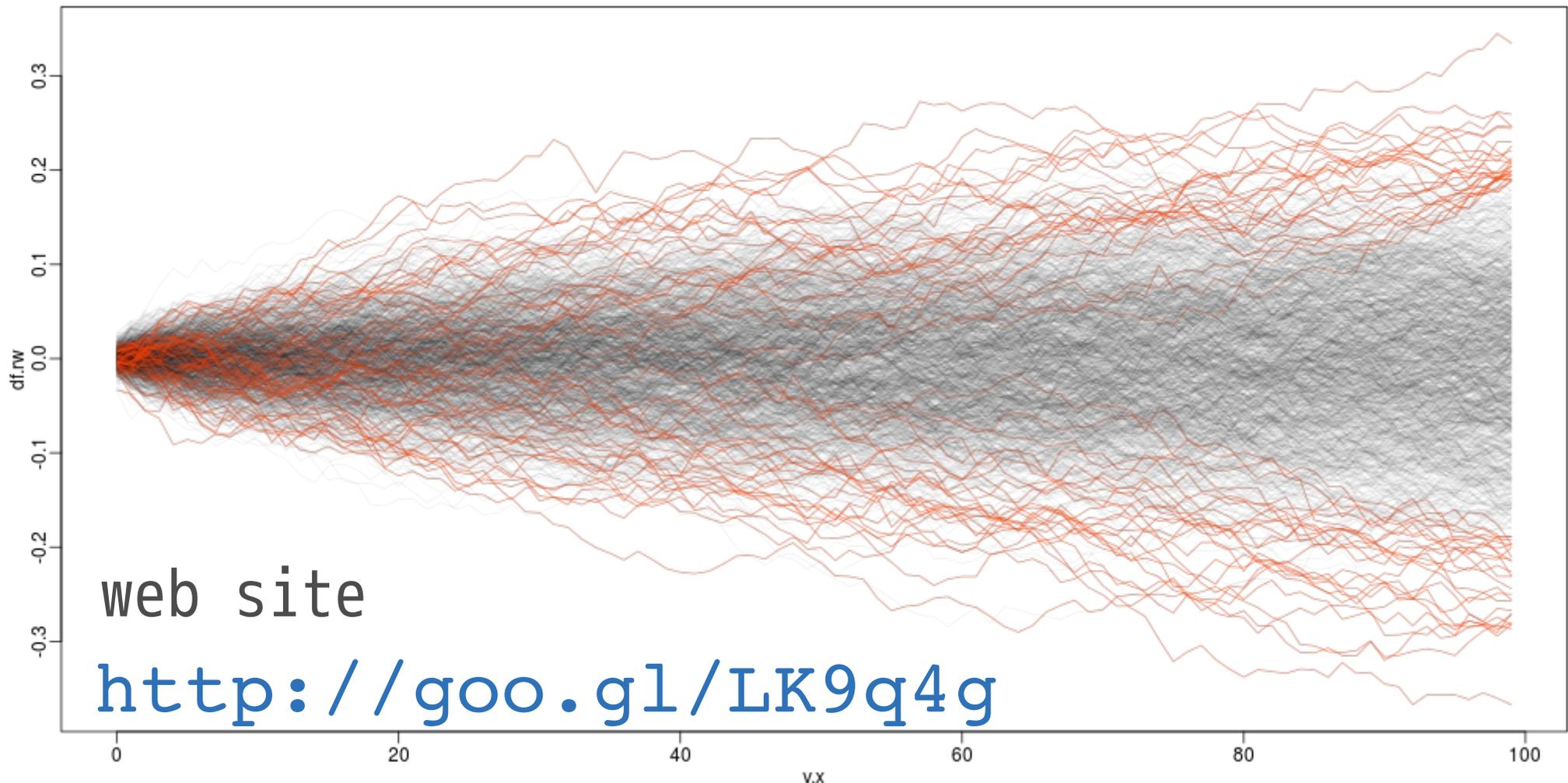


# 時系列データの統計モデリング入門

久保拓弥（北海道大・環境科学）

kubo@ees.hokudai.ac.jp @KuboBook



# 今日のハナシ

「あぶない」時系列データ解析

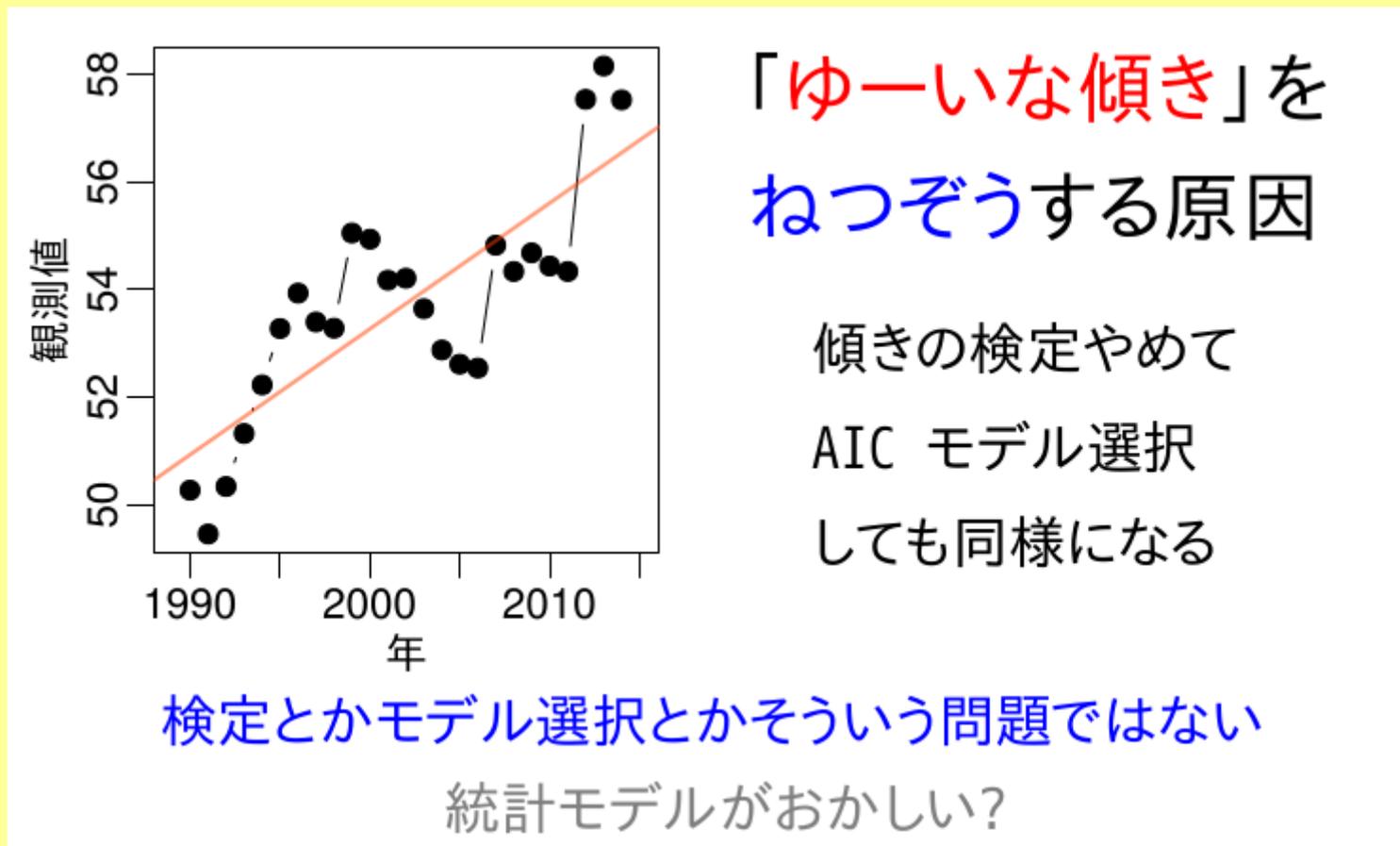
はやめましょう!

(危 1) 時系列データの GLM あてはめ

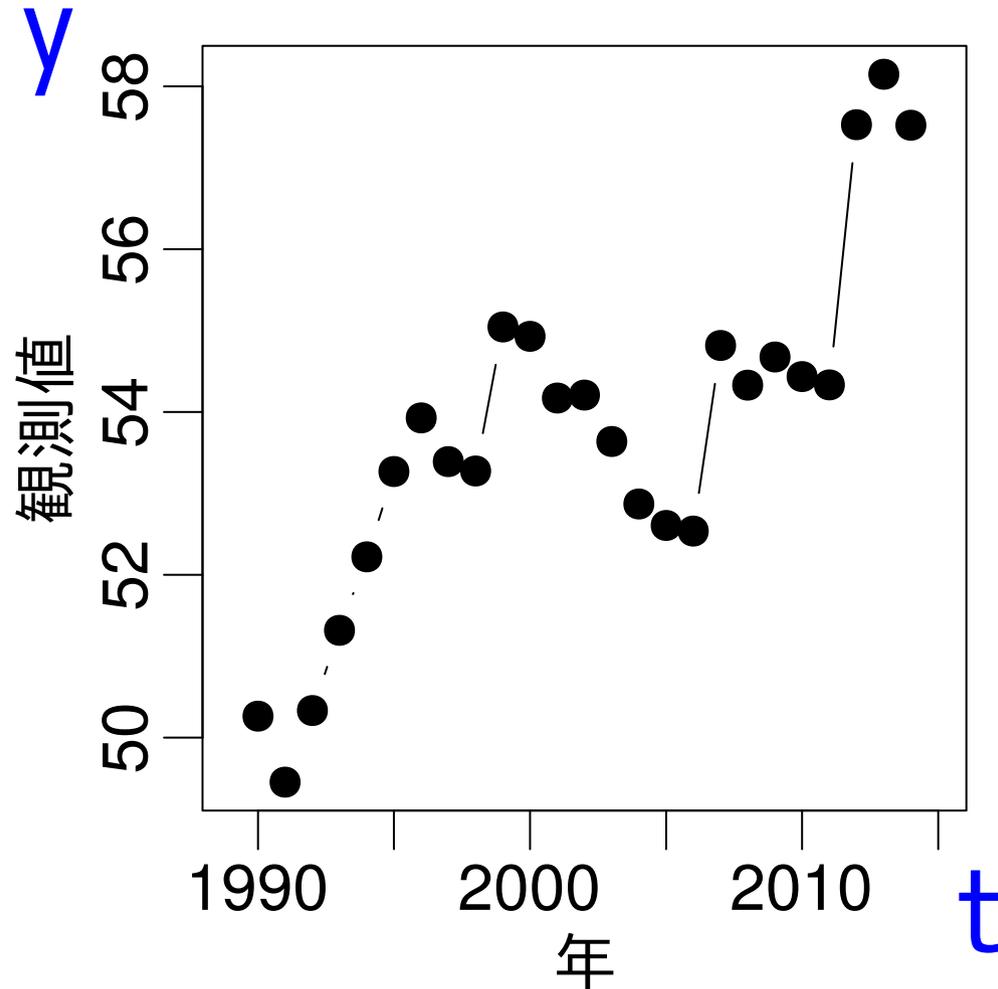
(危 2) 時系列  $Y_t \sim$  時系列  $X_t$

各時刻の個体数  $\sim$  気温 とか

# (危1) 時系列データを GLM で



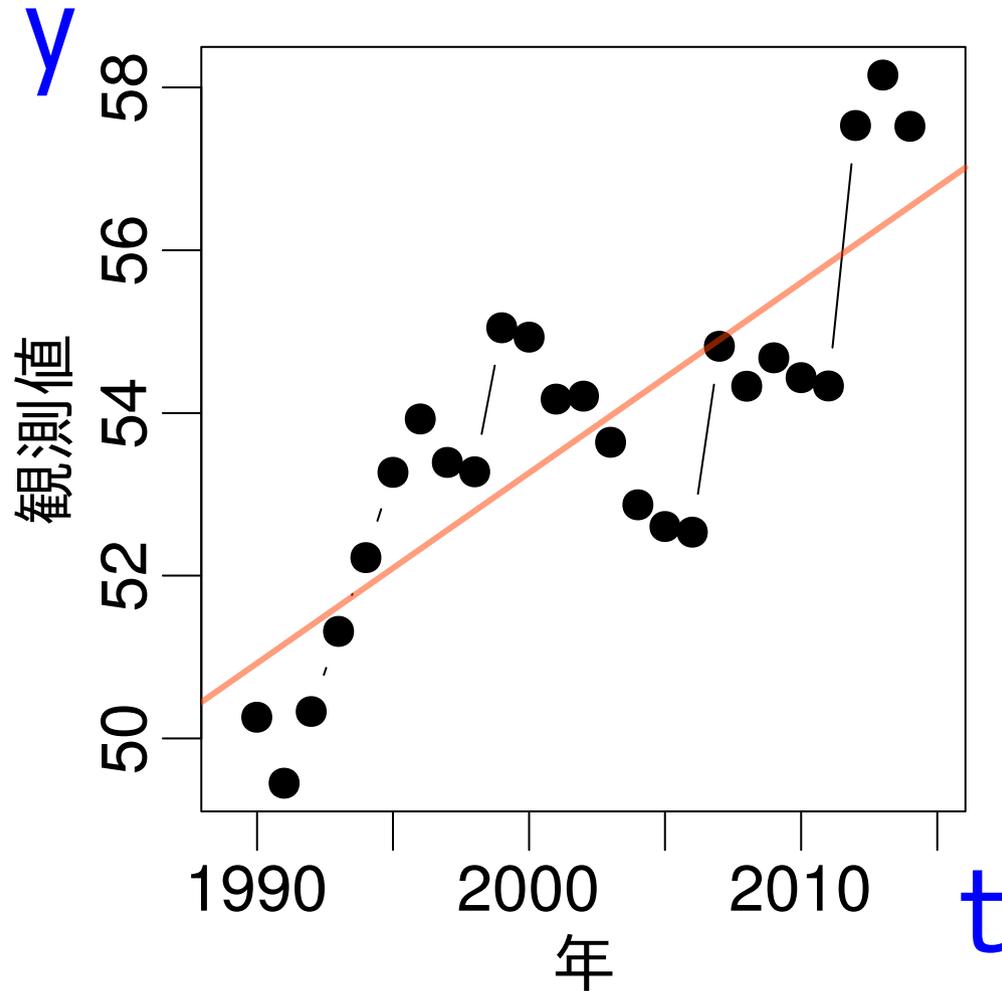
このような時系列データがあったとしましょう



$y$  は何か連続値と  
しましょう

(今日でてくる  $y$  は  
連続値ばかり, と  
いうことで)

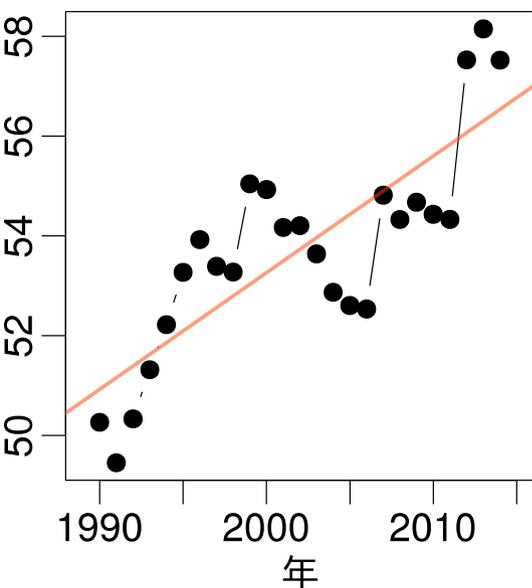
# 時系列データの統計モデリング入門



$glm(y \sim t)$

…とモデル  
をあてはめてみた

「やったーゆーいだ!!」 ……??



```
> summary(glm(formula = y ~ t))
```

Deviance Residuals:

