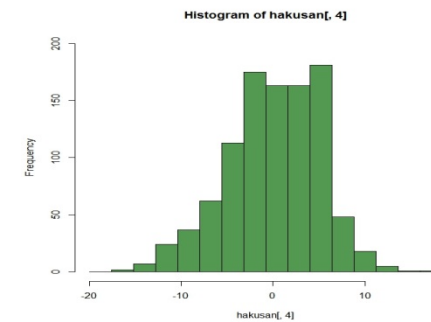
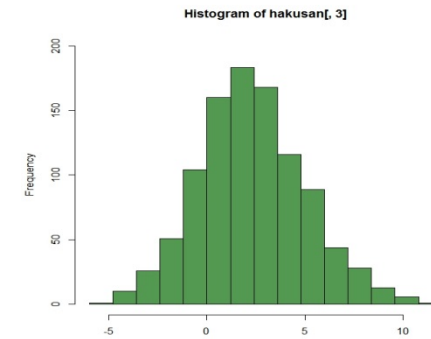
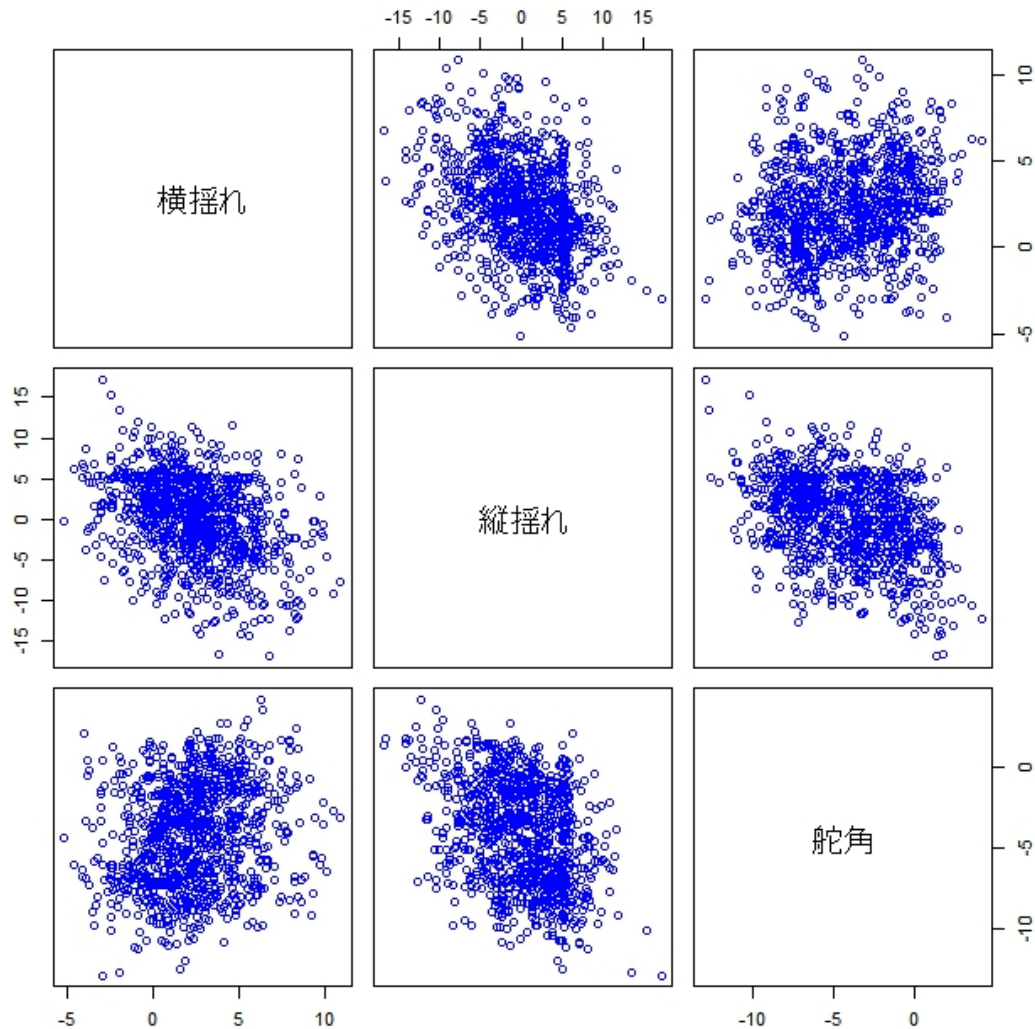


# 多変量時系列の散布図

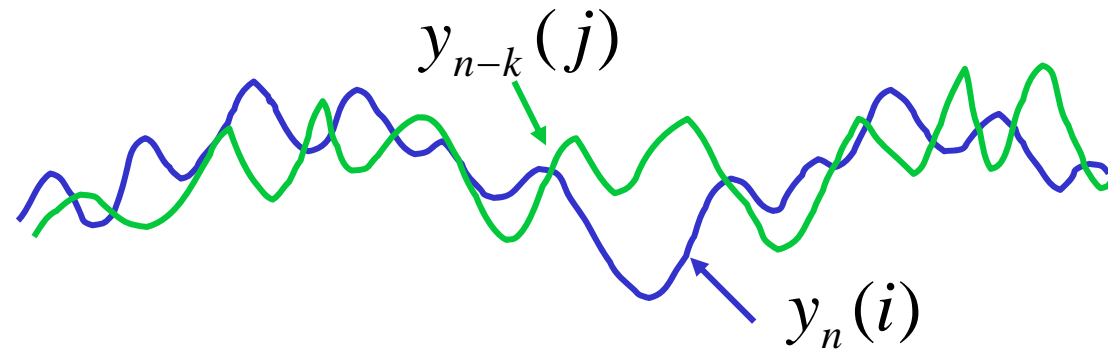
```
hakusan <- read.csv("hakusan_new.csv")  
pairs(hakusan[,c(3,4,7)],col="blue")
```

```
cor(hakusan[,c(3,4,7)])
```

	横揺れ	縦揺れ	舵角
横揺れ	1.0000000	-0.3646641	0.1909800
縦揺れ	-0.3646641	1.0000000	-0.3719111
舵角	0.1909800	-0.3719111	1.0000000



# 定常時系列の相互共分散関数



$$\begin{aligned} C_k(i, j) &= \text{Cov}(y_n(i), y_{n-k}(j)) \\ &= E[(y_n(i) - \mu_i)(y_{n-k}(j) - \mu_j)] \end{aligned}$$

$$C_k = \begin{bmatrix} C_k(1,1) & \cdots & C_k(1,m) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ C_k(m,1) & \cdots & C_k(m,m) \end{bmatrix}$$

# 相互相関関数

---

$$R_k(i, j) = \frac{C_k(i, j)}{\sqrt{C_0(i, i)C_0(j, j)}}$$

$$R_k = \begin{bmatrix} R_k(1,1) & \cdots & R_k(1,m) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ R_k(m,1) & \cdots & R_k(m,m) \end{bmatrix}$$

# 相互共分散（相関）関数の性質

---

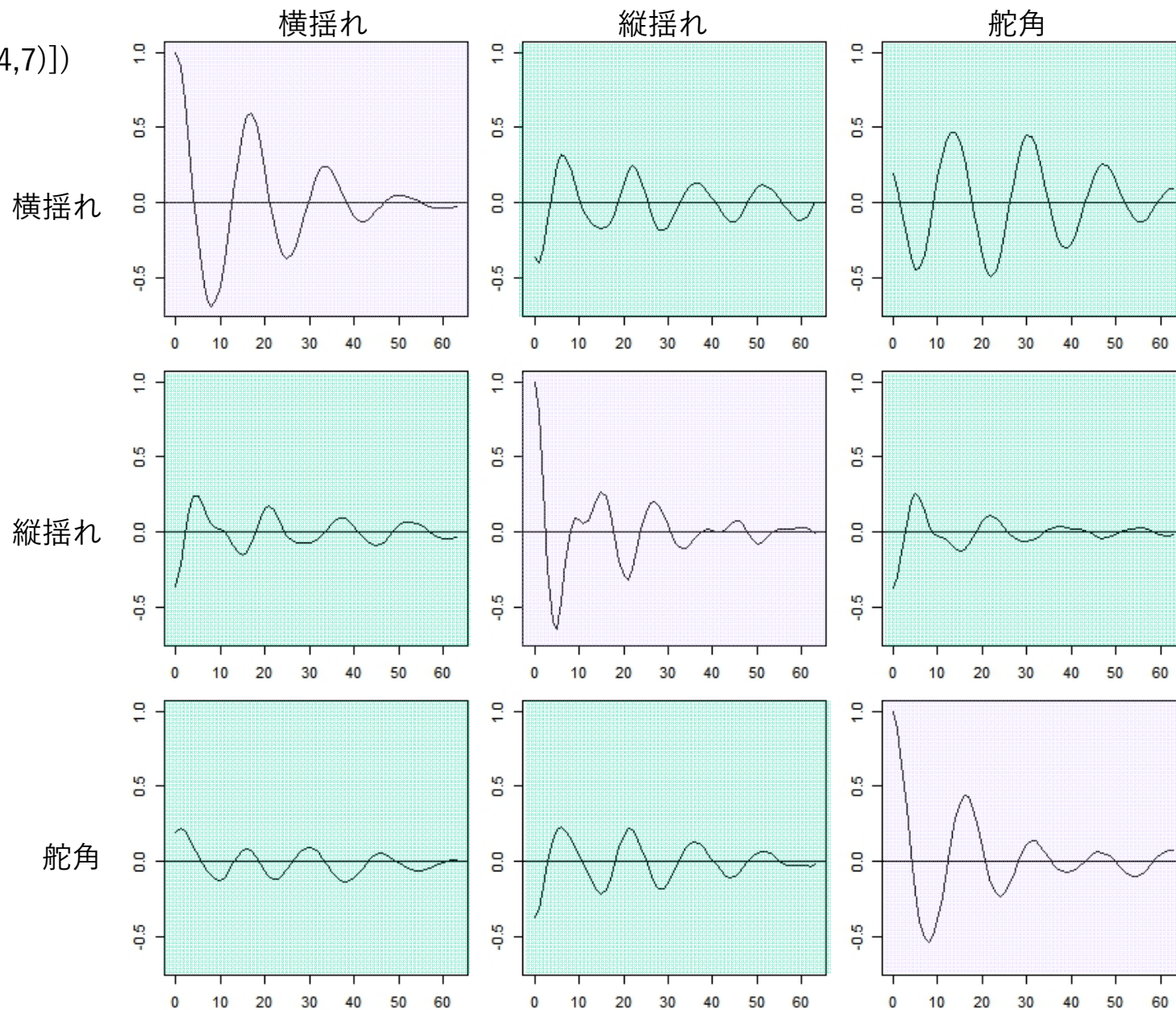
$$C_{-k} = C_k^T, \quad R_{-k} = R_k^T$$

- ✓ 相互相関関数は偶関数ではない
- ✓  $C_0, C_1, \dots$ は十分な情報を持つ

$$\begin{aligned} C_{-k}(i, j) &= \text{Cov}(y_n(i), y_{n+k}(j)) \\ &= \text{Cov}(y_{n+k}(j), y_n(i)) \\ &= \text{Cov}(y_n(j), y_{n-k}(i)) \leftarrow \text{定常性} \\ &= C_k(j, i) \end{aligned}$$