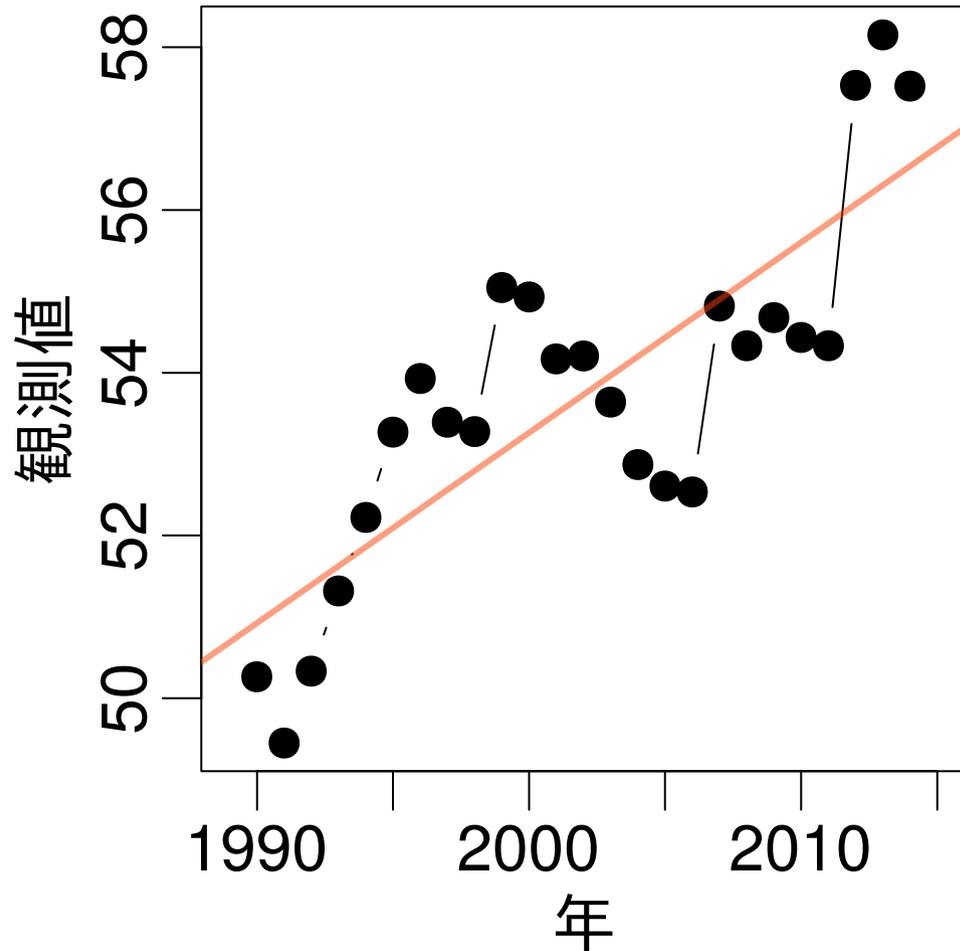
Min	1Q	Median	3Q	Max
-2.1295	-1.0583	-0.0817	0.9860	2.0188

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )
(Intercept)	-414.5655	71.4761	-5.80	6.6e-06
t	0.2339	0.0357	6.55	1.1e-06

これはまちがい →  $\text{glm}(\text{時系列}Y \sim \text{時間 } t)$

# 時系列の各点は独立ではない



「ゆるい傾き」を  
ねっぞうする原因

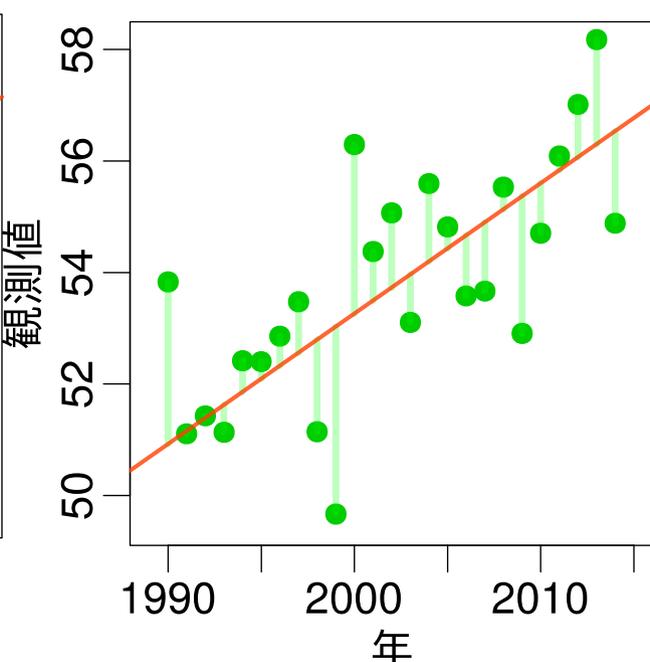
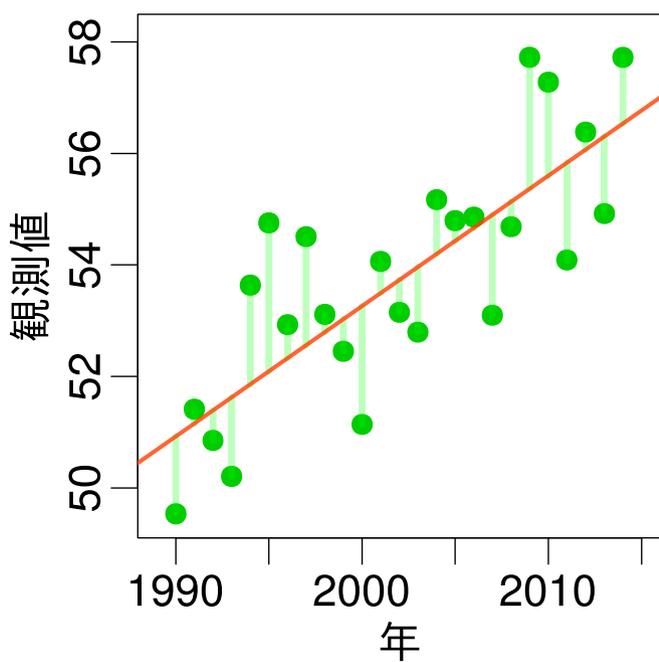
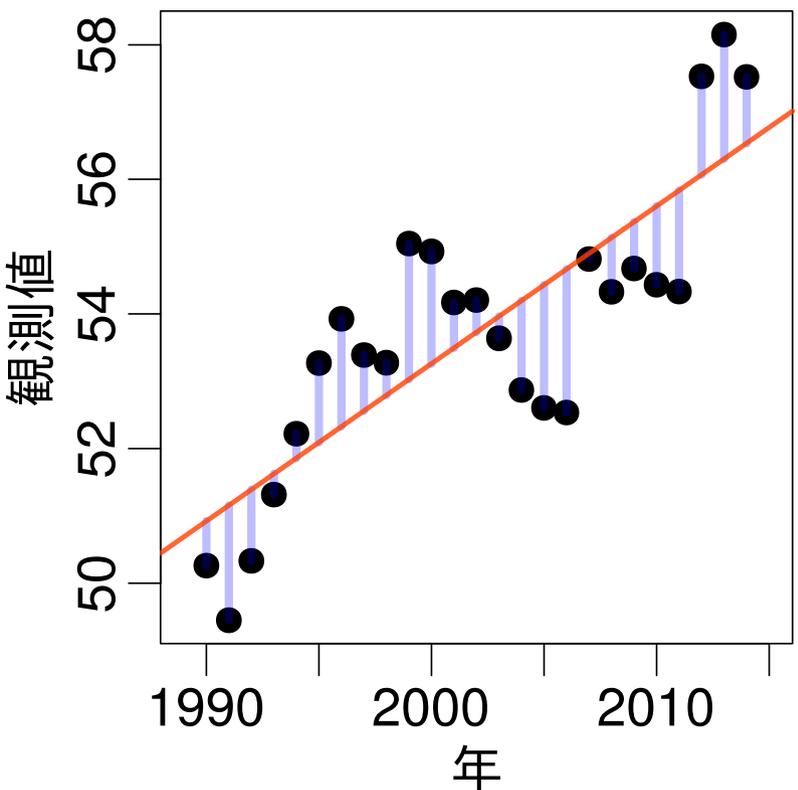
傾きの検定やめて  
AIC モデル選択  
しても同様になる

検定とかモデル選択とかそういう問題ではない

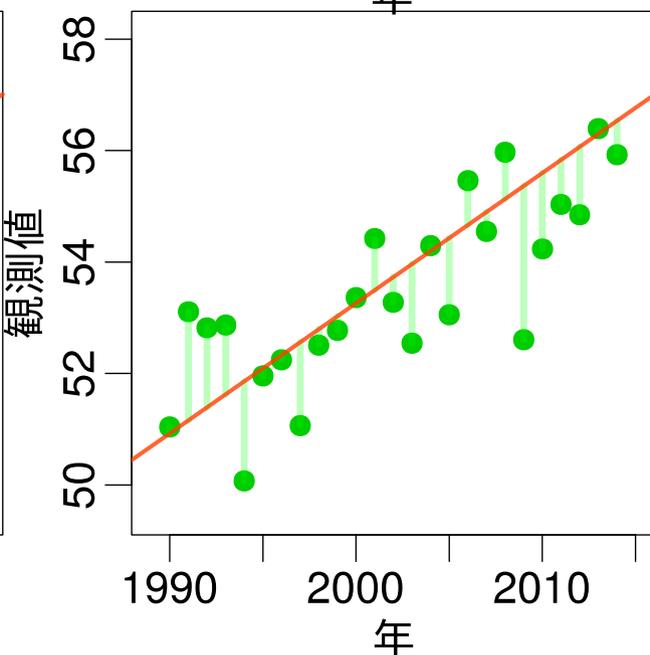
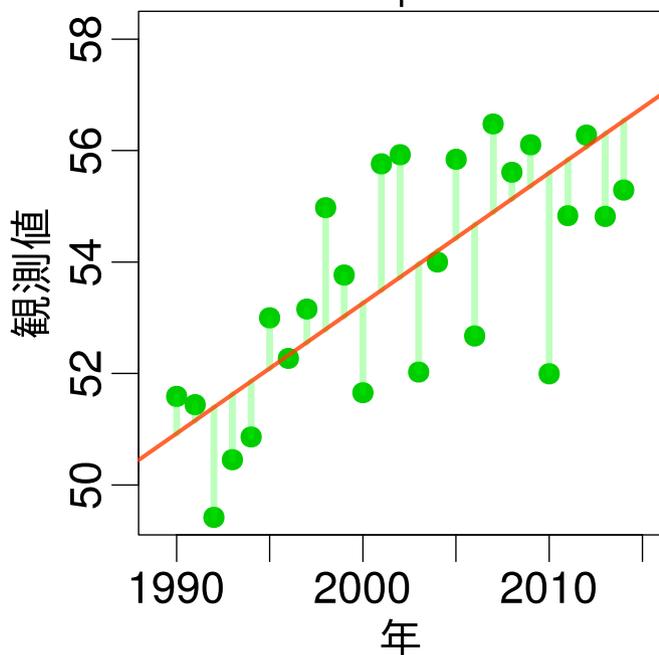
統計モデルがおかしい？

# 時系列の「ずれ」

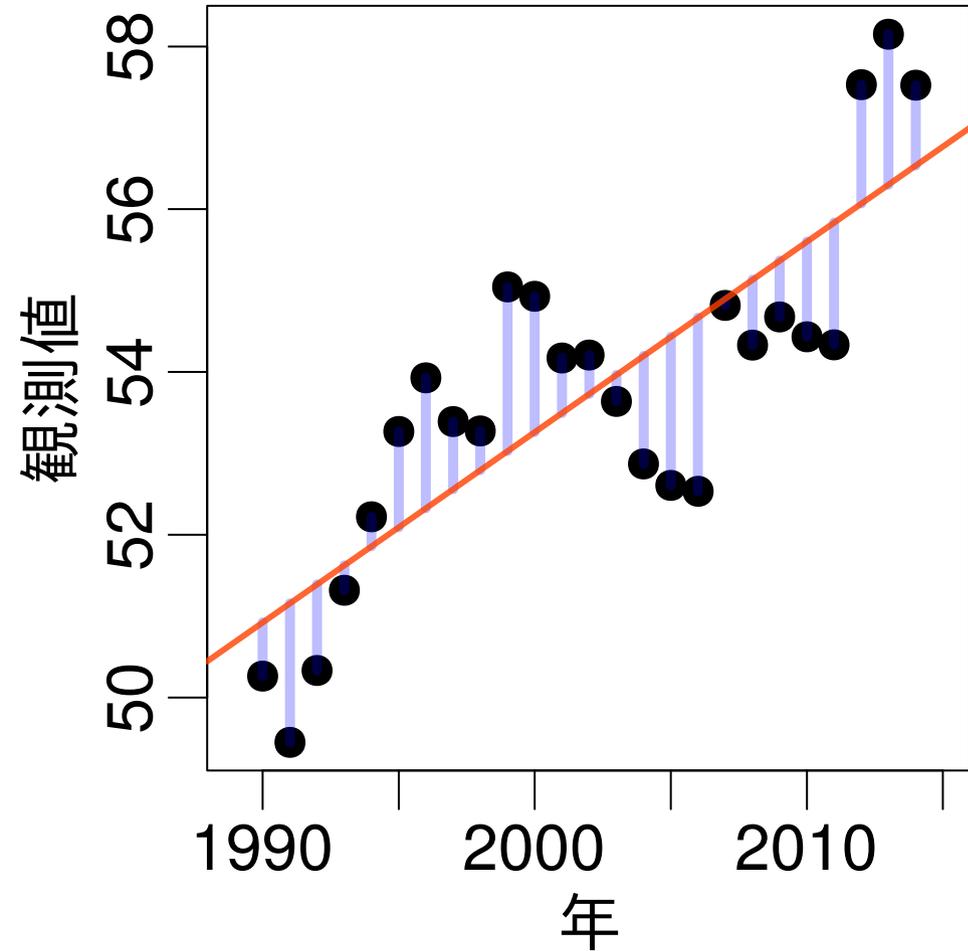
# GLM のずれ



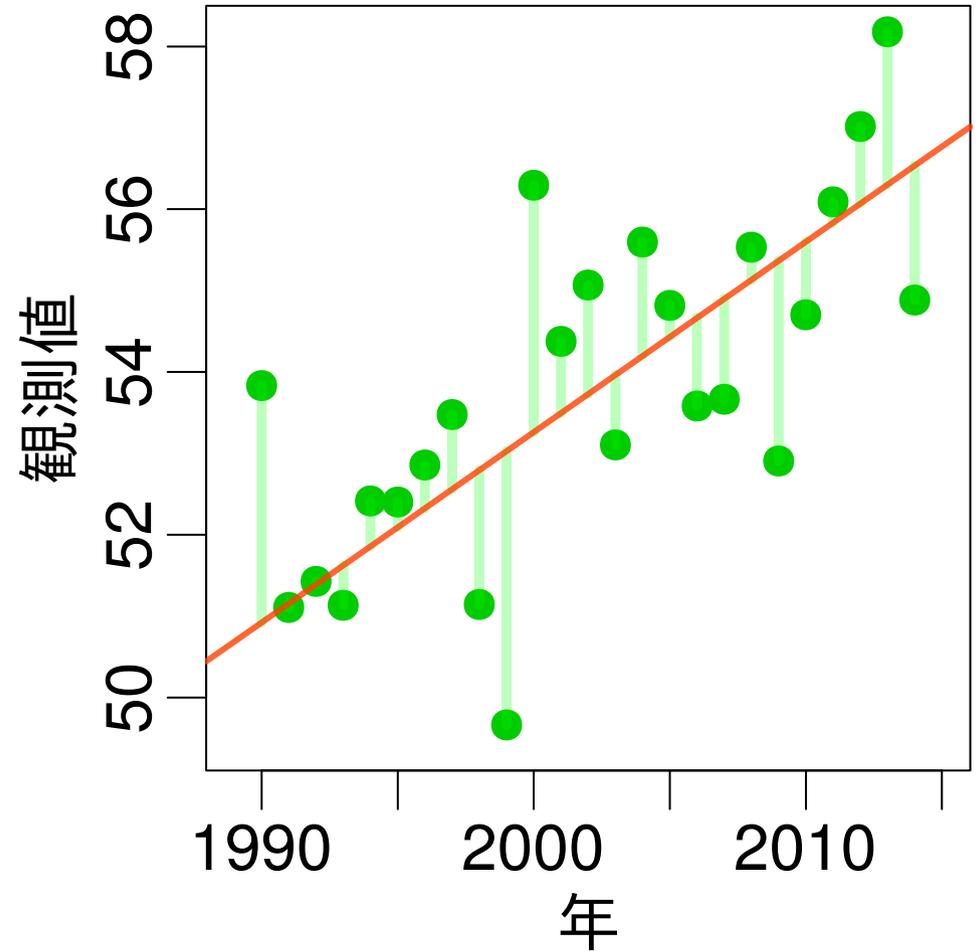
ずれかたが  
ちがってる?



# 時系列の「ずれ」



# GLM のずれ

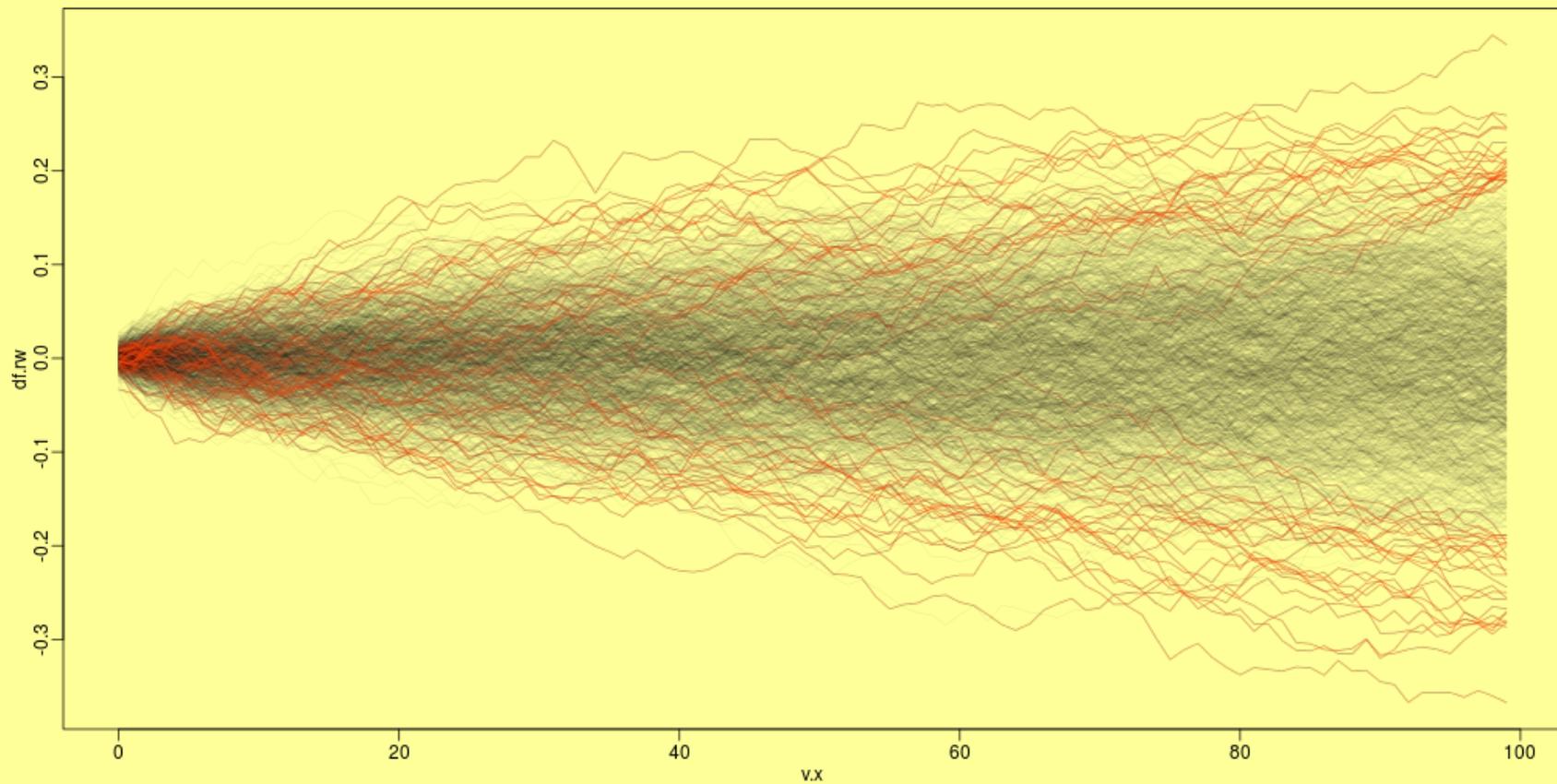


直線からのずれがちがう!

時間的自己相関がある

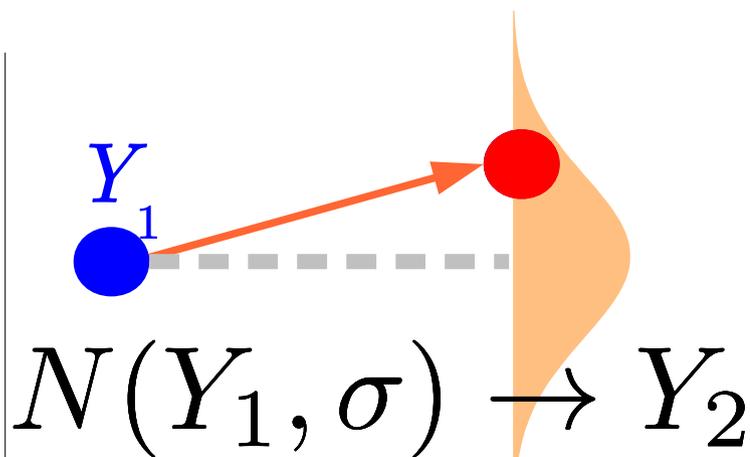
時間的自己相関がない

# 時系列の基本モデルのひとつ ランダムウォーク（乱歩）

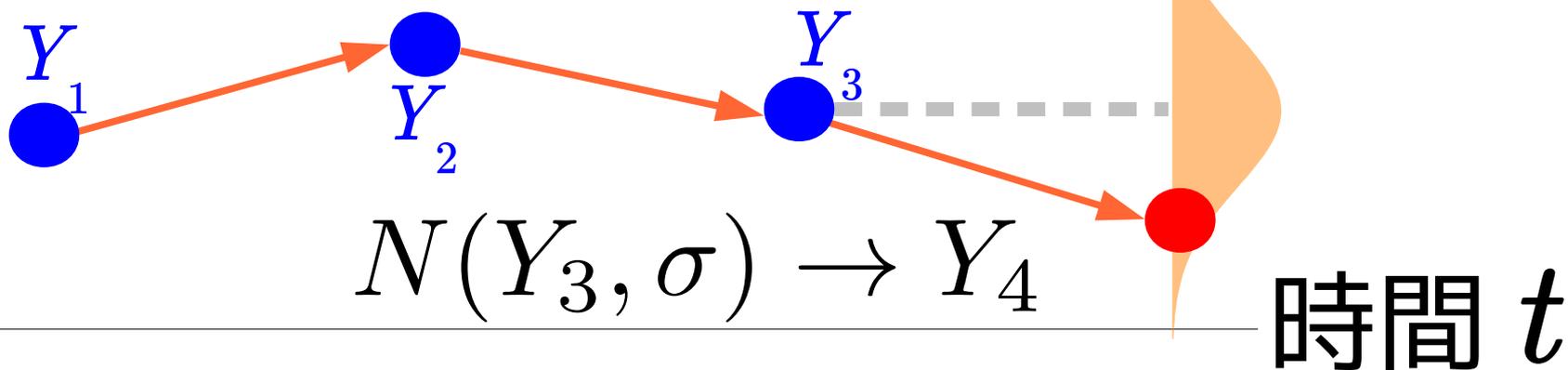
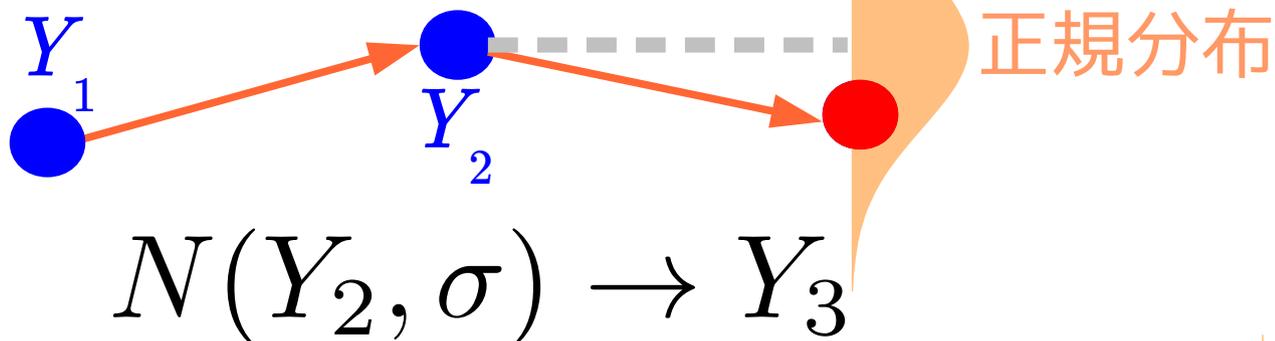