# 船舶データの相互相関関数

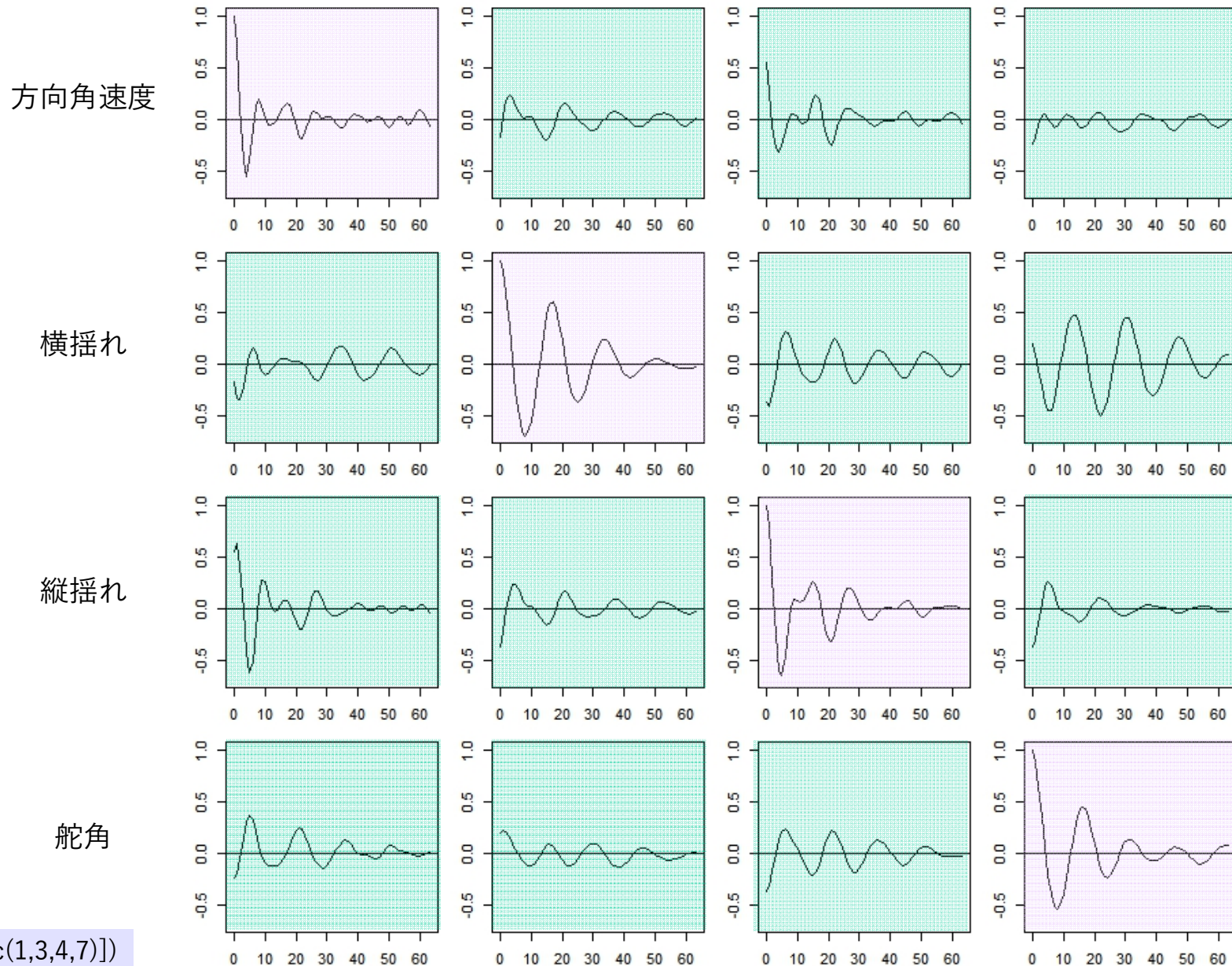
```
#Package(TSSS)  
crscor(hakusan[,c(3,4,7)])
```



自己相関関数

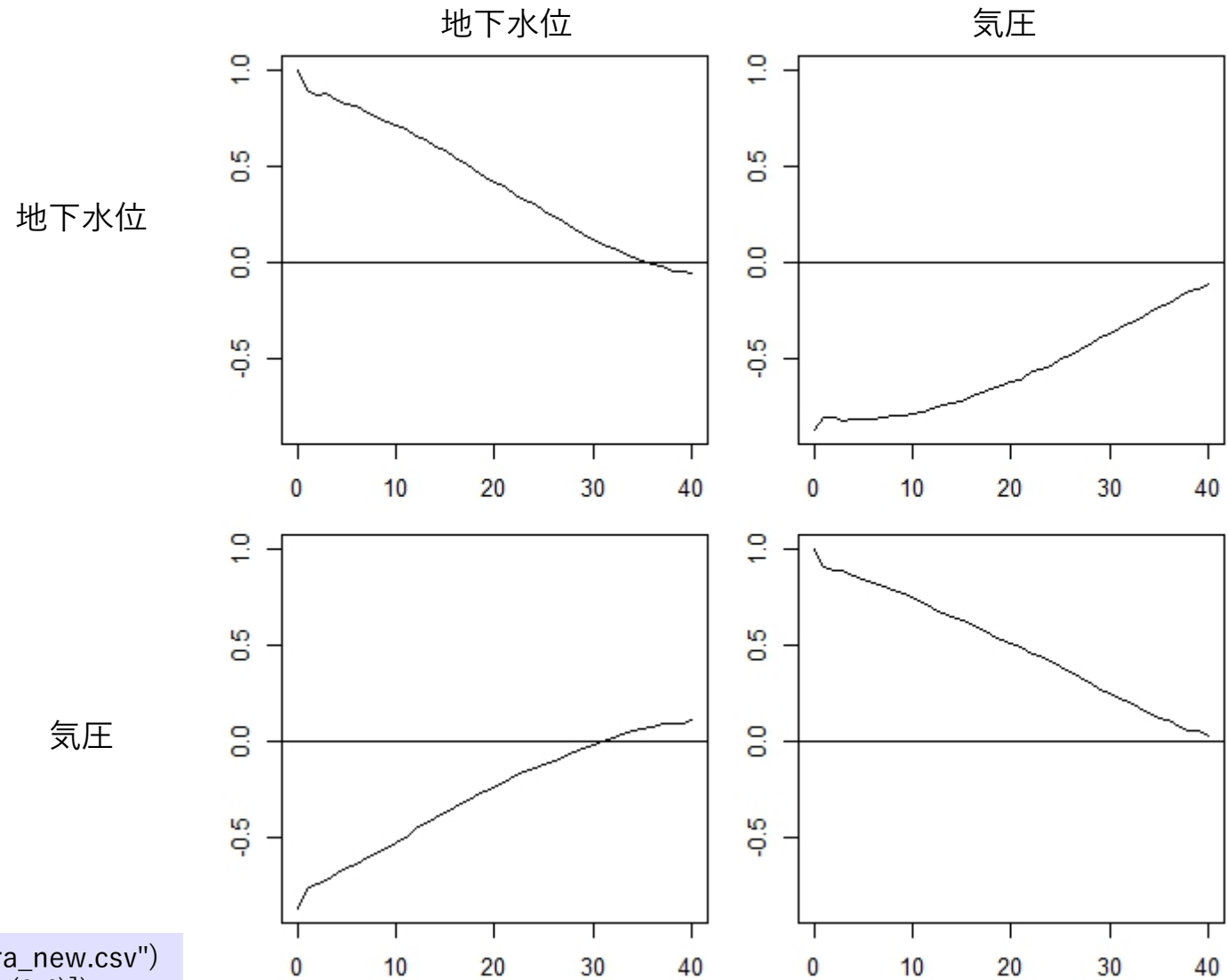
相互相関関数

# 相互共分散関数 (船舶データ)



```
crscor(hakusan[,c(1,3,4,7)])
```

# 相互相関関数 (地下水位データ)



```
haibara <- read.csv("haibara_new.csv")  
haibara2 <- as.ts(haibara[,c(2,4)])  
crscor(haibara2)
```

# 周期性の可視化(検出)

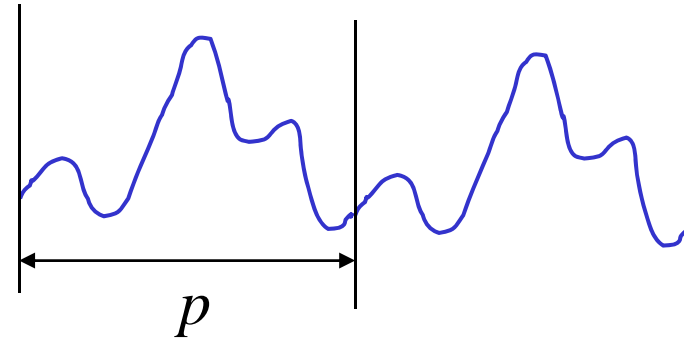
周期性とは

$$y_t = y_{t-p} \quad \begin{array}{l} \text{がなりたつ} \\ p \quad \text{周期} \end{array}$$

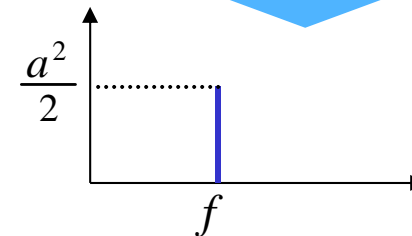
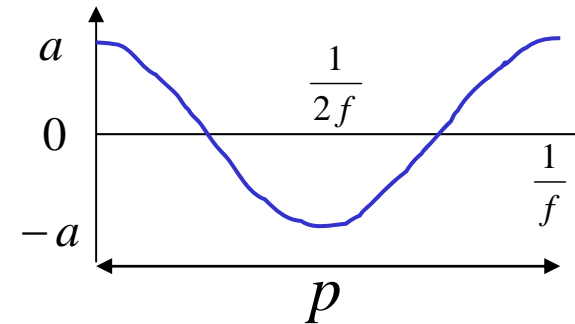
(例) 三角関数

$$y_n = a \cos(2\pi fn)$$
$$C_k = \frac{a^2}{2} \cos(2\pi fk)$$

$(f, a)$  振動数と振幅



三角関数

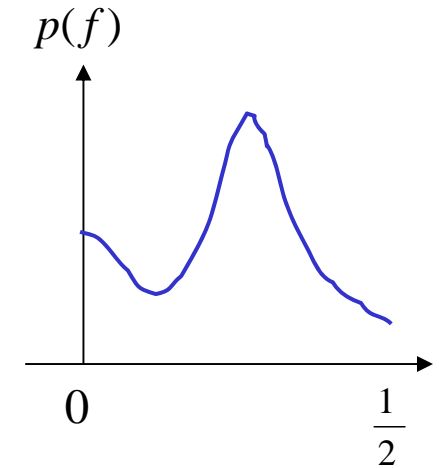




# (パワー) スペクトル

$$C_k \quad \text{自己共分散関数} \quad \sum_{k=-\infty}^{\infty} |C_k| < \infty$$

$$p(f) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} C_k e^{-2\pi ikf} \quad -\frac{1}{2} \leq f \leq \frac{1}{2}$$



$$C_{-k} = C_k$$

$$\begin{aligned} p(f) &= C_0 + \sum_{k=1}^{\infty} C_k (e^{-2\pi ikf} + e^{2\pi ikf}) \\ &= C_0 + 2 \sum_{k=1}^{\infty} C_k \cos 2\pi kf \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} e^{2\pi ikf} &= \cos 2\pi kf + i \sin 2\pi kf \\ e^{-2\pi ikf} &= \cos 2\pi kf - i \sin 2\pi kf \\ e^{2\pi ikf} + e^{-2\pi ikf} &= 2 \cos 2\pi kf \end{aligned}$$

# パワースペクトルの性質

- 偶関数  $p(-f) = p(f)$

$$p(-f) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} C_k e^{2\pi i k f} = \sum_{k=-\infty}^{\infty} C_{-k} e^{-2\pi i k f} = \sum_{k=-\infty}^{\infty} C_k e^{-2\pi i k f} = p(f)$$

$C_k = C_{-k}$

- コサイン変換  $p(f) = C_0 + 2 \sum_{k=1}^{\infty} C_k \cos(2\pi k f)$

$$\begin{aligned} p(f) &= \sum_{k=-\infty}^{\infty} C_k e^{-2\pi i k f} \\ &= \sum_{k=-\infty}^{\infty} C_k \{ \cos(2\pi i k f) + i \sin(2\pi i k f) \} \\ &= \sum_{k=-\infty}^{\infty} C_k \cos(2\pi k f) \\ &= C_0 + 2 \sum_{k=1}^{\infty} C_k \cos(2\pi k f) \end{aligned}$$

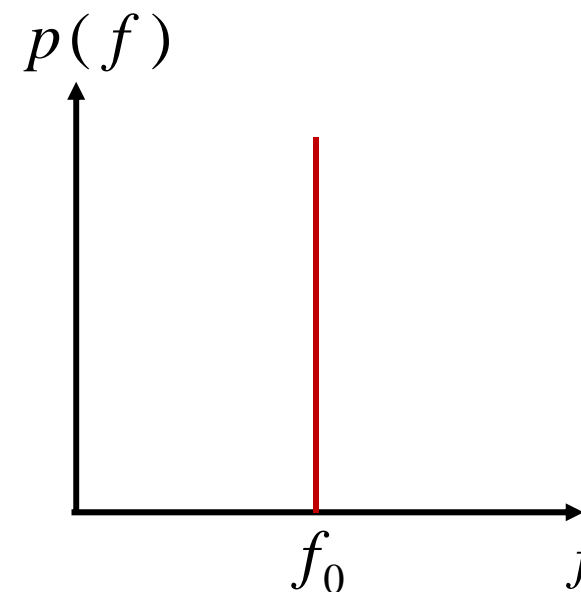
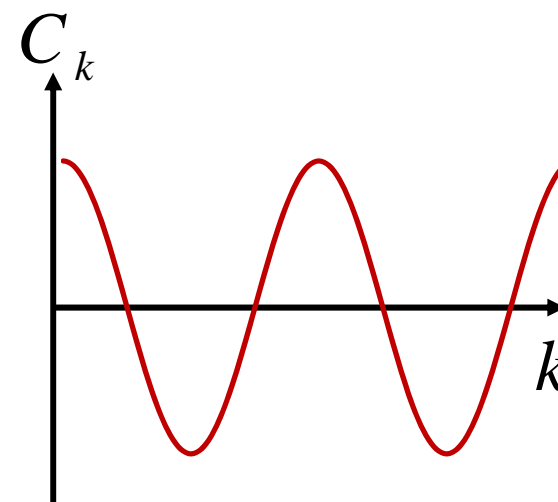
- 逆変換  $C_k = \int_{-\frac{1}{2}}^{\frac{1}{2}} p(f) e^{2\pi i k f} df = \int_{-\frac{1}{2}}^{\frac{1}{2}} p(f) \cos(2\pi k f) df$

# (例 1) 単振動

$$C_k = \frac{a^2}{2} \cos(2\pi f_0 k)$$

$$\begin{aligned} p(f) &= \sum_{k=-\infty}^{\infty} C_k \cos(2\pi kf) \\ &= \sum_{k=-\infty}^{\infty} \cos(2\pi kf_0) \cos(2\pi kf) \\ &= \frac{1}{2} \sum_{k=-\infty}^{\infty} \cos(2\pi k(f_0 - f)) + \cos(2\pi k(f_0 + f)) \\ &= \begin{cases} \frac{1}{2} \delta & \text{if } f = f_0 \\ 0 & \text{if } f \neq f_0 \end{cases} \end{aligned}$$

- 単色光のイメージ
- 完全な周期関数
- ラインスペクトル (デルタ関数)

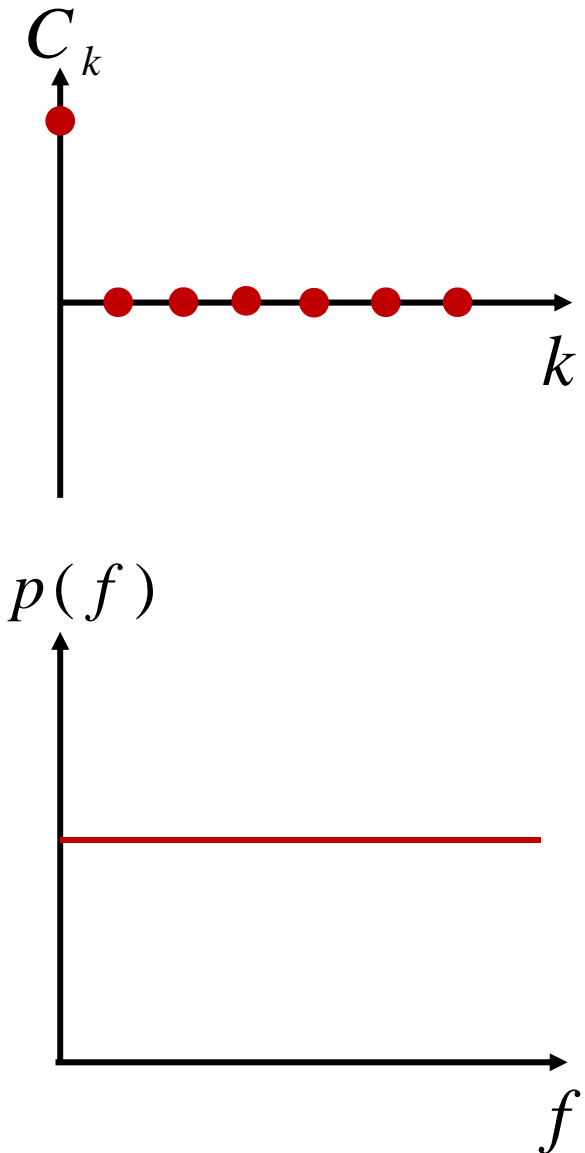


## (例2) 白色雑音

$$C_0 = \sigma^2, \quad C_k = 0 \quad k \neq 0$$

$$\begin{aligned} p(f) &= \sum_{k=-\infty}^{\infty} C_k \cos(2\pi kf) \\ &= C_0 \\ &= \sigma^2 \end{aligned}$$

- 白色光のイメージ
- 無相関な時系列
- スペクトルはフラット (あらゆる周期が等量)



# 自己回帰モデルAR(1)のスペクトル

$$y_n = ay_{n-1} + w_n \quad w_n \sim N(0, \sigma^2)$$

$$C_k = \sigma^2 (1 - a^2)^{-1} a^{|k|}$$

$$C_0 = aC_1 + \sigma^2$$

$$C_k = aC_{k-1}$$

$$C_k = \sigma^2 (1 - a^2)^{-1} a^{|k|}$$

$$p(f) = \frac{\sigma^2}{|1 - ae^{-2\pi if}|^2} = \frac{\sigma^2}{1 - 2a \cos 2\pi f + a^2}$$

$$\begin{aligned} p(f) &= \frac{\sigma^2}{1 - a^2} \left\{ 1 + \sum_{k=1}^{\infty} a^k e^{-2\pi ifk} + \sum_{k=1}^{\infty} a^k e^{2\pi ifk} \right\} \\ &= \frac{\sigma^2}{1 - a^2} \left\{ 1 + \frac{ae^{-2\pi if}}{1 - ae^{-2\pi if}} + \frac{ae^{2\pi if}}{1 - ae^{2\pi if}} \right\} \\ &= \frac{\sigma^2}{|1 - ae^{-2\pi if}|^2} = \frac{\sigma^2}{1 - 2a \cos 2\pi f + a^2} \end{aligned}$$

# AR(2)のスペクトル

---

$$y_n = a_1 y_{n-1} + a_2 y_{n-2} + w_n \quad w_n \sim N(0, \sigma^2)$$

$$C_0 = \frac{(1-a_2)\sigma^2}{(1+a_2)(1-2a_2+a_2^2-a_1^2)}, \quad C_1 = \frac{a_1}{(1-a_2)}C_0, \quad C_k = a_1 C_{k-1} + a_2 C_{k-2}$$

$$R_1 = \frac{a_1}{1-a_2}, \quad R_k = a_1 R_{k-1} + a_2 R_{k-2} \quad (k = 2, 3, \dots)$$

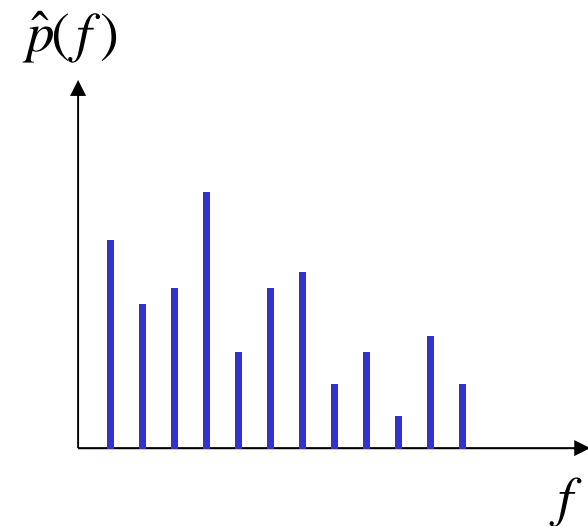
$$\begin{aligned} p(f) &= \frac{\sigma^2}{\left|1 - a_1 e^{-2\pi i f} - a_2 e^{-4\pi i f}\right|^2} \\ &= \frac{\sigma^2}{1 - 2a_1(1-a_2)\cos 2\pi f - 2a_2 \cos 4\pi f + a_1^2 + a_2^2} \end{aligned}$$

# ピリオドグラム

$$y_1, \dots, y_N \quad \longrightarrow \quad \hat{C}_0, \dots, \hat{C}_{N-1}$$

$$\begin{aligned} \hat{p}(f) &= \sum_{k=-N+1}^{N-1} \hat{C}_k e^{-2\pi i k f} \\ &= \hat{C}_0 + 2 \sum_{k=1}^{N-1} \hat{C}_k \cos(2\pi k f) \\ & \quad f = 0, \frac{1}{N}, \frac{2}{N}, \dots, \frac{1}{2} \end{aligned}$$

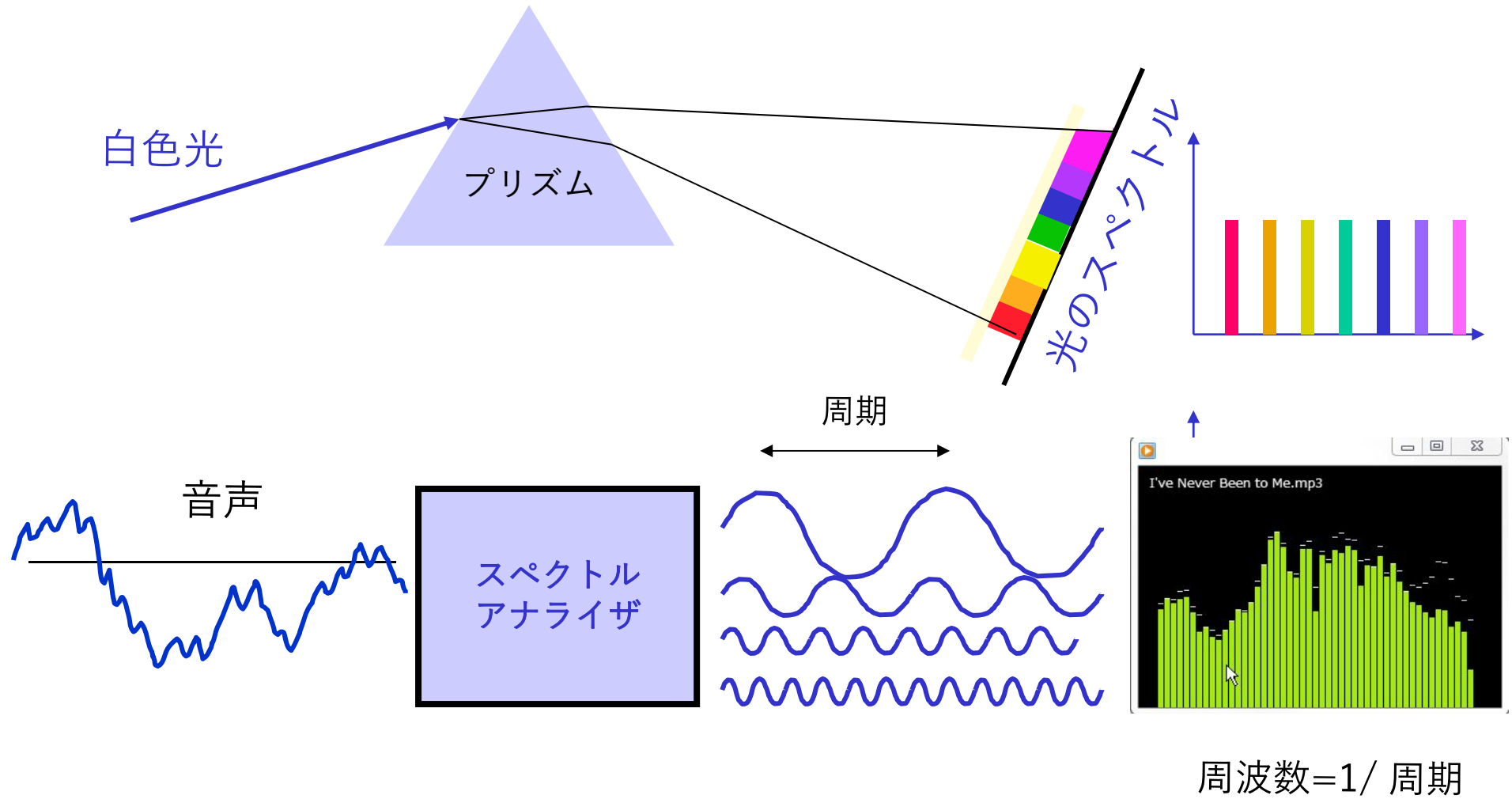
$\hat{C}_0, \dots, \hat{C}_{N-1}$  のフーリエ変換



$$\hat{C}_k = \int_{-\frac{1}{2}}^{\frac{1}{2}} \hat{p}(f) e^{2\pi i k f} df \quad k = 0, 1, \dots, N-1$$

$$\hat{p}(f) = \sum_{k=-N+1}^{N-1} \hat{C}_k e^{-2\pi i k f} \quad -\frac{1}{2} \leq f \leq \frac{1}{2}$$