変数

$Y$

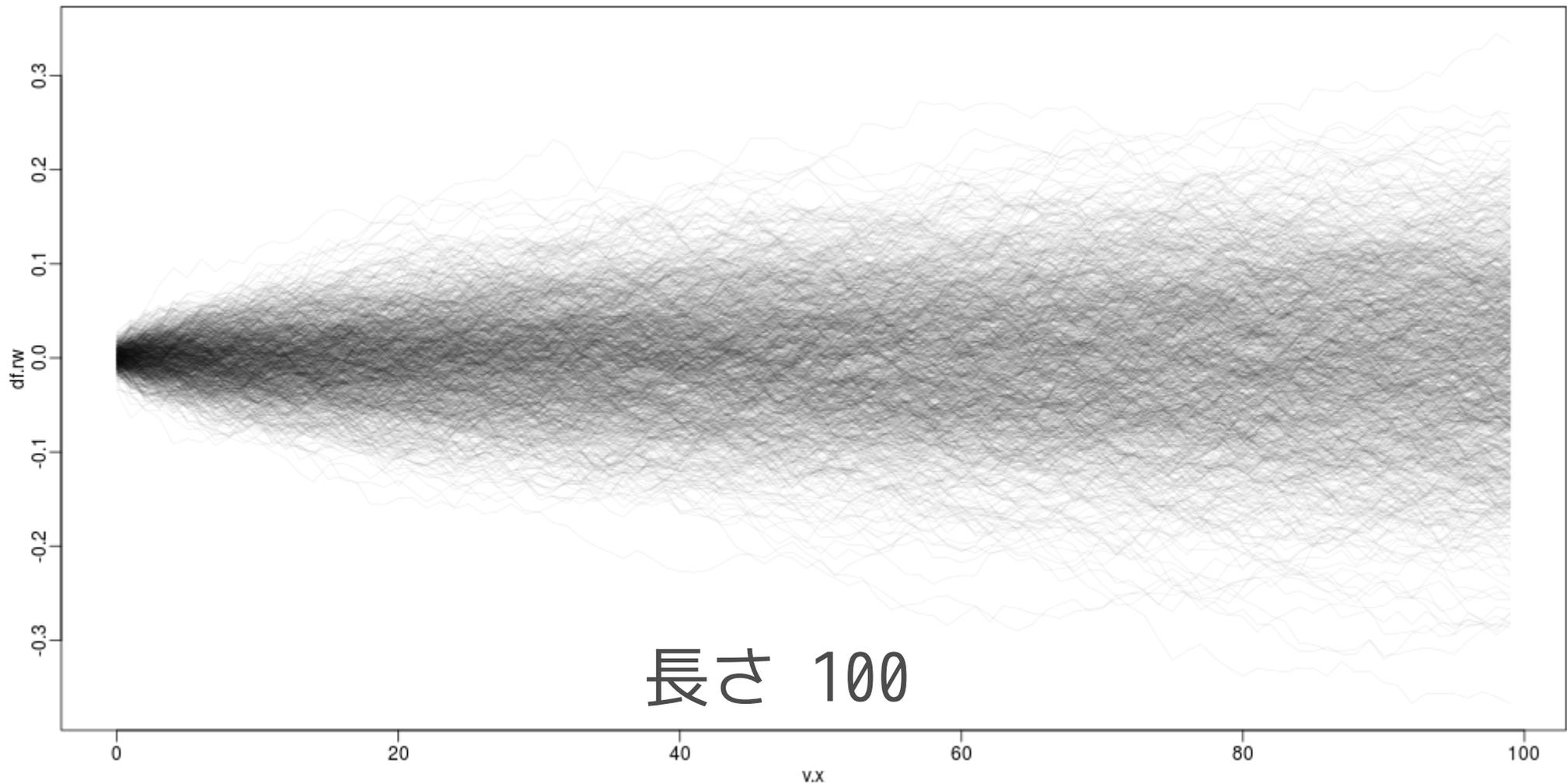


ランダムウォーク  
もっとも単純な  
モデル



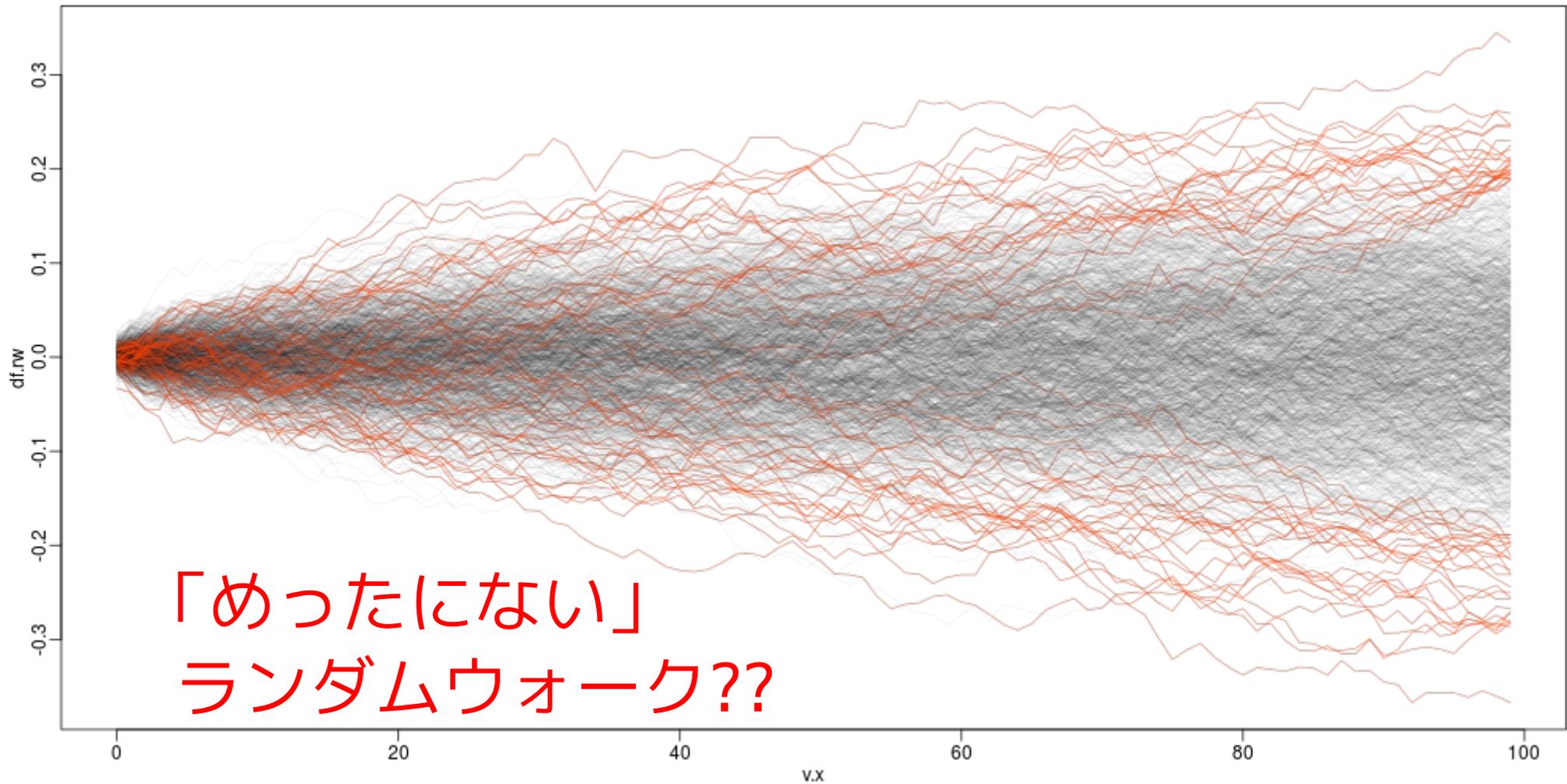
# ランダムウォークなサンプル時系列

とりあえず 1000 本ほど生成してみました



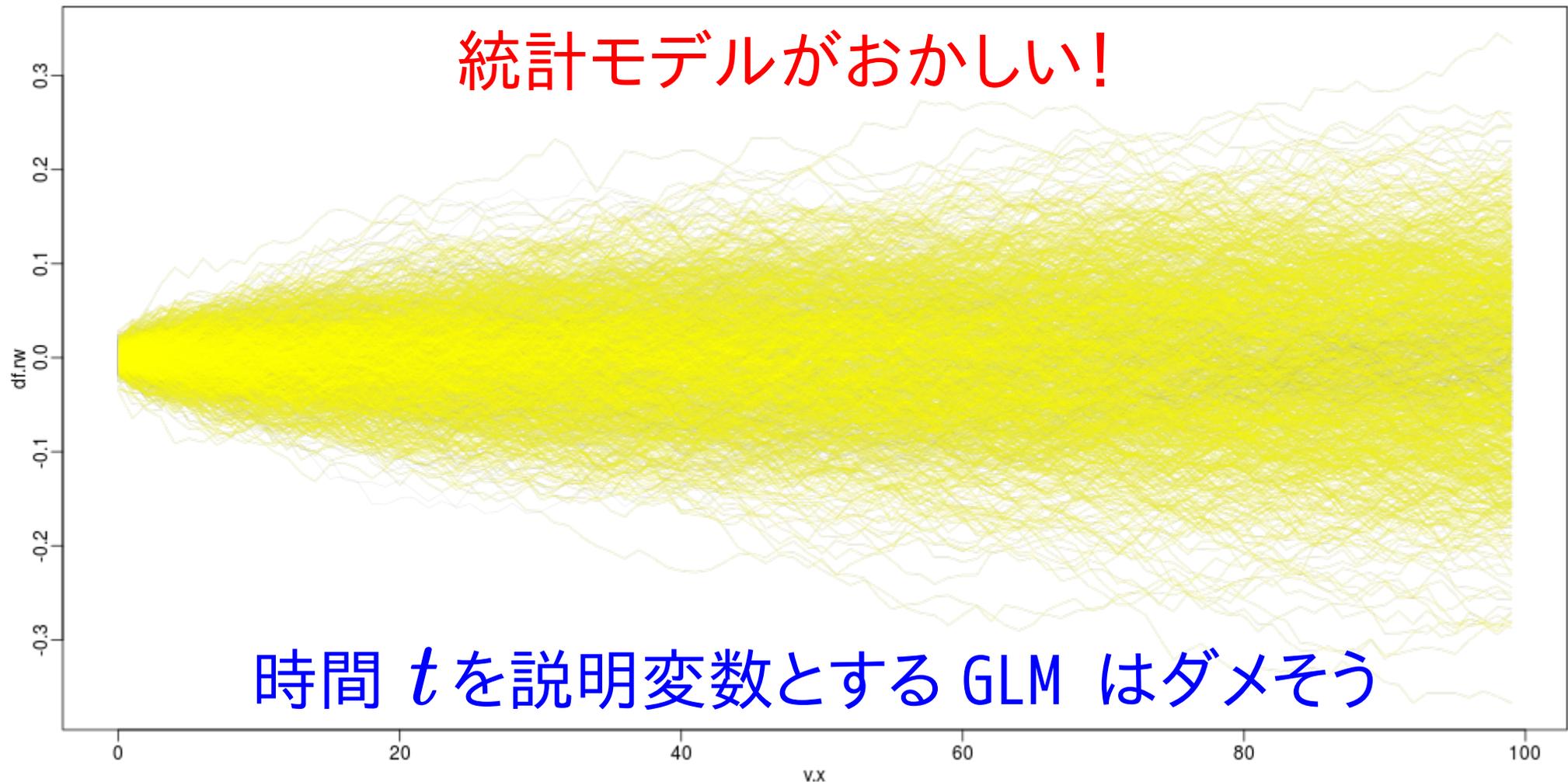
# 例外的な時系列というのはいりえる

たとえば  $t = 100$  でかなり外れている **50 本**



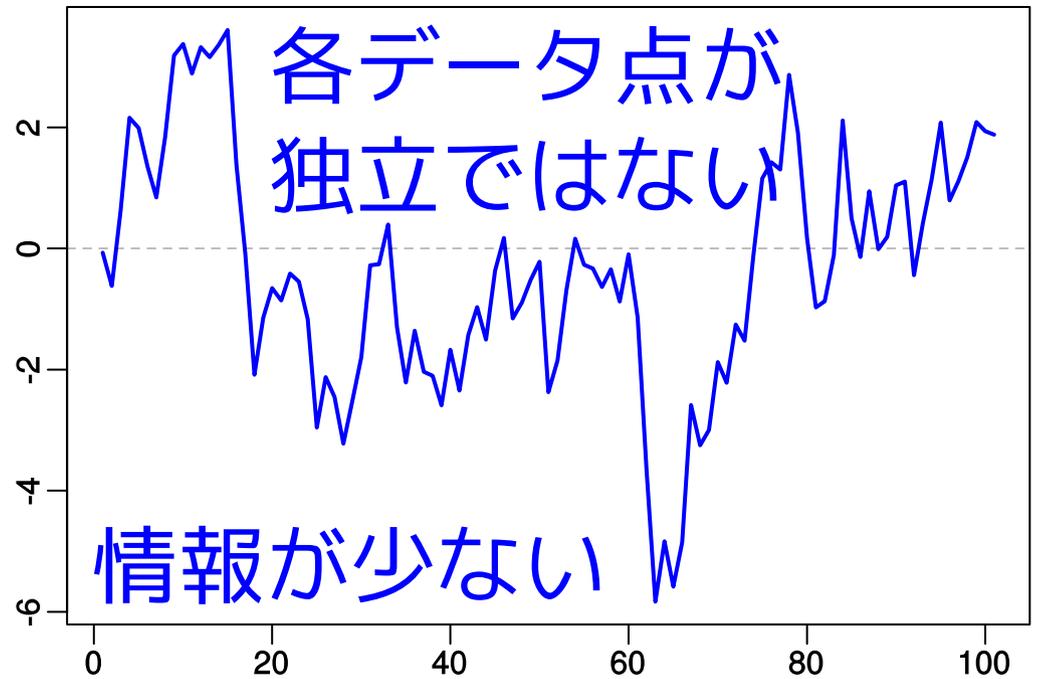
# しかし直線回帰 GLM あてはめると…

ほとんどすべての場合で「ゆーい」！

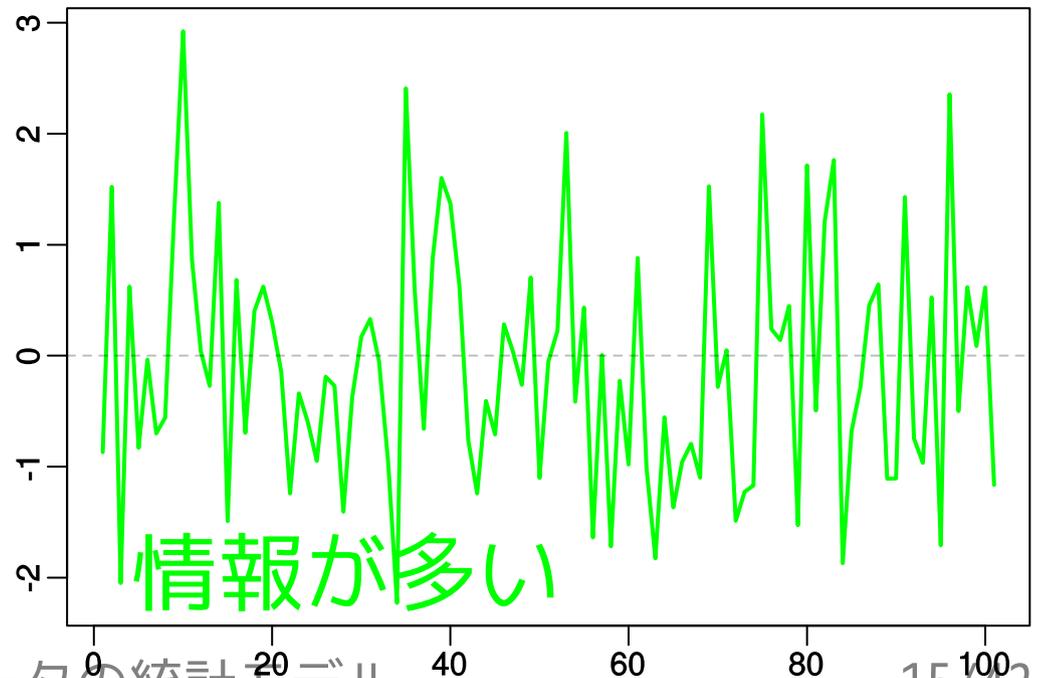


# ちょっとでも傾いてたら「ゆーい」

実際には  
こんなデータ  
なのに



R の `glm()` は  
こんなデータ  
だとみなしている

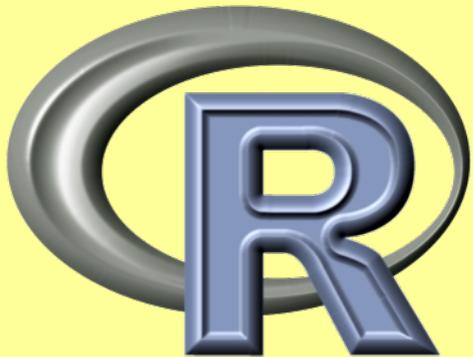


# 時間的自己相関

(略称:自己相関, 時間相関)

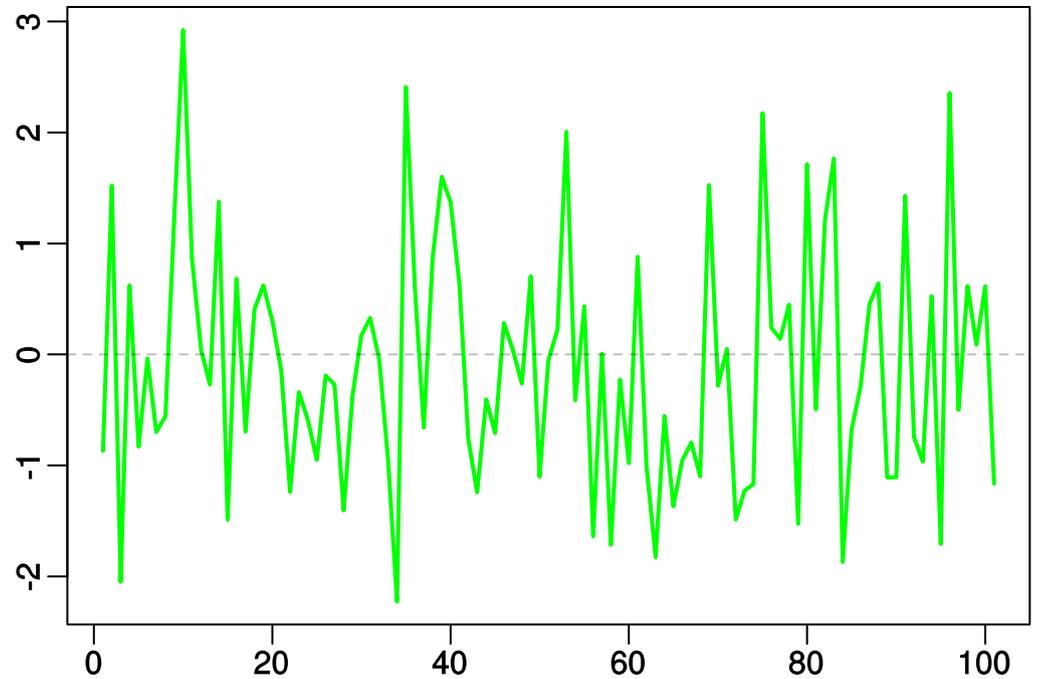
を調べたらいいの?

$$\rho_k = \frac{\text{Cov}(y_t, y_{t-k})}{\sqrt{\text{Var}(y_t) \cdot \text{Var}(y_{t-1})}}$$