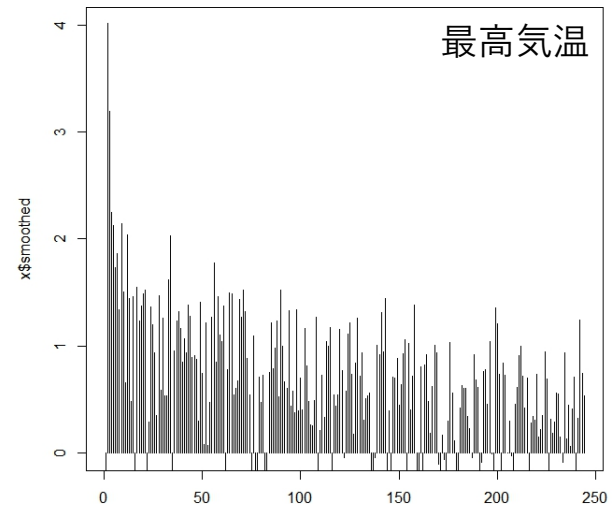
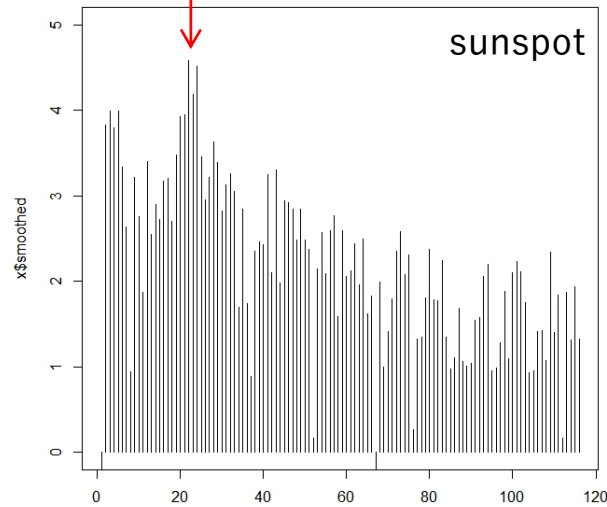
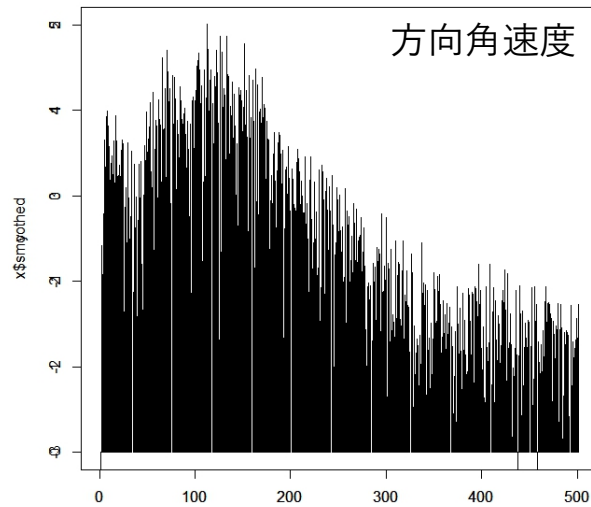
# スペクトル分解



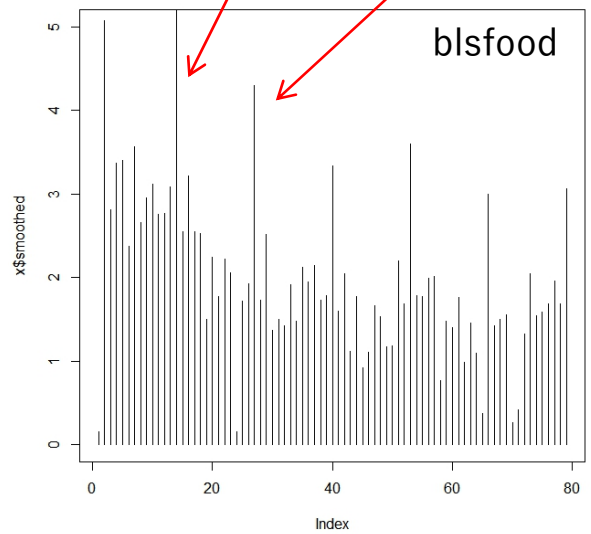


# ピリオドグラム

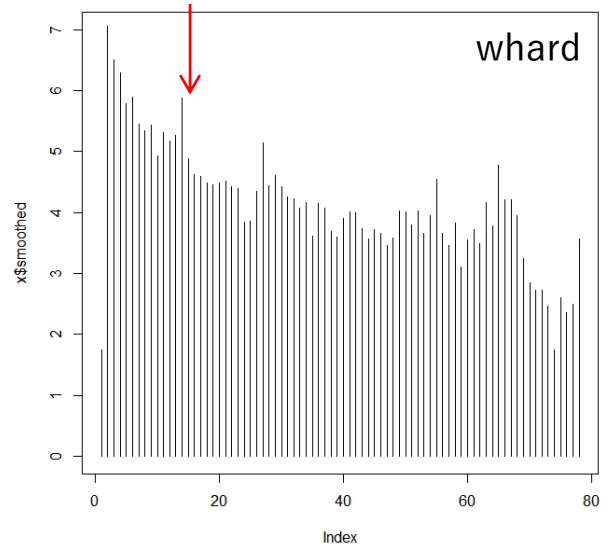
11年周期



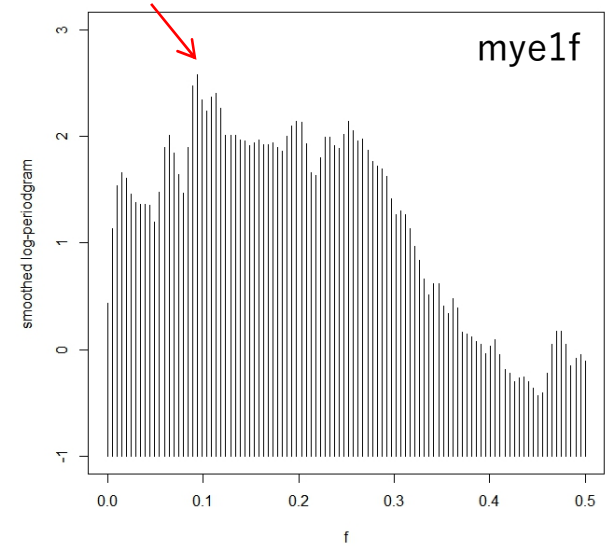
12か月周期, 6か月周期



12か月周期



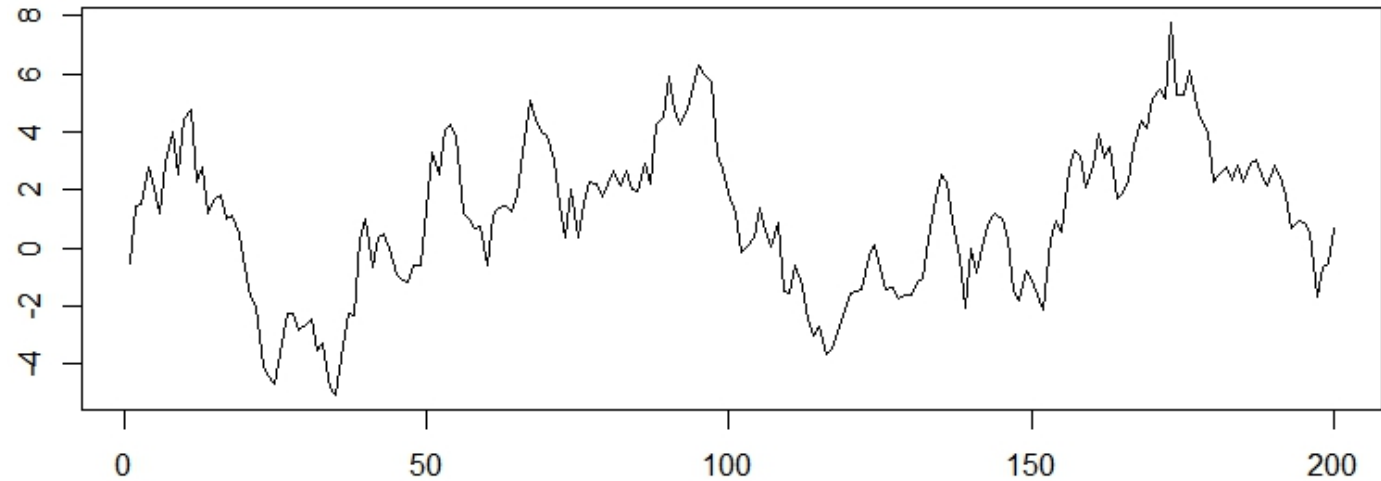
約10Hz



# AR(1)過程 ( $a=0.9$ )

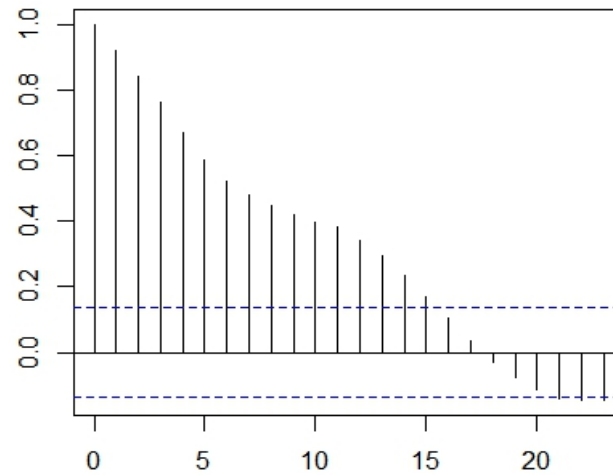
```
# AR(1)の生成
t <- 2:300
r <- as.ts(rnorm(300))
x <- rep(0,300)
for (i in t) x[i] = 0.9*x[i-1] + r[i]
plot(as.ts(x[101:300]))
#
# 自己相関関数
acf(x[101:300])
#
# ピリオドグラム
period(x[101:300])
```

時系列

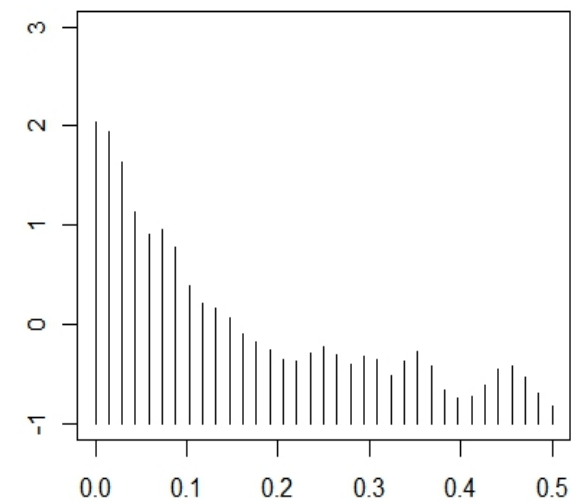


$$y_n = ay_{n-1} + w_n$$
$$a = 0.9$$

自己相関関数



ピリオドグラム

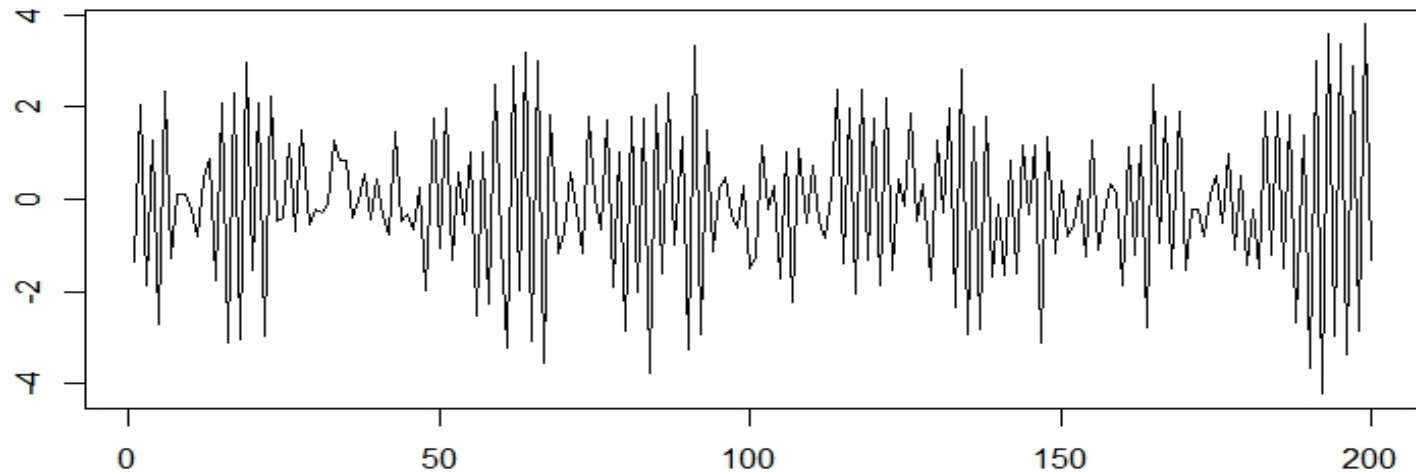


# AR(1)過程 ( $a = -0.9$ )

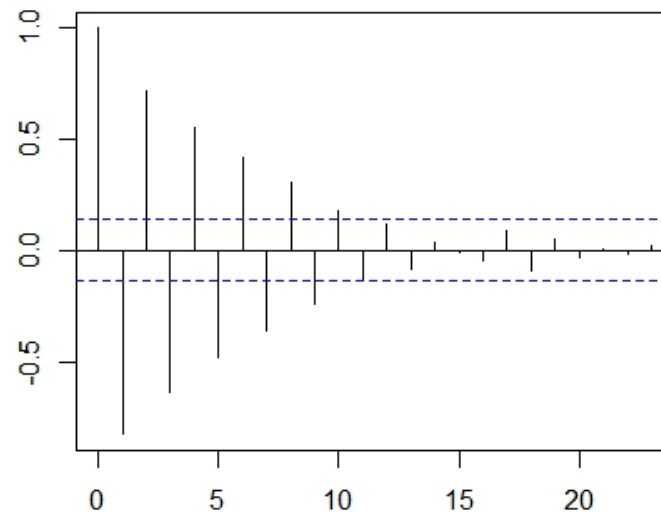
$$y_n = ay_{n-1} + w_n$$

$$a = -0.9$$

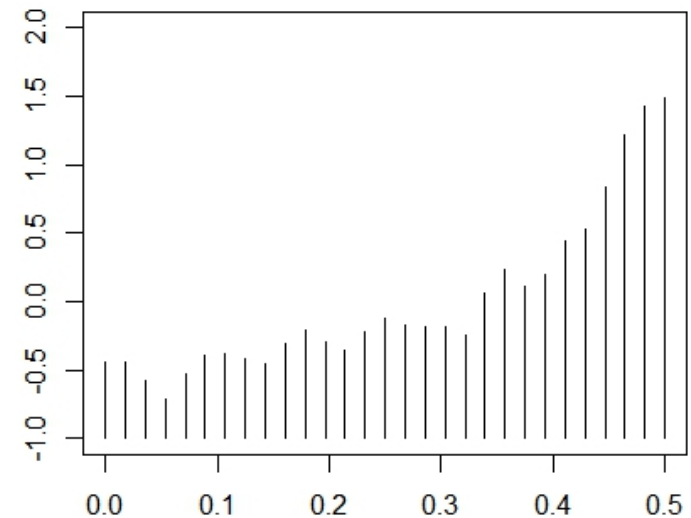
時系列



自己相関関数

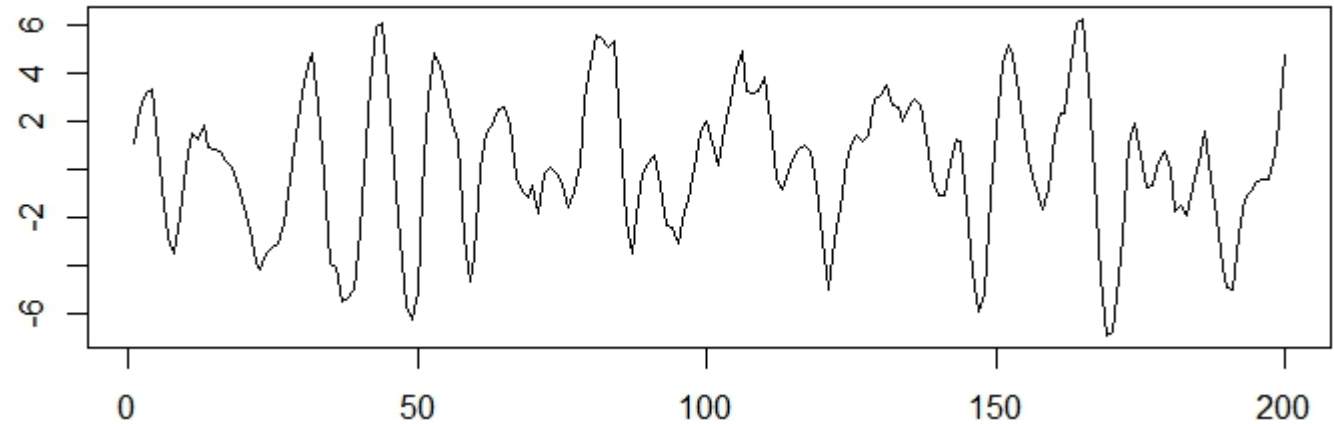


ピリオドグラム



# AR(2)過程

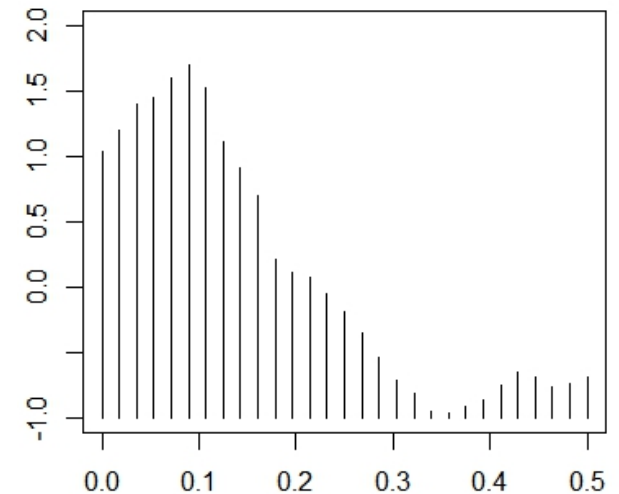
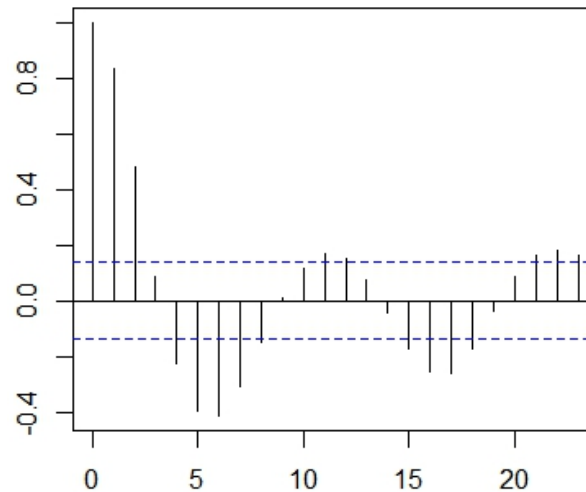
```
t <- 3:300
r <- as.ts(rnorm(300))
a1 <- 0.9*sqrt(3)
a2 <- -0.81
x <- rep(0,300)
for (i in t)
x[i] = a1*x[i-1] + a2*x[i-2] + r[i]
plot(as.ts(x[101:300]))
acf(x[101:300])
perid(x[101:300])
```



$$y_n = a_1 y_{n-1} + a_2 y_{n-2} + w_n$$

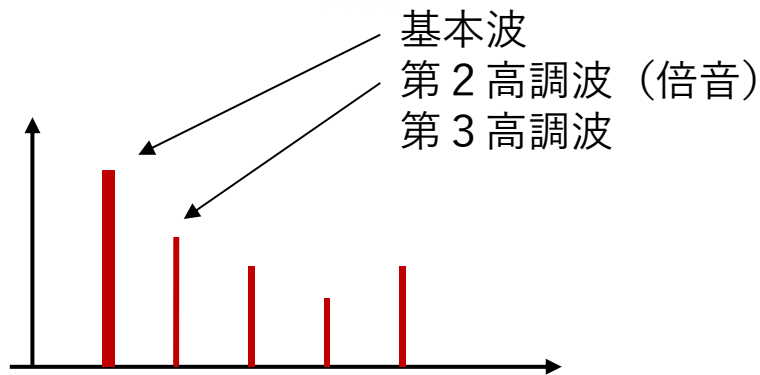
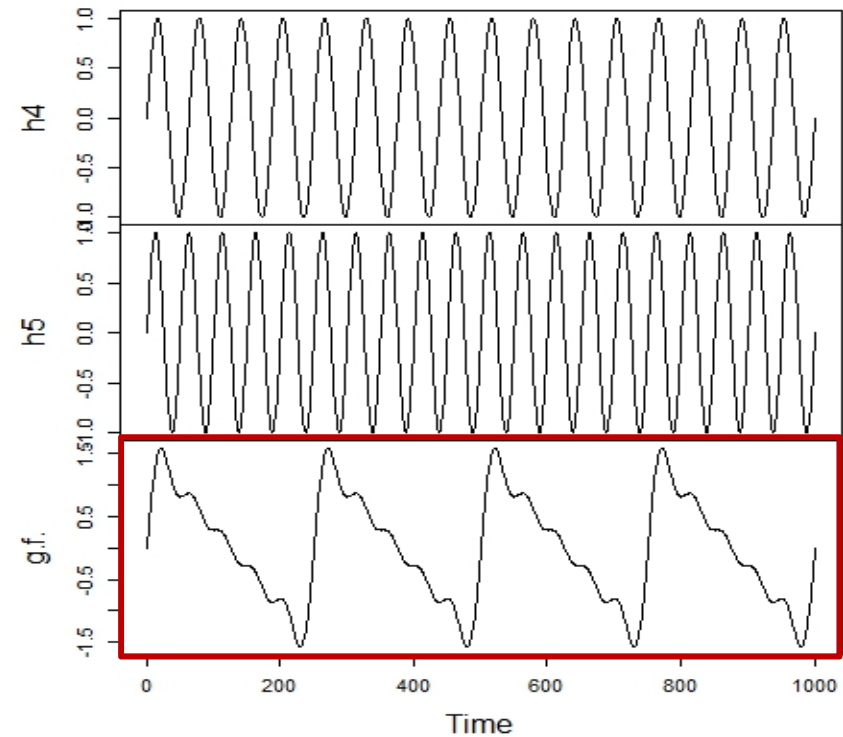
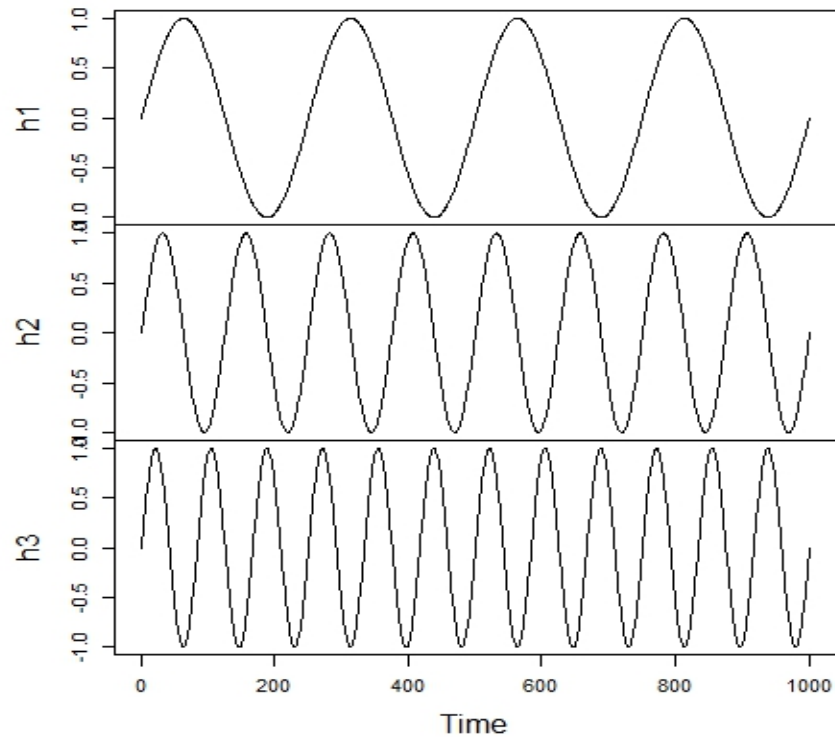
$$a_1 = -0.9\sqrt{3}$$

$$a_2 = -0.81$$



# 高調波の例

higher harmonics



# ピリオドグラムの性質

(1) 漸近的に不偏

$$\lim_{n \rightarrow \infty} E[\hat{p}(f)] = p(f)$$

(2) 一致推定量でない

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \hat{p}(f) \neq p(f)$$

$$\frac{2\hat{p}(f_1)}{p(f_1)}, \dots, \frac{2\hat{p}(f_m)}{p(f_m)} \sim \chi_2^2$$