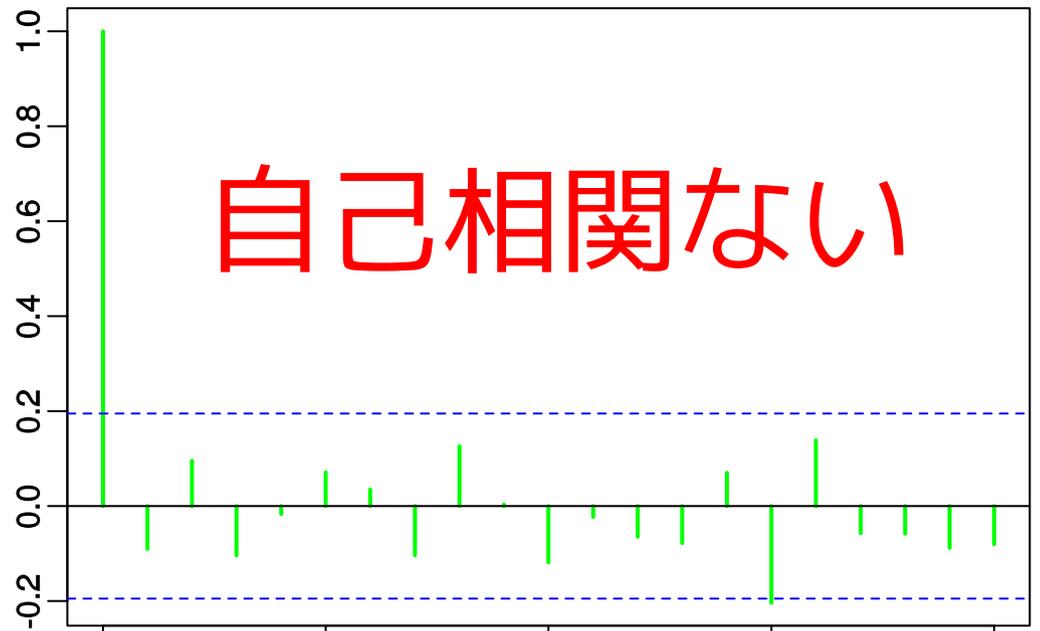


# R の ts クラス: 時系列をあつかう

```
plot(ts(Y))
```

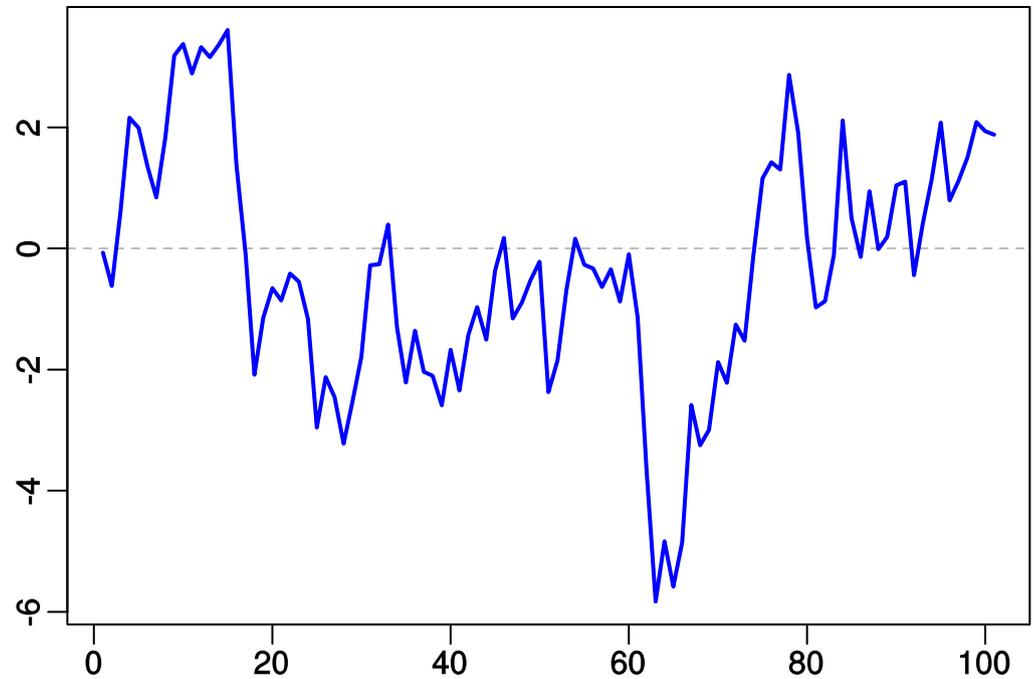


```
plot(acf(ts(Y)))
```

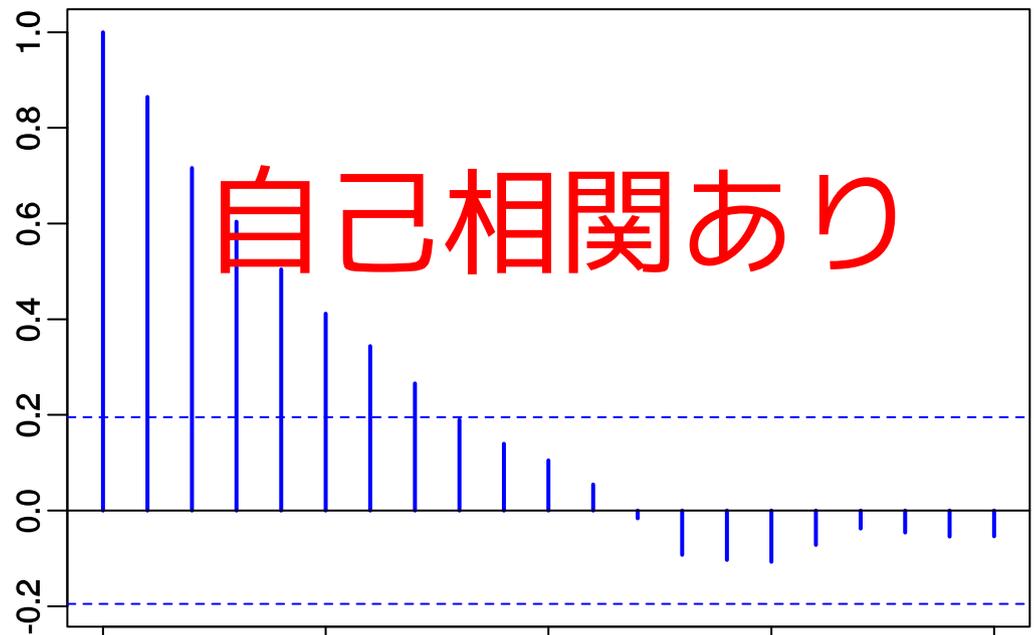


# 自己相関減衰の様子を図示

`plot(ts(Y))`

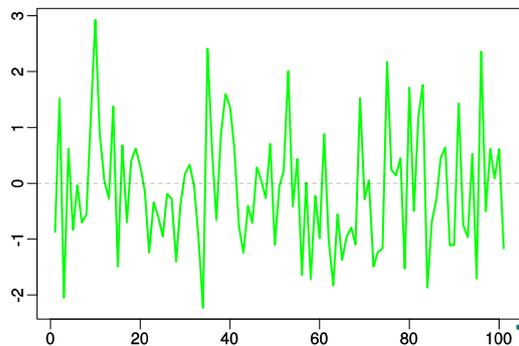


`plot(acf(ts(Y)))`

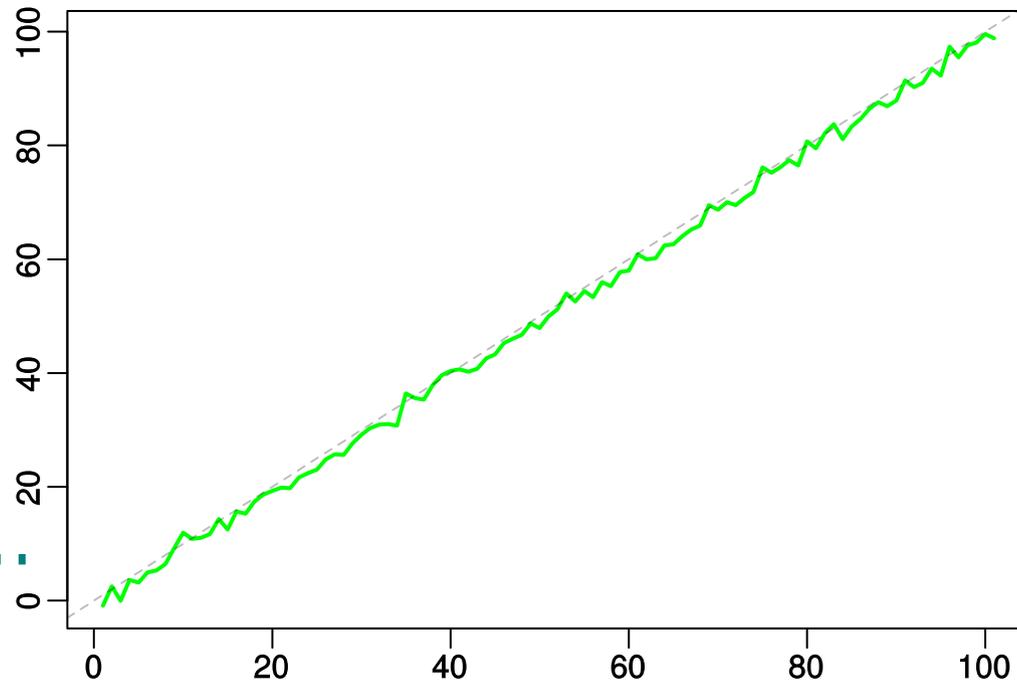


# 各点独立のデータをナナメにすると？

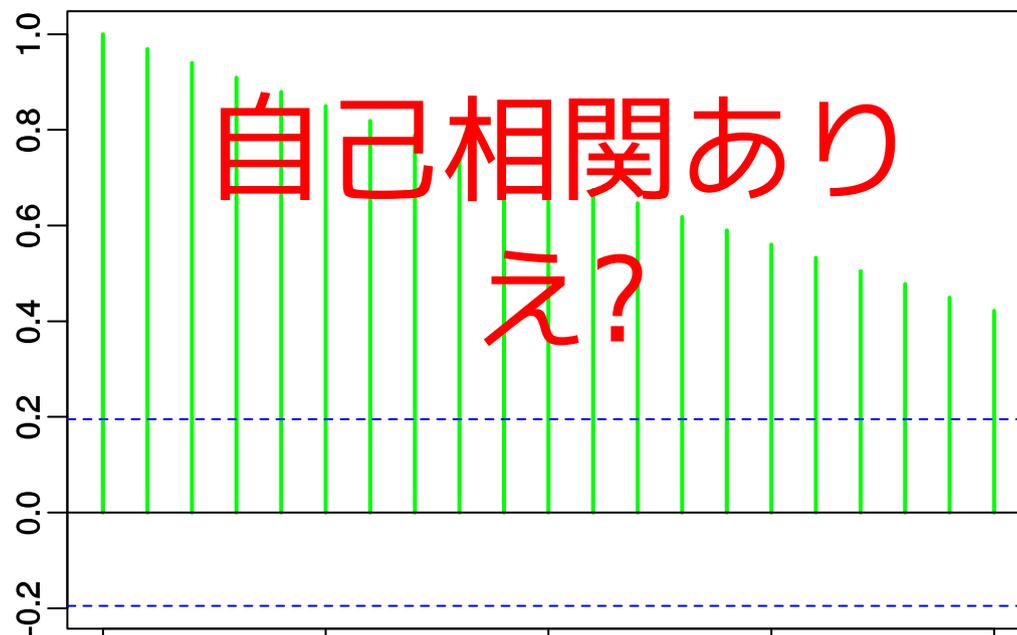
`plot(ts(Y))`



これを  
ナナメに  
したもの  
なんだけど...