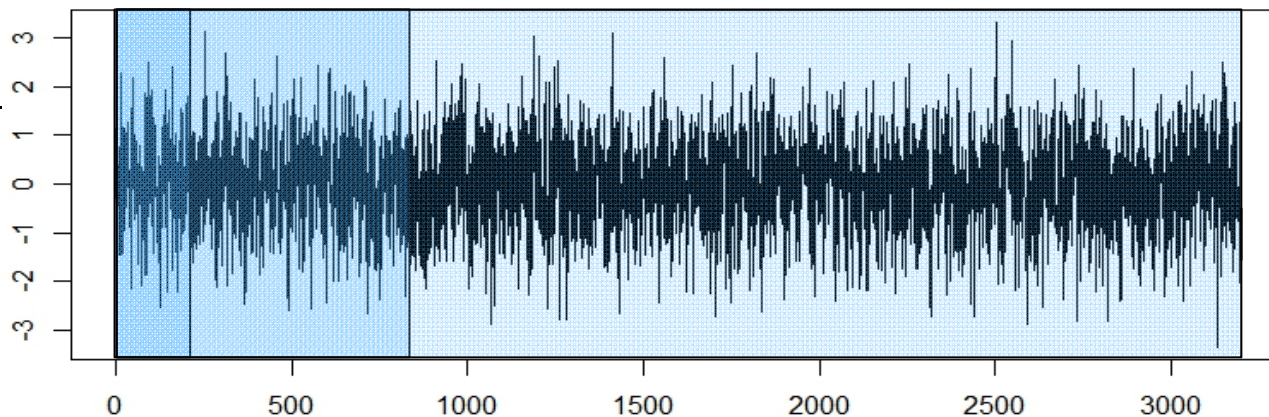
$$m = \left[ \frac{N}{2} \right] - 1$$

$$\frac{\hat{p}(0)}{p(0)}, \frac{\hat{p}(\frac{1}{2})}{p(\frac{1}{2})} \sim \chi_1^2$$

データ数に関わらず同じ分布!

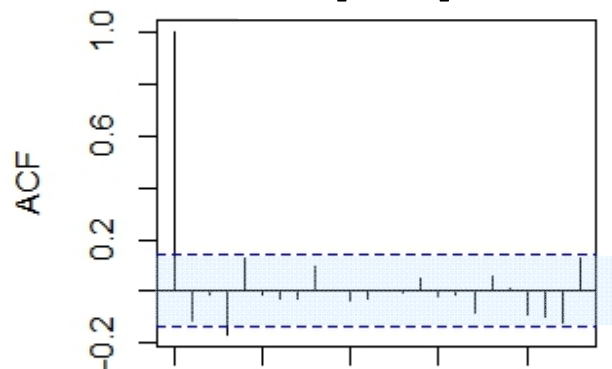
# 白色雑音

```
r <- rnorm(3200)
```

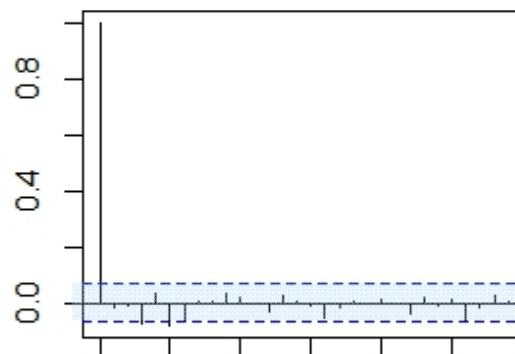


## 自己相関関数

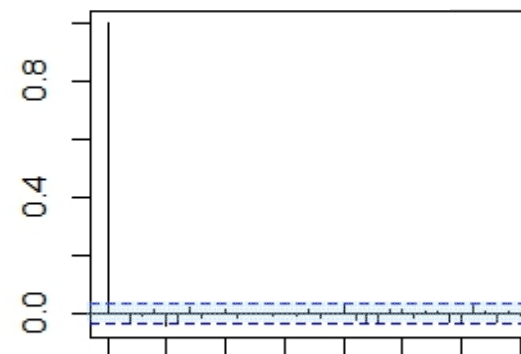
r[1:200]



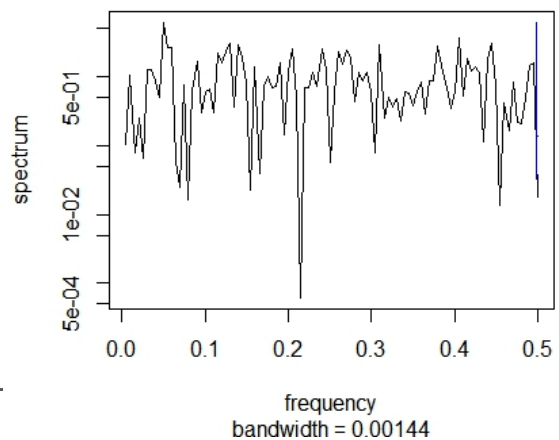
r[1:800]



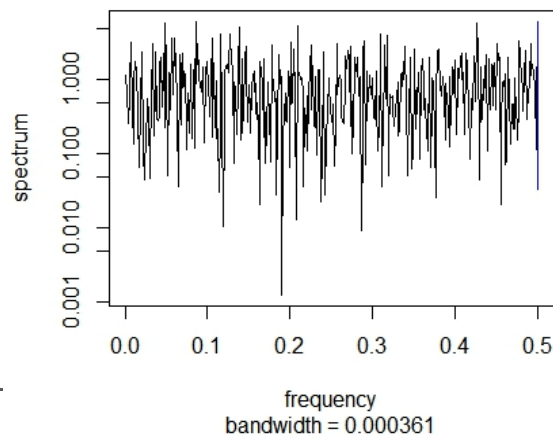
r[1:3200]



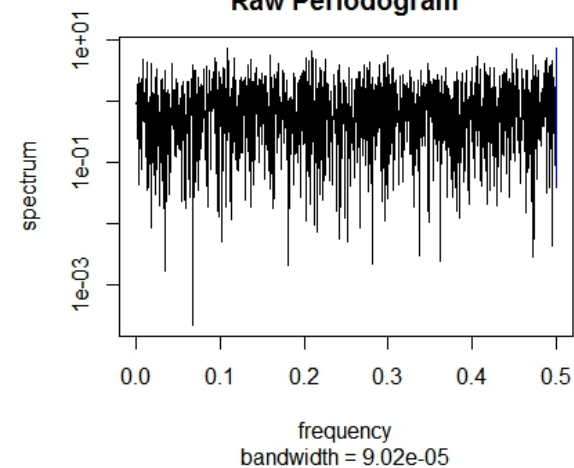
パリオドグラム Series: r[1:200]  
Raw Periodogram



Series: r[1:800]  
Raw Periodogram

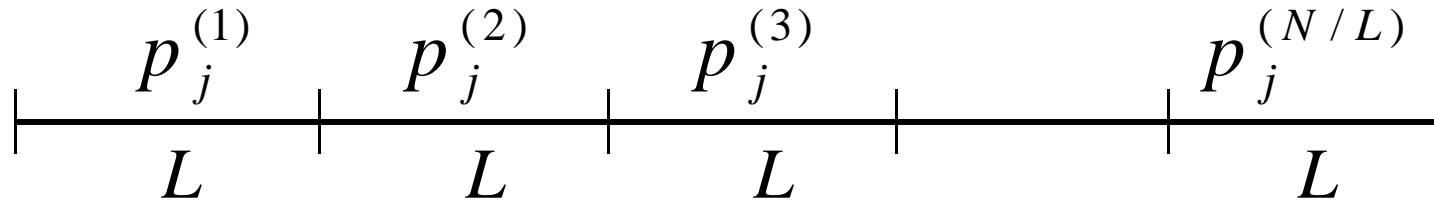


Series: r  
Raw Periodogram



# ピリオドグラム of 平均

$$\ell = \frac{N}{L}$$



$$\hat{p}_j = \sum_{k=1}^{N/L} p_j^{(k)}$$

分散は  $1/\ell$  に減少

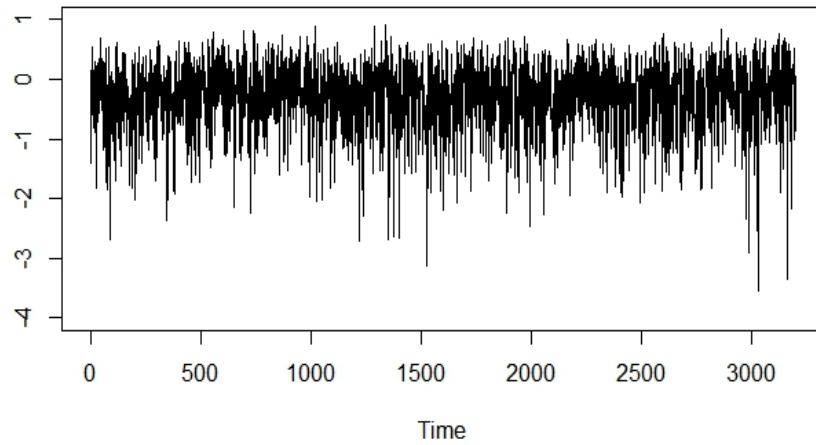
実はラグ  $L-1$  までのフーリエ変換でよい

$$p_j = \hat{C}_0 + 2 \sum_{k=1}^{L-1} \hat{C}_k \cos(2\pi k f_j)$$

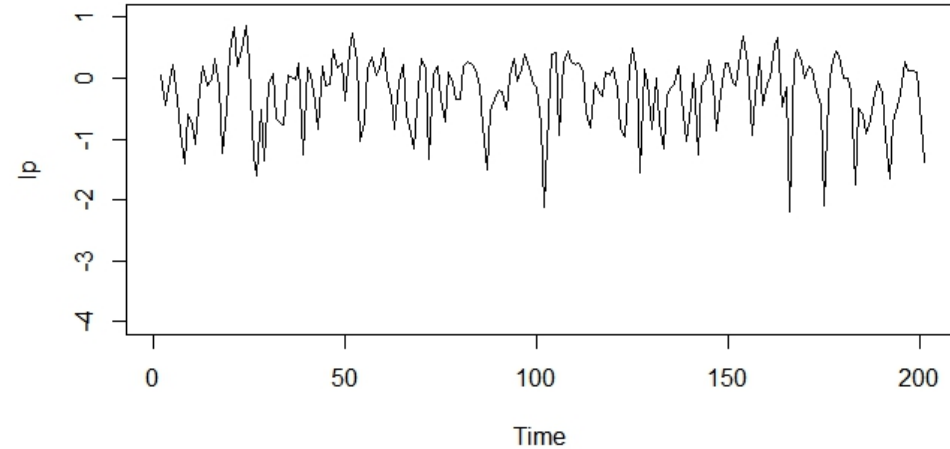


# ピリオドグラムの平均による分散減少

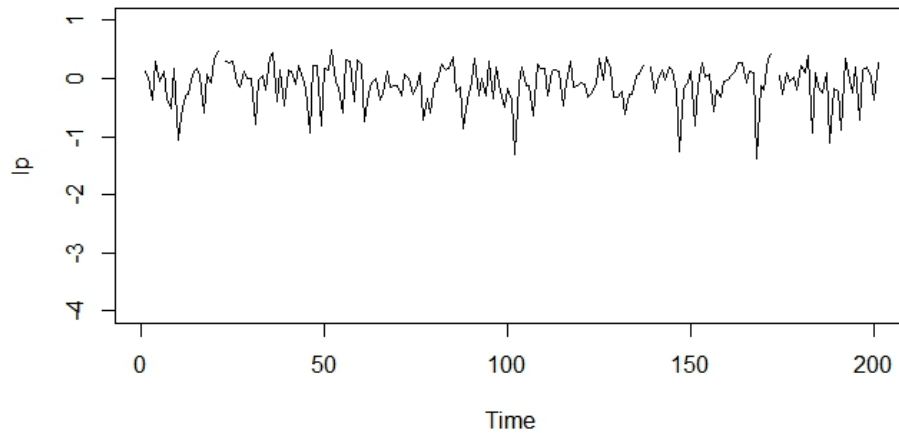
N=3200, lag=3200



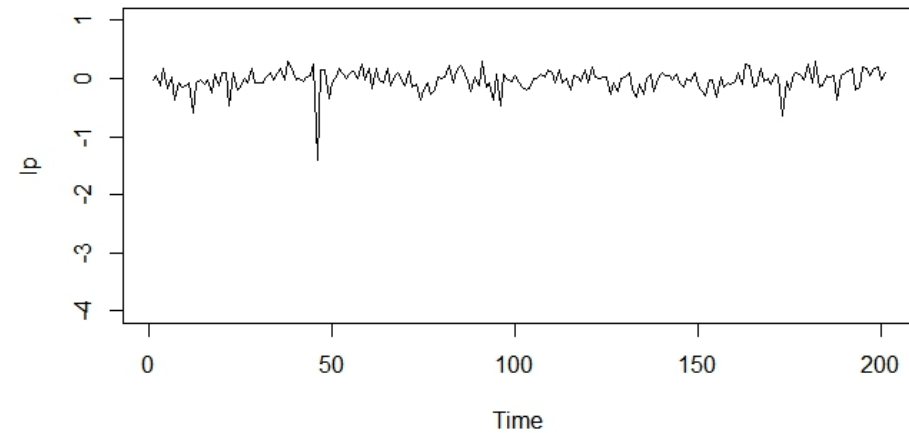
N=200, lag=200



N=800, lag=200



N=3200, lag=200



# ピリオドグラムの平滑化

スペクトルは比較的滑らかという前提

$$\tilde{p}_j = \sum_{i=-m}^m W_i \hat{p}_{j-i}$$

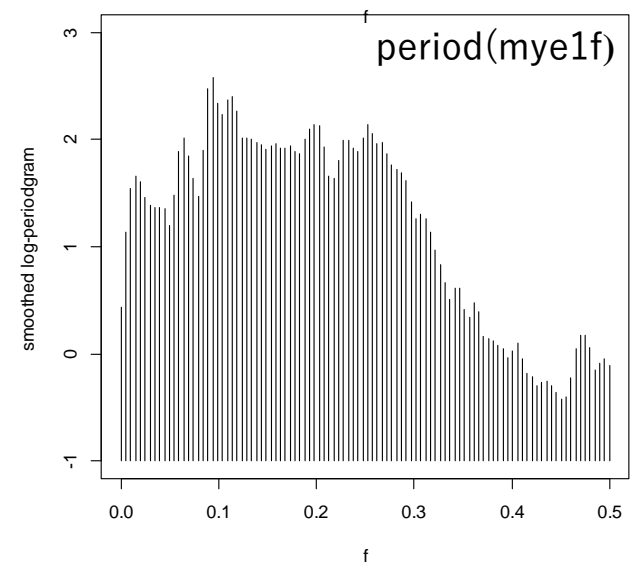
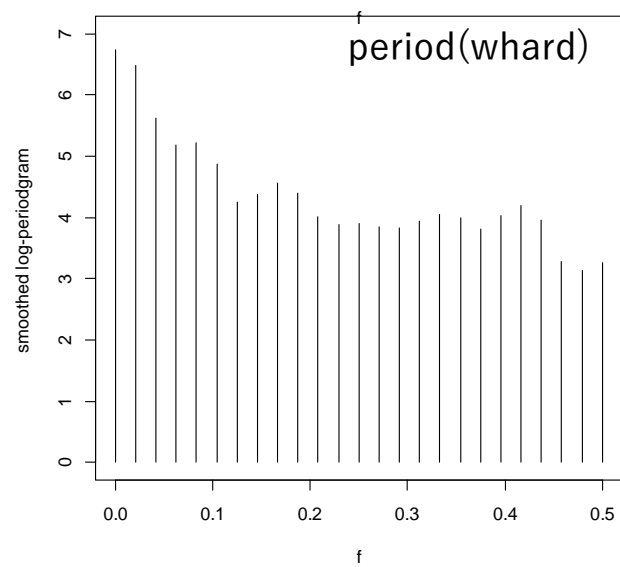
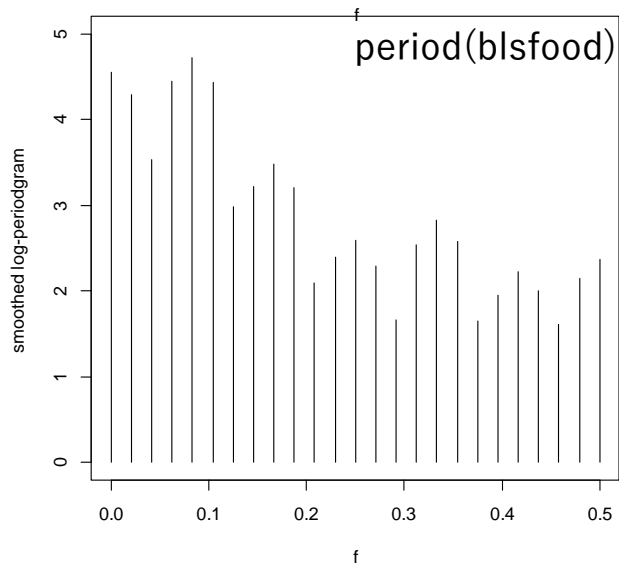
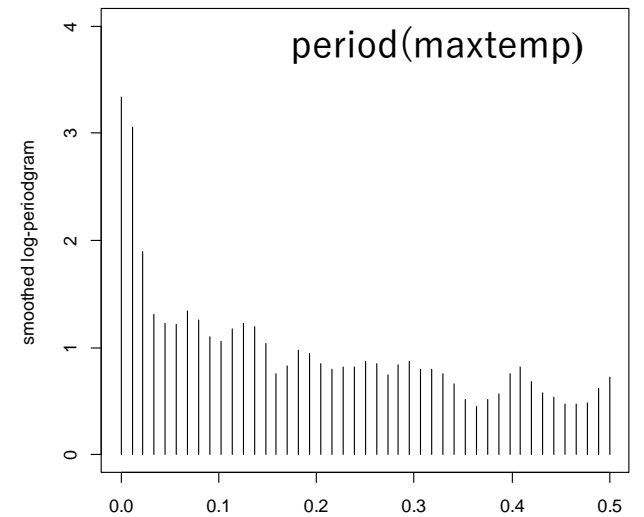
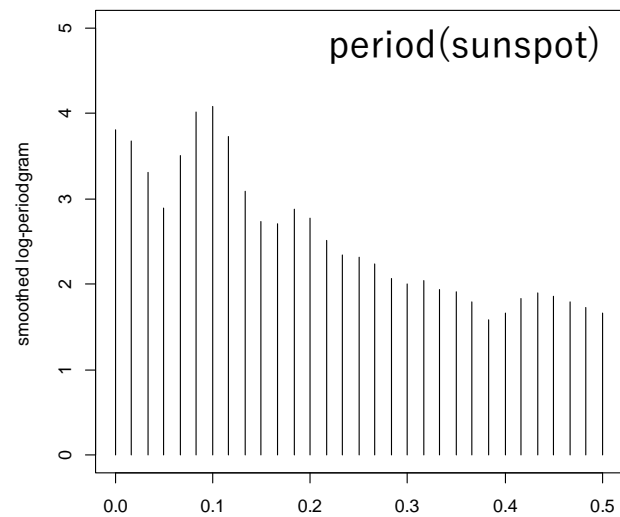
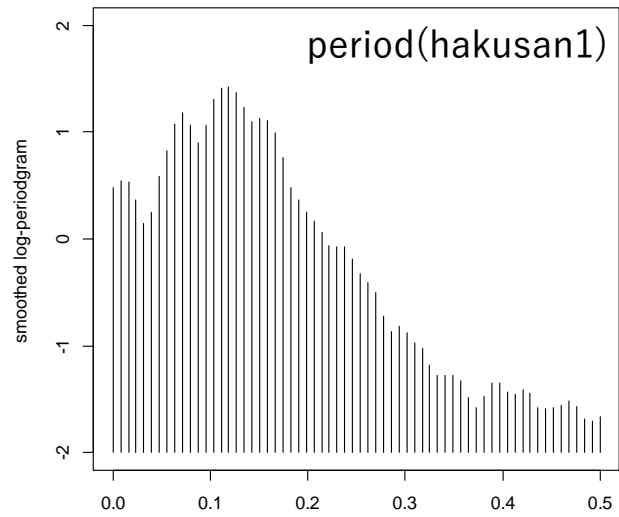
$W_i$ : Window

Window	$m$	$W_0$	$W_1$
Hanning	1	0.50	0.25
Hamming	1	0.54	-0.23

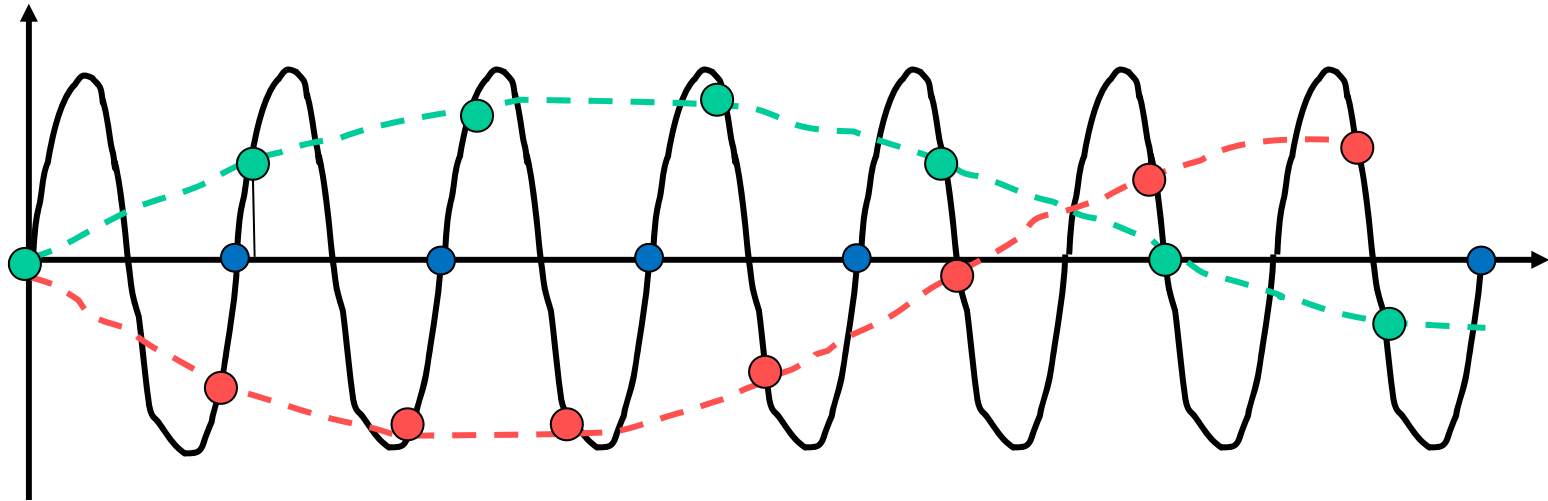
Blackman-Tukey 法

Windowは多数提案されている (Parzen, Bartlett, 赤池, ...)