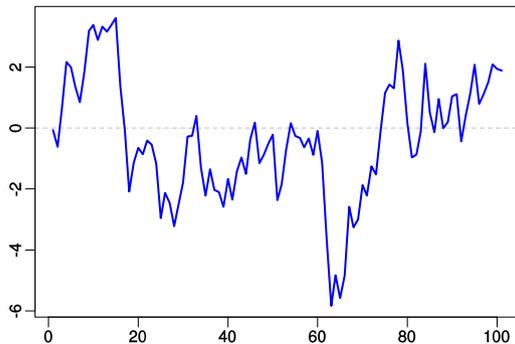


`plot(acf(ts(Y)))`

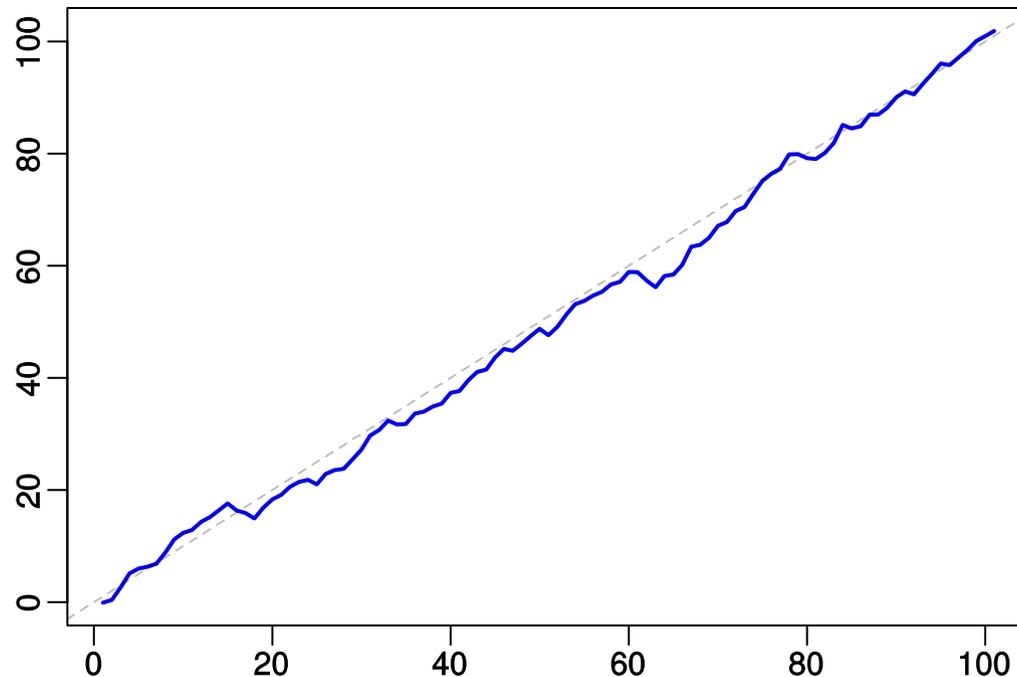


# 各点独立のデータをナナメにすると?

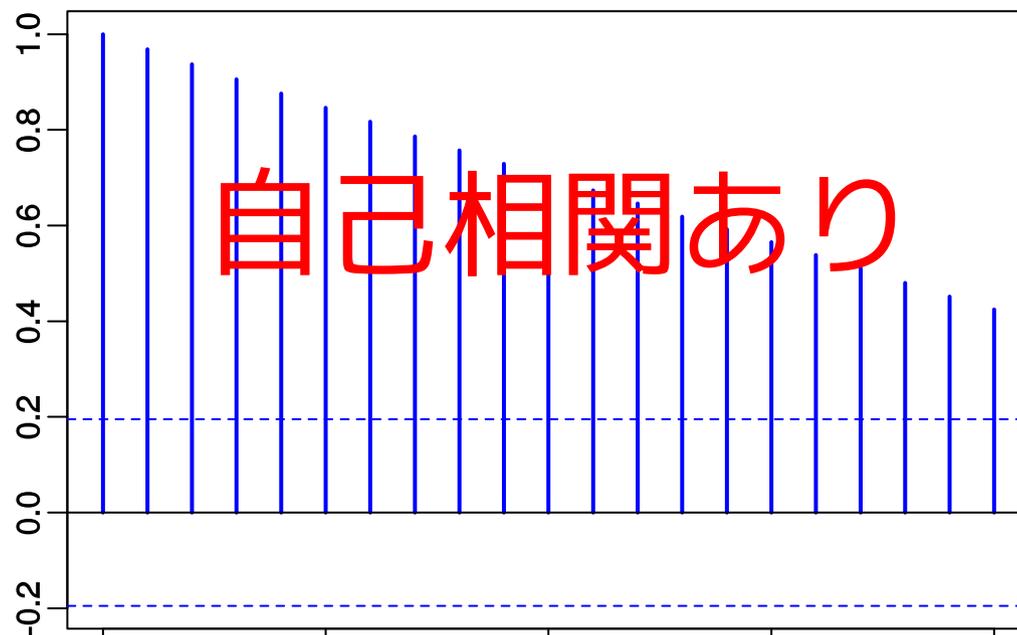
`plot(ts(Y))`



これを  
ナナメに  
したもの

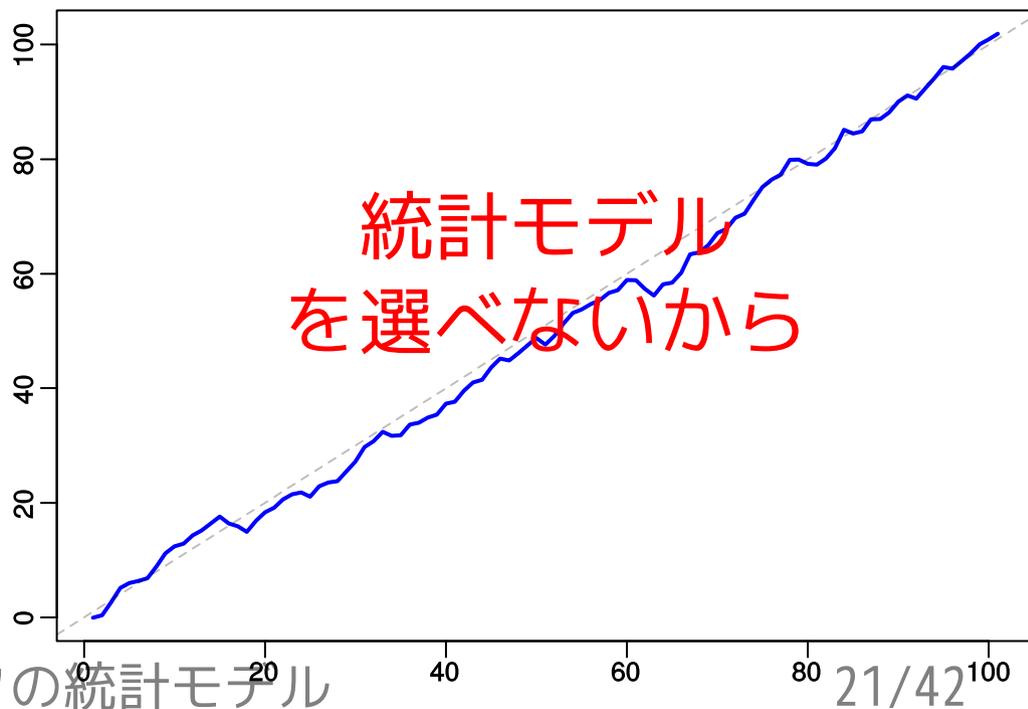
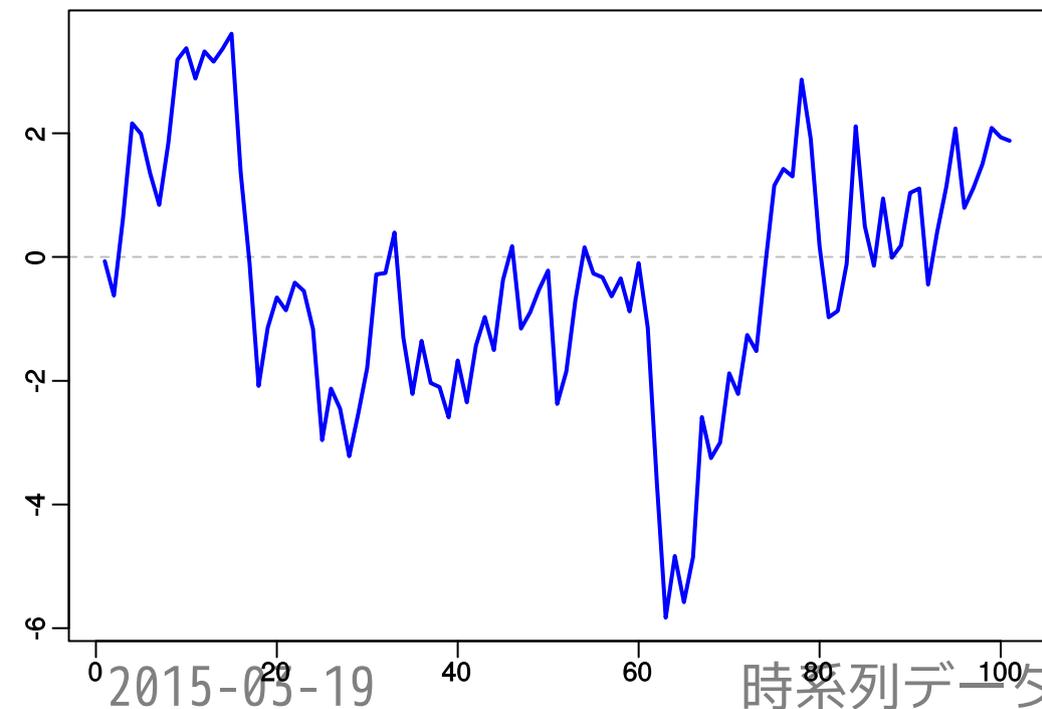
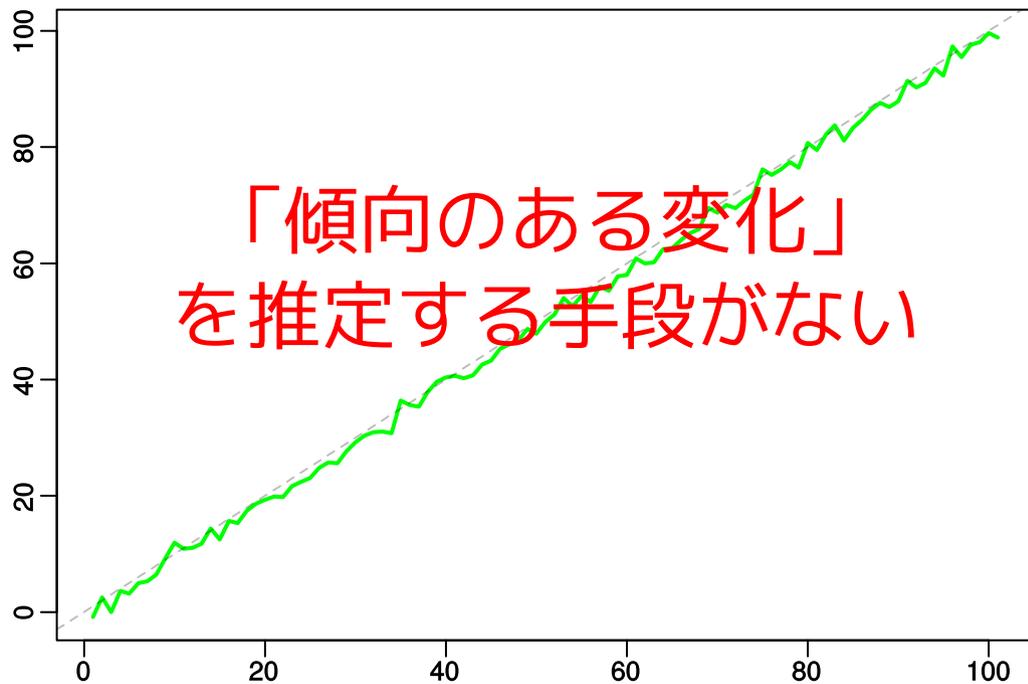
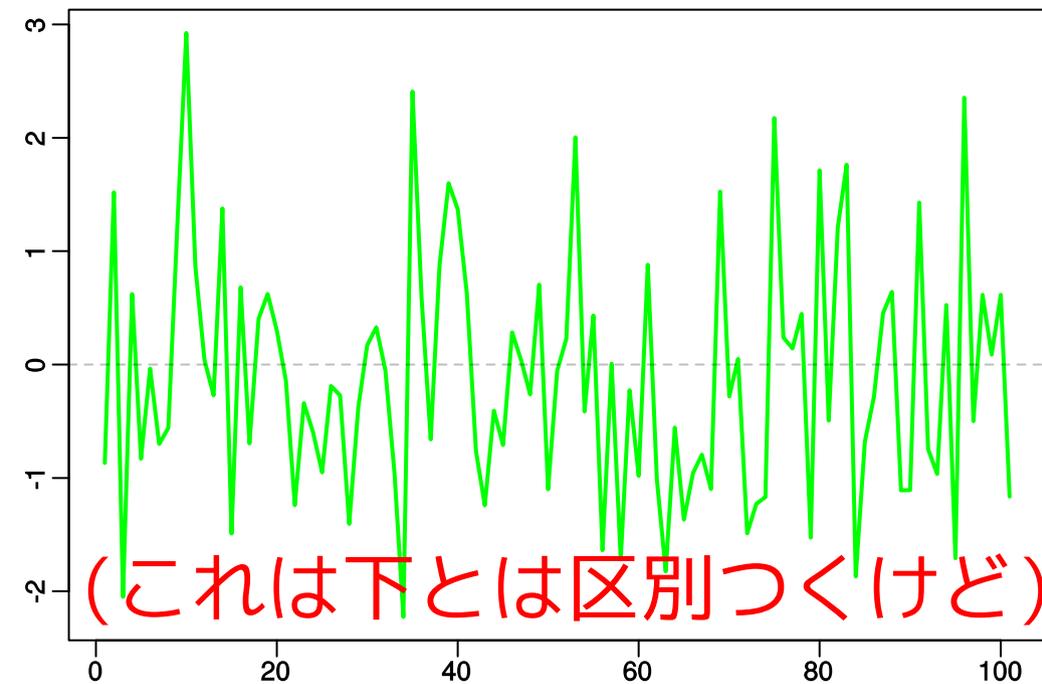


`plot(acf(ts(Y)))`



自己相関あり

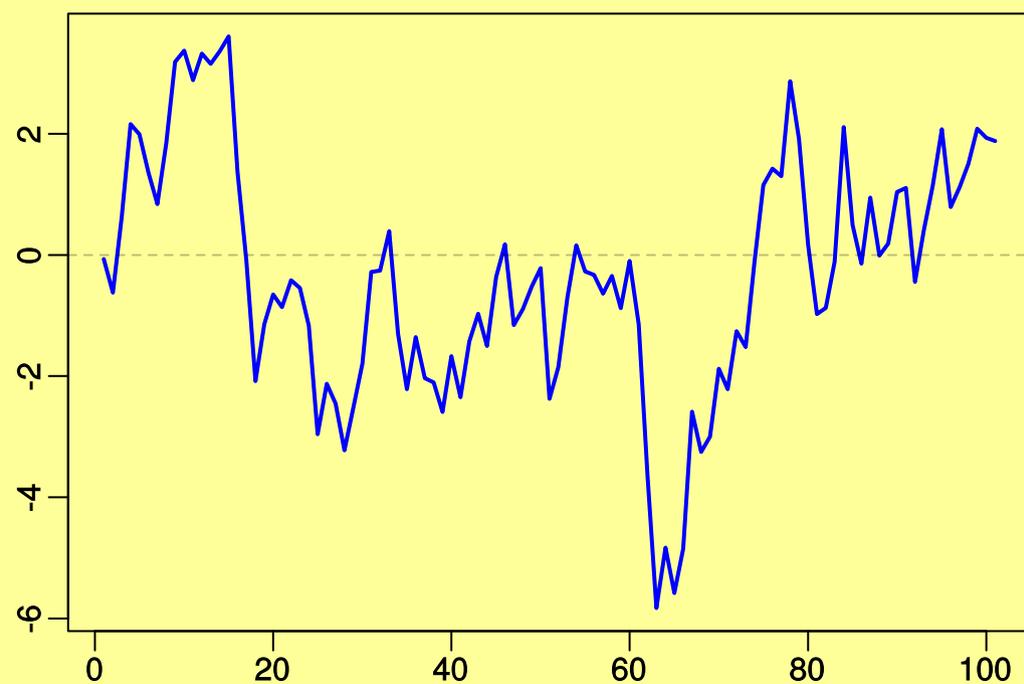
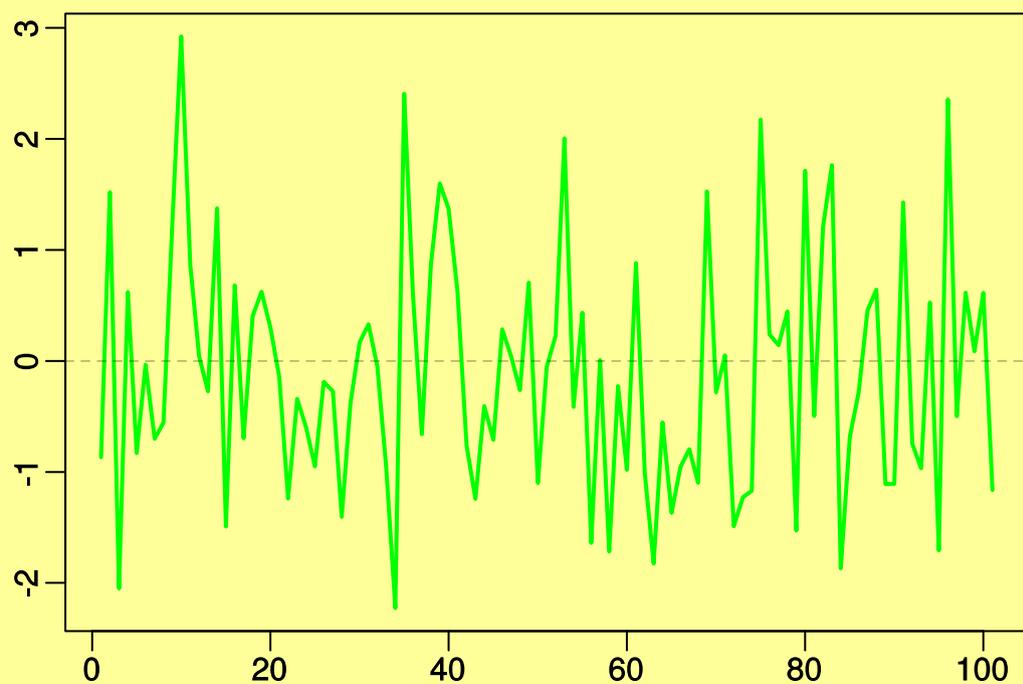
# 自己相関係数みても区別がつかない



# 状態空間モデルでたちむかう

## 時系列データ解析

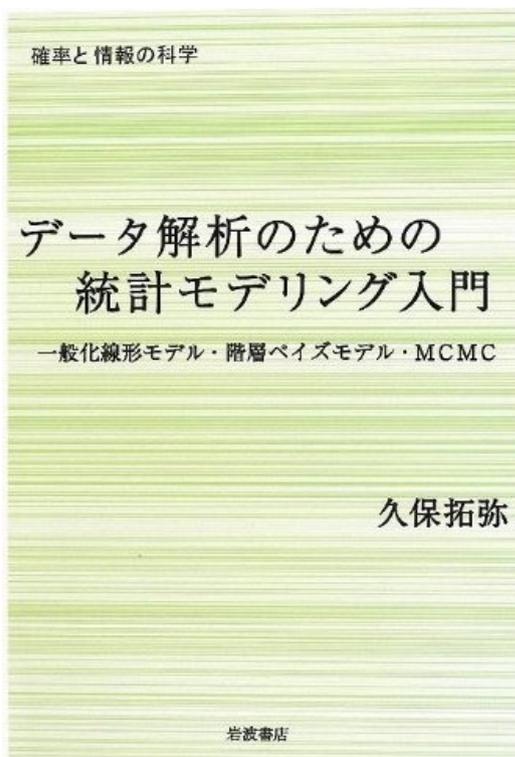
いろいろな時系列データを  
統一的にあつかえないか？



# 「統計モデル」とは何か？

どんな統計解析においても  
統計モデルが使用されている

- 観察によってデータ化された現象を説明するために作られる
- 確率分布が基本的な部品であり、これはデータにみられるばらつきを表現する手段である
- データとモデルを対応づける手つづきが準備されていて、モデルがデータにどれぐらい良くあてはまっているかを定量的に評価できる



# 「統計モデル」のしくみを理解しよう!

もうすこし「わかった」ような気分?

種子数の平均値はサイズ  $x$  とともに増大する

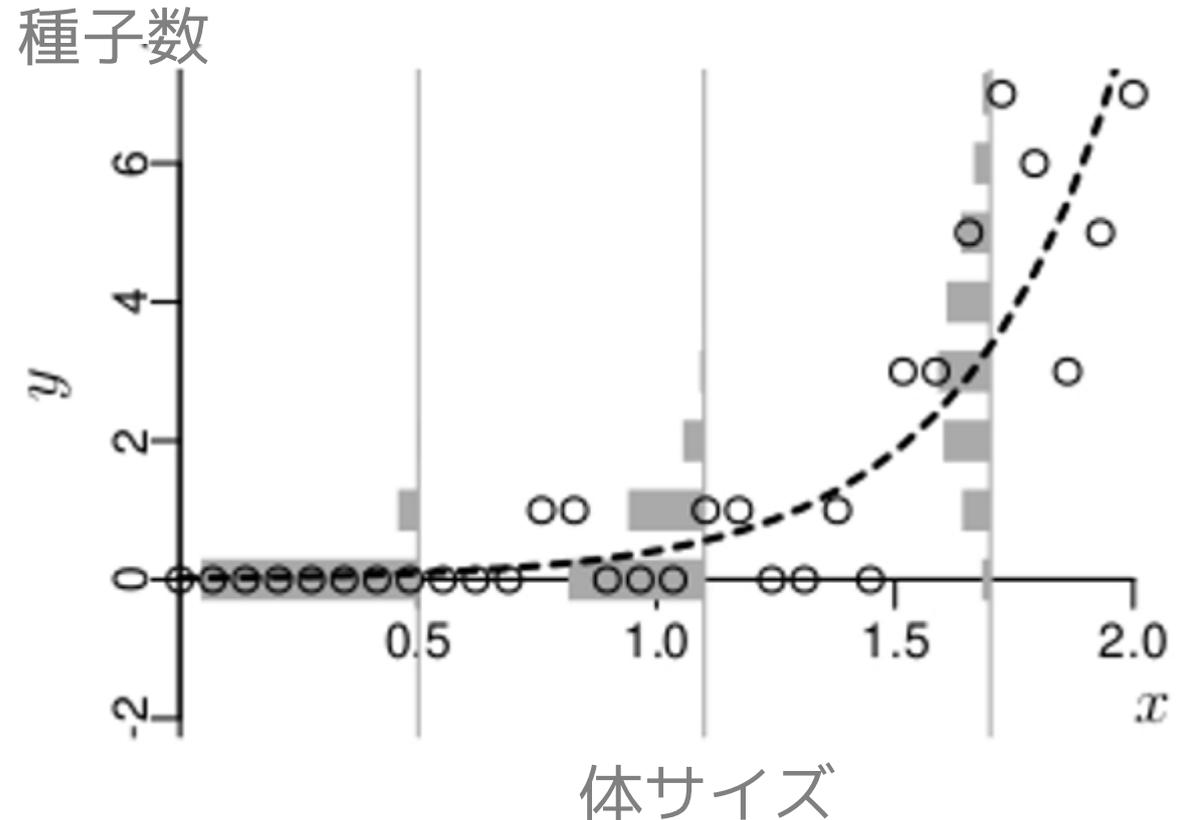
➡ **どのように変化するのか?**  
数式で書くとどうなる?

平均値が増大するとばらつきが変化する

➡ **どのようにばらつくのか?**  
確率分布?