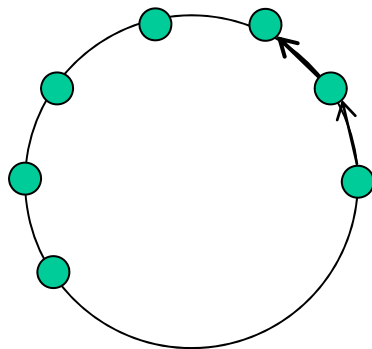
# ピリオドグラムの平滑化



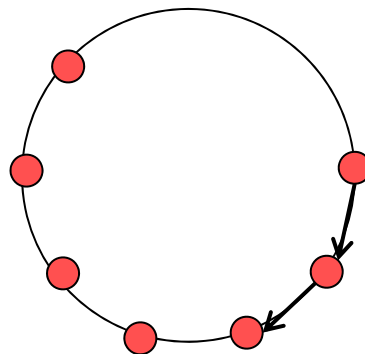
# エイリアシング効果



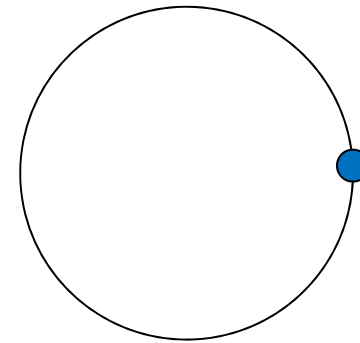
連続的な変動を離散間隔でサンプリングしたときの現象



ゆっくり回転



ゆっくり逆回転

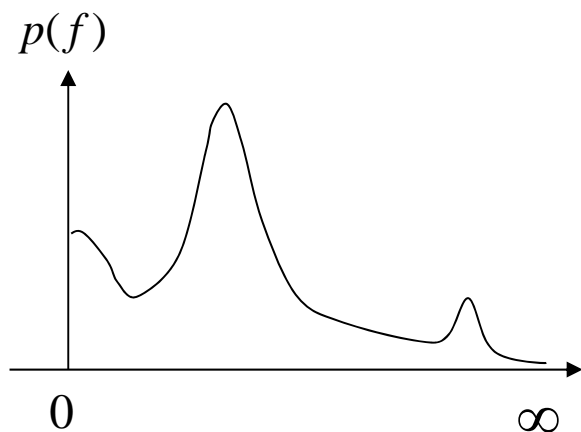


無回転

# スペクトルのフォールディング

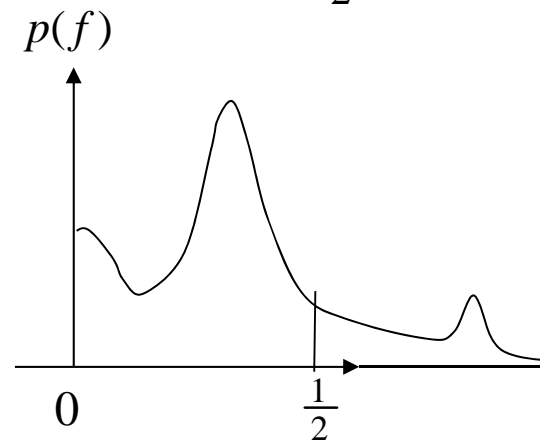
連続時間時系列のスペクトル

$$p(f), \quad -\infty < f < \infty$$

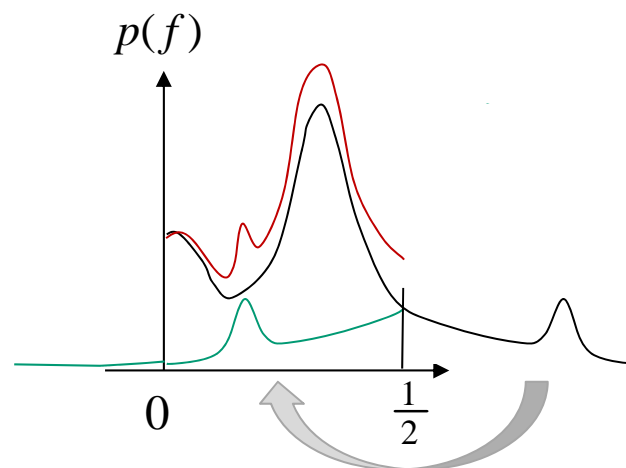


離散時間時系列のスペクトル

$$p(f), \quad -\frac{1}{2} < f < \frac{1}{2}$$



$p(f), -\infty < f < \infty$  を  $0 \leq f < \frac{1}{2}$  に繰り返し折り返して加算する



# FFT (Fast Fourier Transform)

---

$N = p^\ell$  のとき, 計算量  $N^2 \rightarrow Np\ell$

$$\frac{Np\ell}{N^2} = \frac{p\ell}{N}$$

$$N = 1024 = 2^{10} \quad \frac{2 \times 10}{1024} \sim \frac{1}{50}$$

$$N = 4096 = 2^{12} \quad \frac{2 \times 12}{4096} \sim \frac{1}{170}$$

ただし  $\hat{C}_k$  の計算に  $O(N^2)$  必要

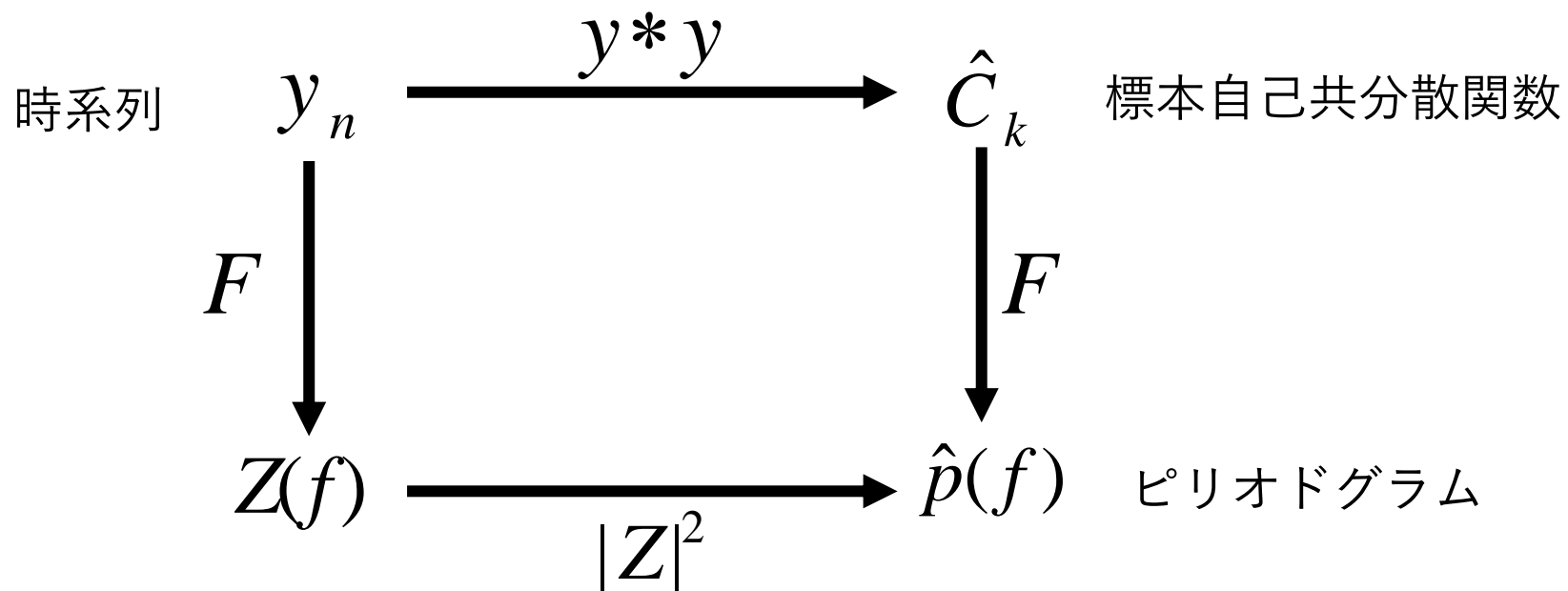
# FFTによるピリオドグラムの計算

---

$$\begin{aligned} Z_j &= \sum_{n=1}^N y_n e^{-\frac{2\pi i(n-1)j}{N}} \\ &= \sum_{n=1}^N y_n \cos\left(\frac{2\pi(n-1)j}{N}\right) - i \sum_{n=1}^N y_n \sin\left(\frac{2\pi(n-1)j}{N}\right) \\ &= FC_j - iFS_j \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} P_j &= \frac{|Z_j|^2}{N} = \frac{1}{N} \left| \sum_{n=1}^N y_n e^{-2\pi i(n-1)j/N} \right|^2 \\ &= \frac{1}{N} (FC_j^2 + FS_j^2) \end{aligned}$$

# データ，共分散関数，ピリオドグラムの関係



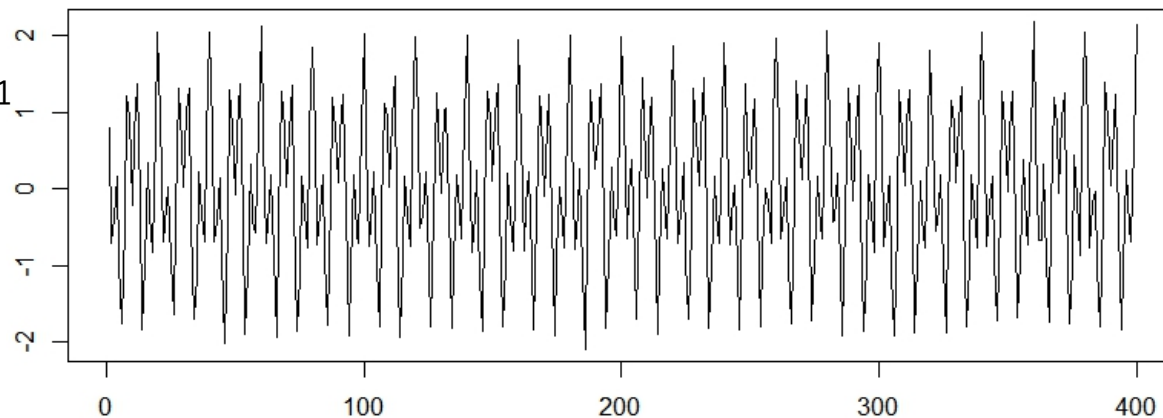


# (例) 2つのcos関数+ノイズ

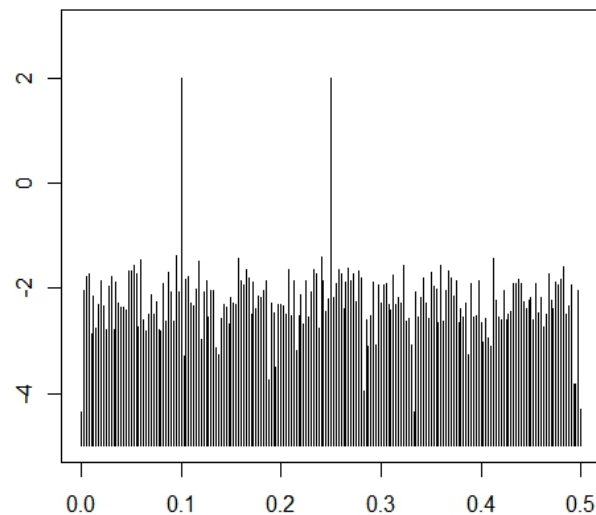
```
# simulation of 2 cosine function + noise
t <- 1:400
r <- rnorm(400)
y <- rep(0,400)
for (i in t) {
y[i] <- cos(2*pi*i/10) + cos(2*pi*i/4) + r[i]*0.1
}
y <- as.ts(y)
plot(y)
```

```
period(y>window=0)
```

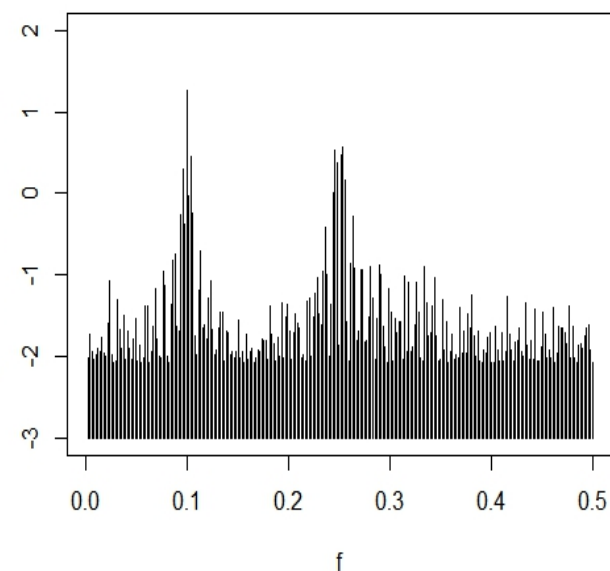
```
fftper(y>window=0)
```



ピリオドグラム



FFTピリオドグラム



# FFTピリオドグラム (船舶方向角データ)

---