統計モデルをデータにうまくあてはめる

➡ **どのようにあてはめるのが妥当なのか? パラメーター推定法?**

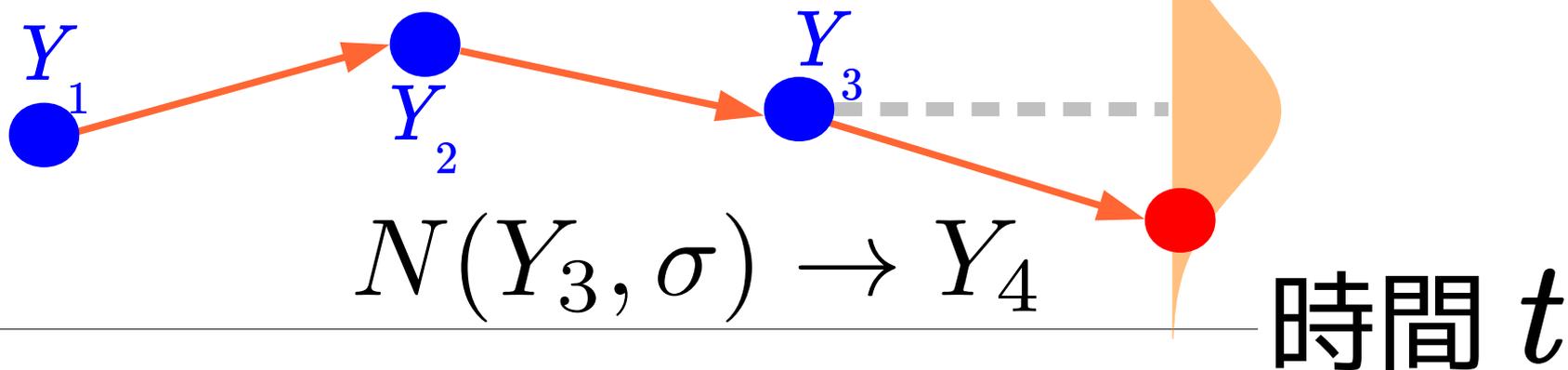
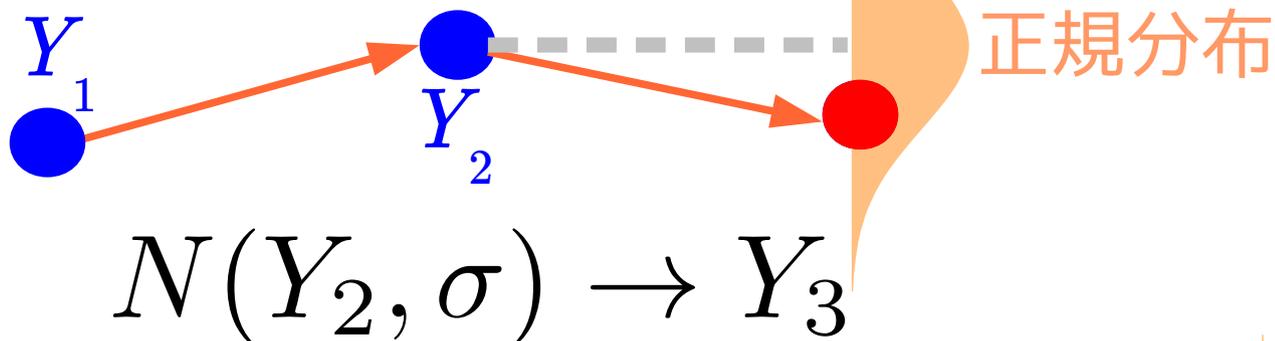
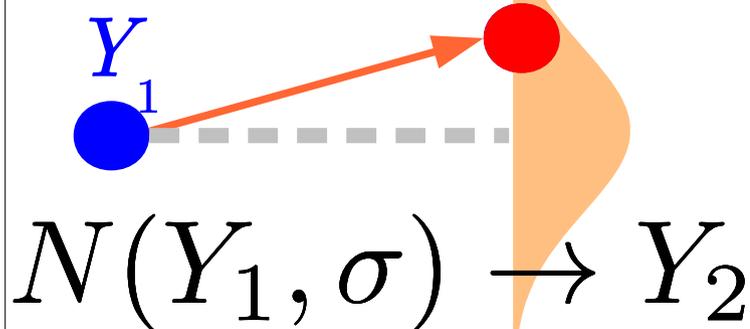


変数

$Y$

ランダムウォーク

もっとも単純な  
モデル



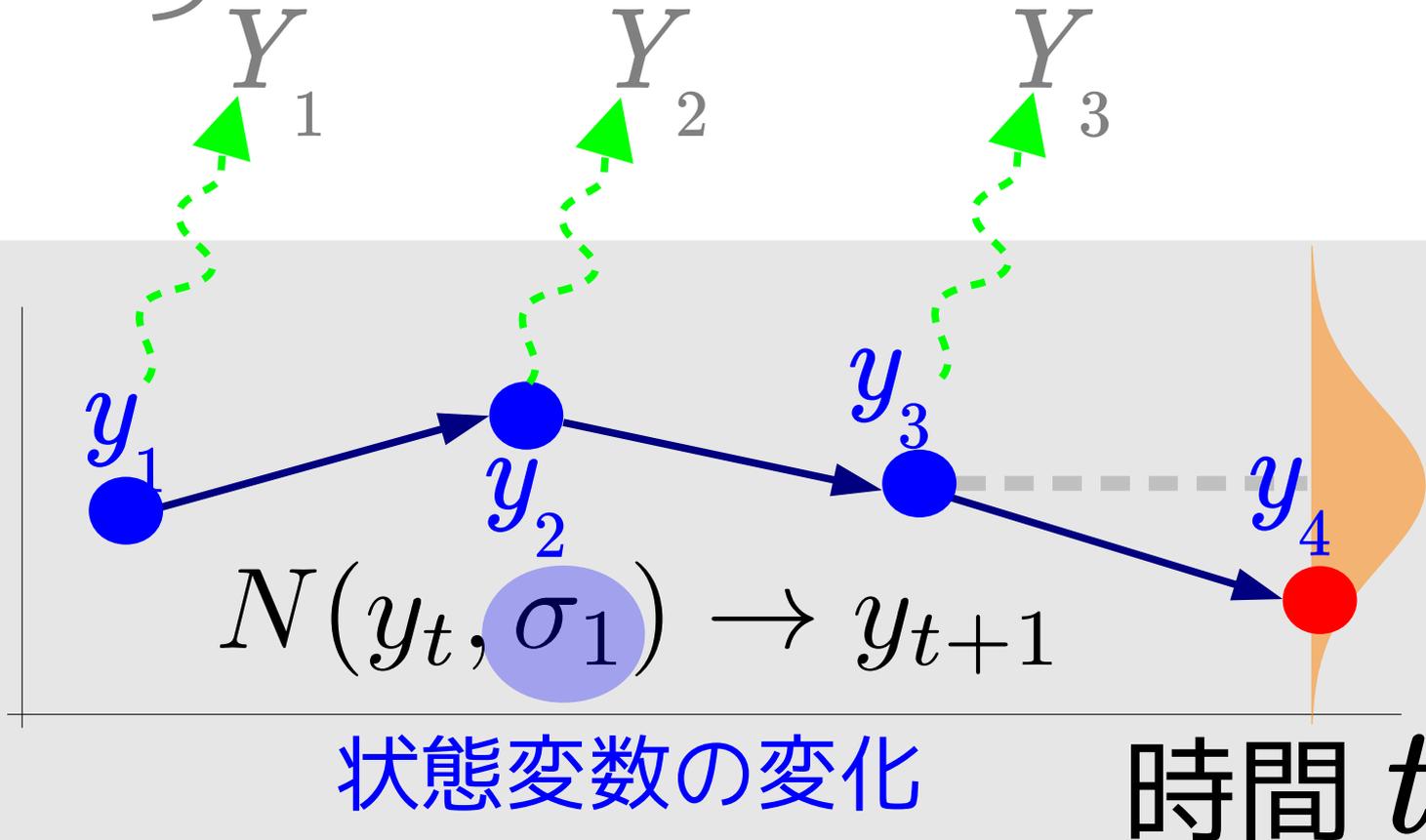
# 状態空間モデル

観測の誤差

$$N(y_t, \sigma_2) \rightarrow Y_t$$

二種類の  $\sigma$  をもつ

観測データ



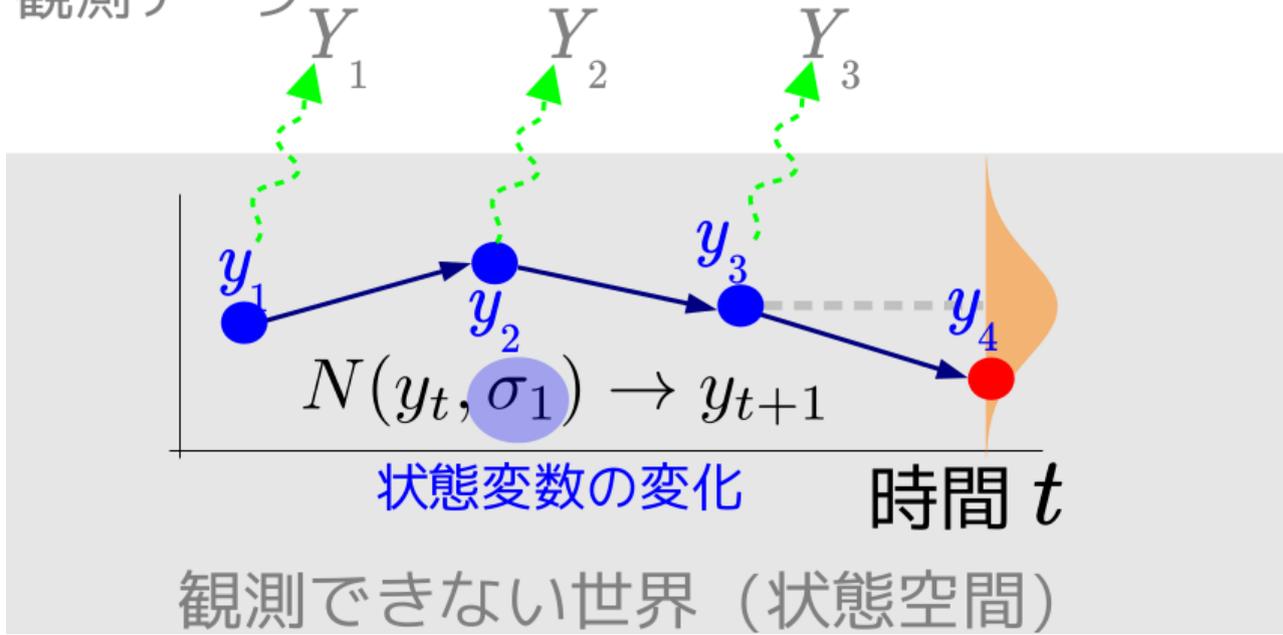
観測できない世界 (状態空間)

# 状態空間モデル

観測の誤差

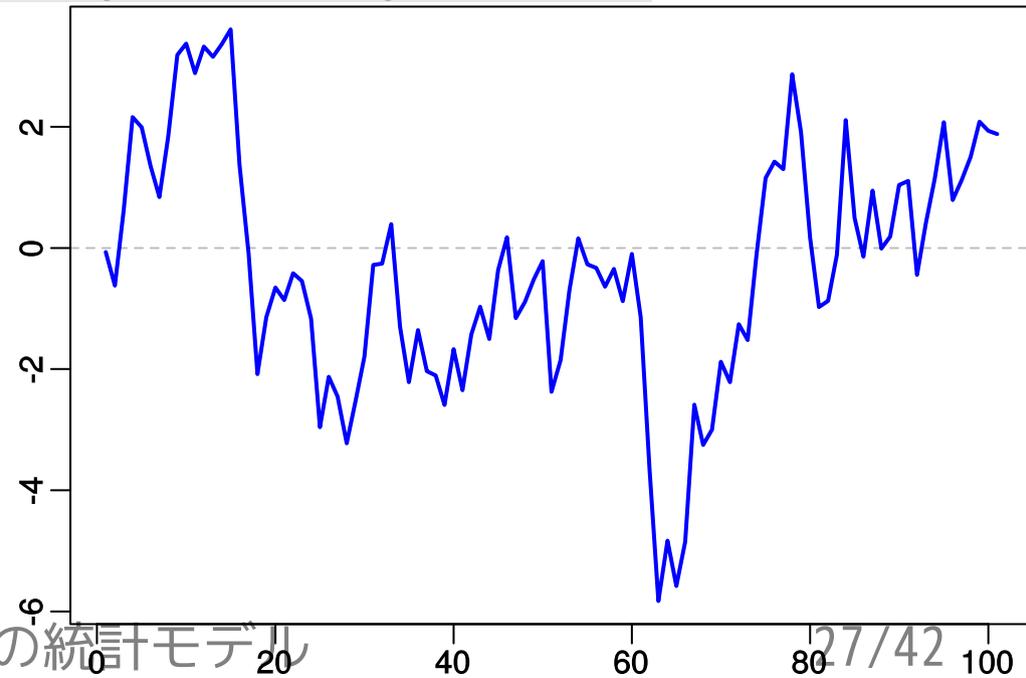
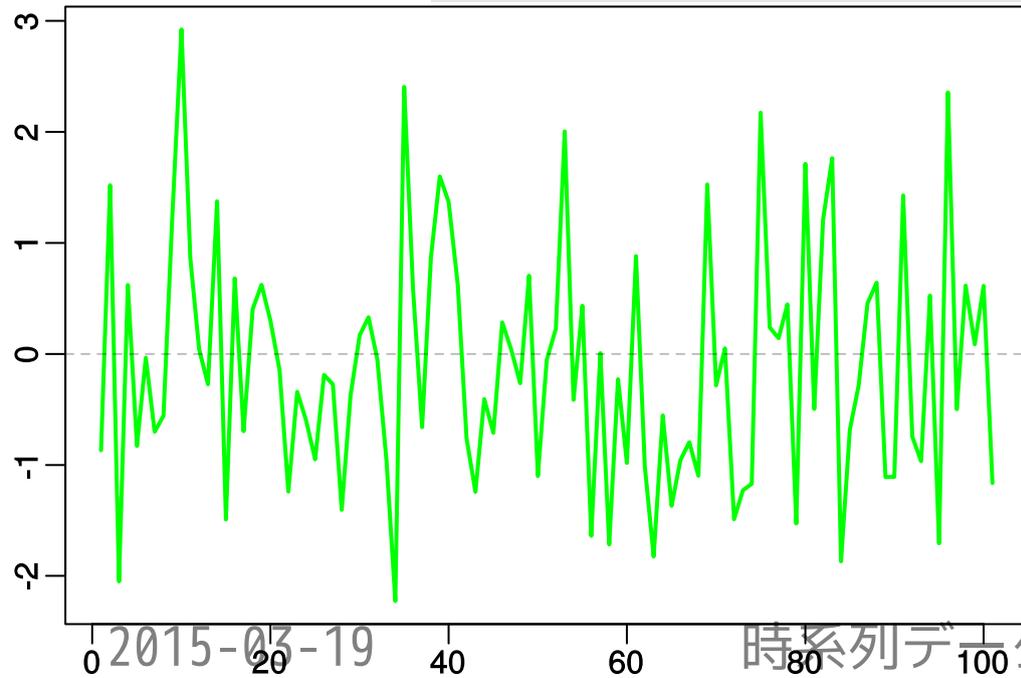
$$N(y_t, \sigma_2) \rightarrow Y_t \quad \text{二種類の } \sigma \text{ をもつ}$$

観測データ



$\sigma_2$  大  
 $\sigma_1$  小

$\sigma_2$  小  
 $\sigma_1$  大



時系列データの統計モデル

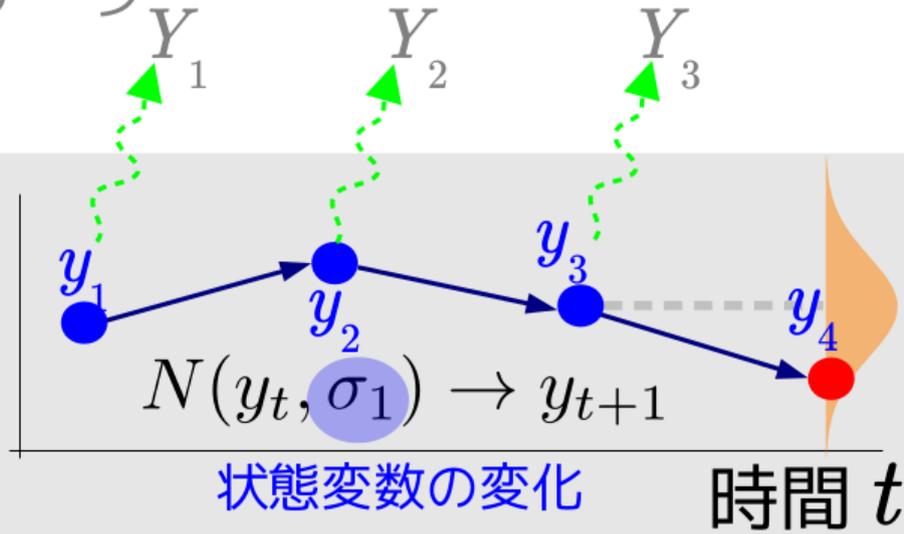
27/42 100

# 状態空間モデル

観測の誤差

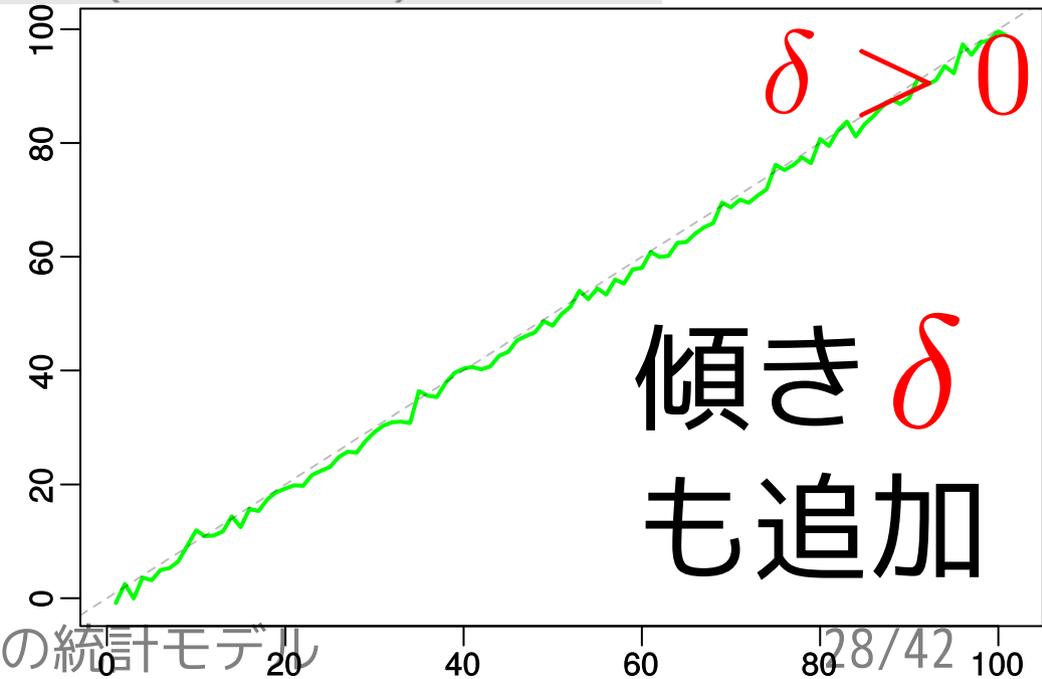
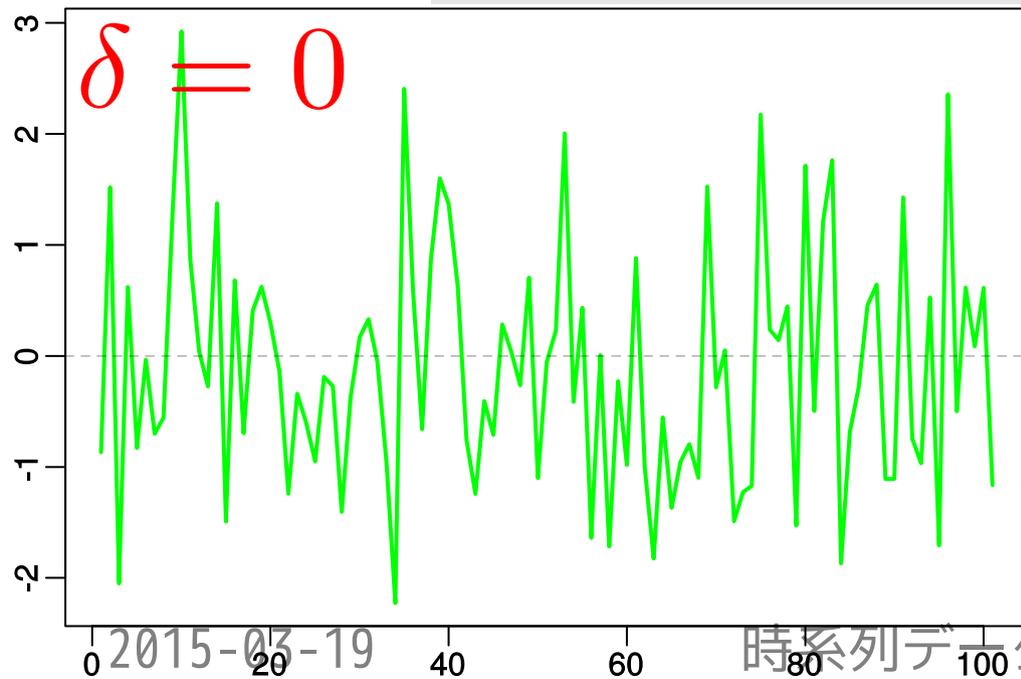
$$N(y_t, \sigma_2) \rightarrow Y_t \quad \text{二種類の } \sigma \text{ をもつ}$$

観測データ



$\sigma_2$  大  
 $\sigma_1$  小

観測できない世界 (状態空間)

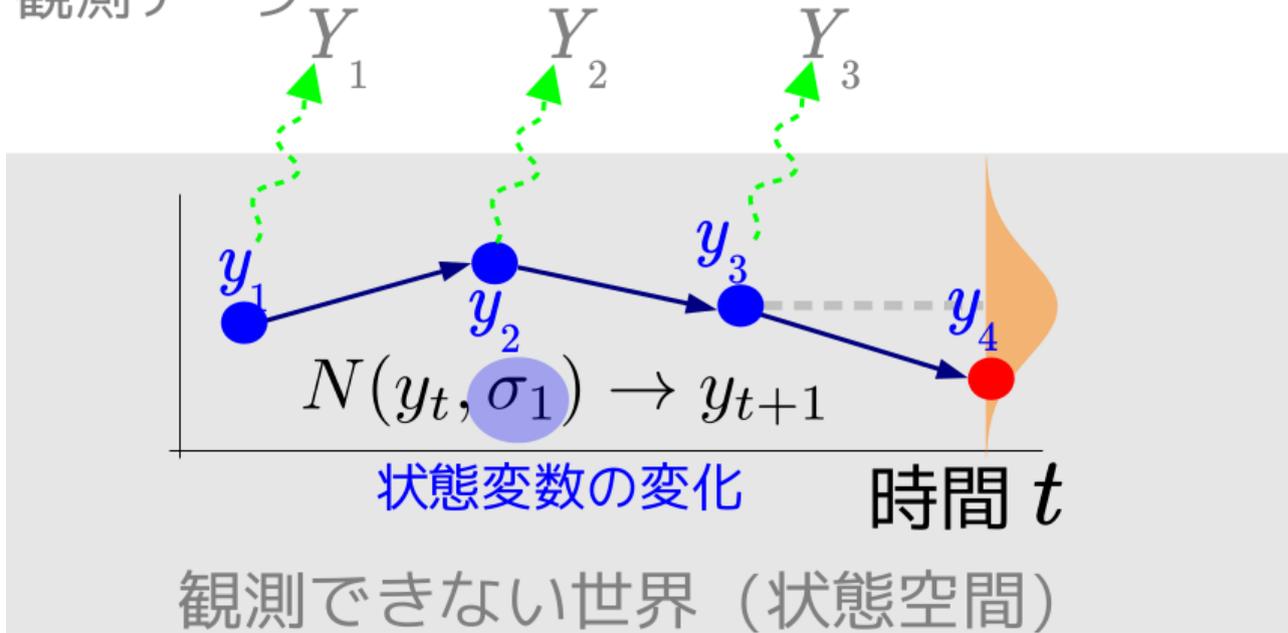


# 状態空間モデル

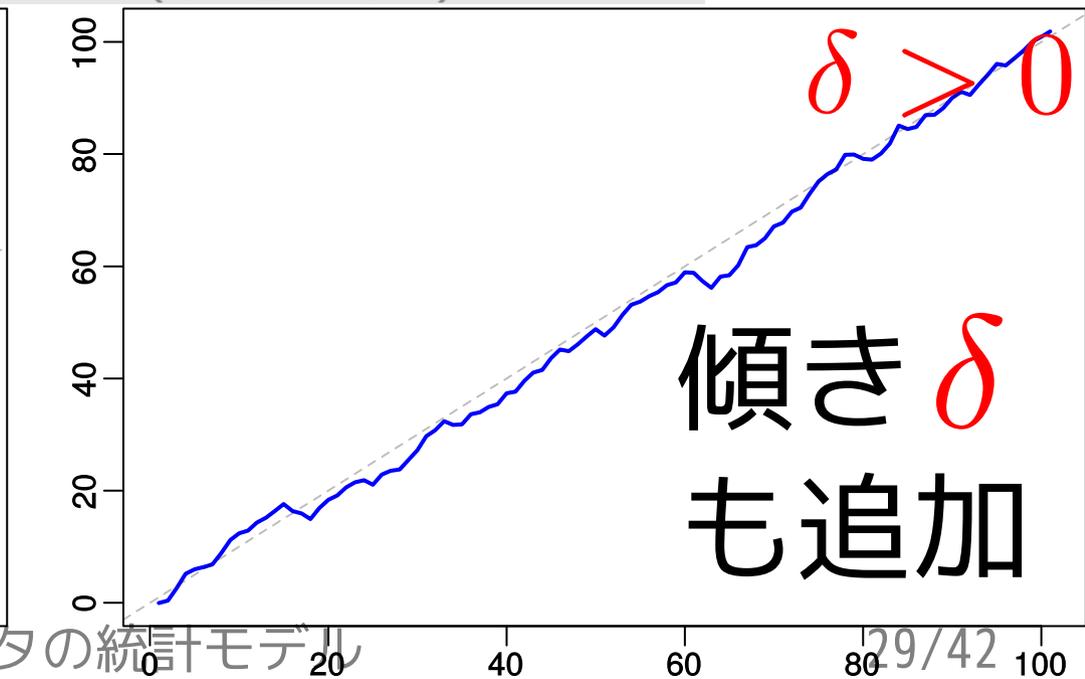
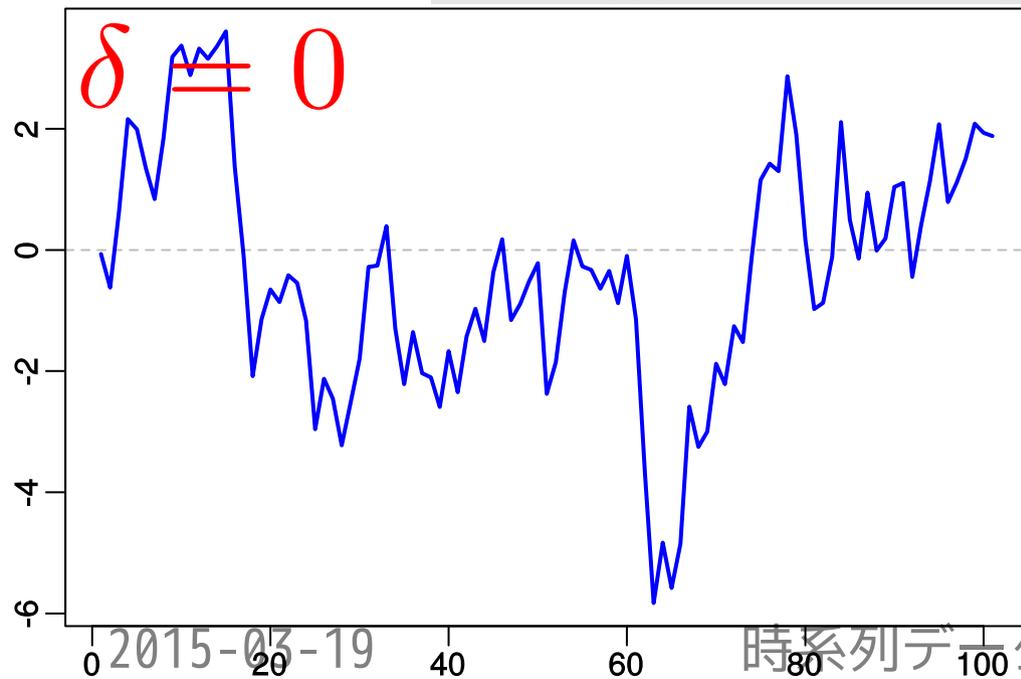
観測の誤差

$$N(y_t, \sigma_2) \rightarrow Y_t \quad \text{二種類の } \sigma \text{ をもつ}$$

観測データ



$\sigma_2$  小  
 $\sigma_1$  大



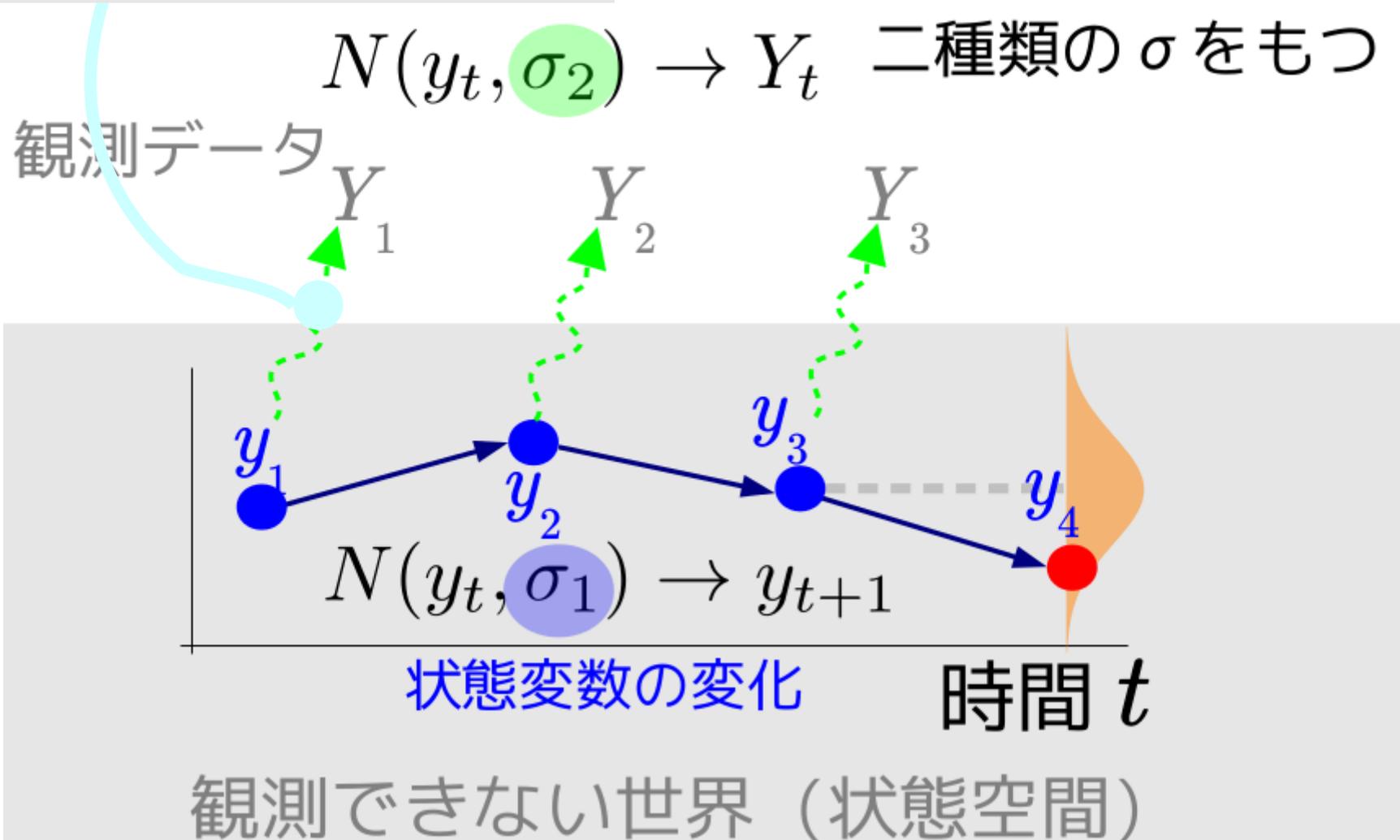
# 状態空間モデル + GLM

この部分にポアソン分布や  
二項分布をいれる

誤差

状態空間モデル

二種類の  $\sigma$  をもつ



どうやってモデルをあてはめる？



R の状態空間モデルの  
package いろいろある

`library(dlm)`

`library(KFAS)`

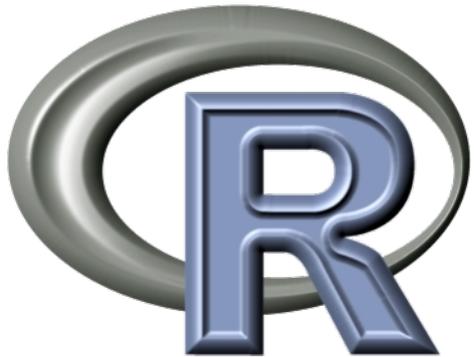
しかしより一般化したモデルに

ついての理解が必要かも

# JAGS でいきましょう

BUGS 言語でこの単純な

モデルを記述できる



R の「したっぱ」として

動かすことができる

時間があれば demo

```
model
```

```
{
```

```
  Tau.Noninformative <- 0.0001
```

```
  Y[1] ~ dnorm(y[1], tau[2])
```

```
  y[1] ~ dnorm(0, Tau.Noninformative)
```

```
  for (t in 2:N.Y) {
```

```
    Y[t] ~ dnorm(y[t], tau[2])
```

```
    y[t] ~ dnorm(m[t], tau[1])
```

```
    m[t] <- delta + y[t - 1]
```

```
  }
```

```
  delta ~ dnorm(0, Tau.Noninformative)
```

```
  for (k in 1:2) {
```

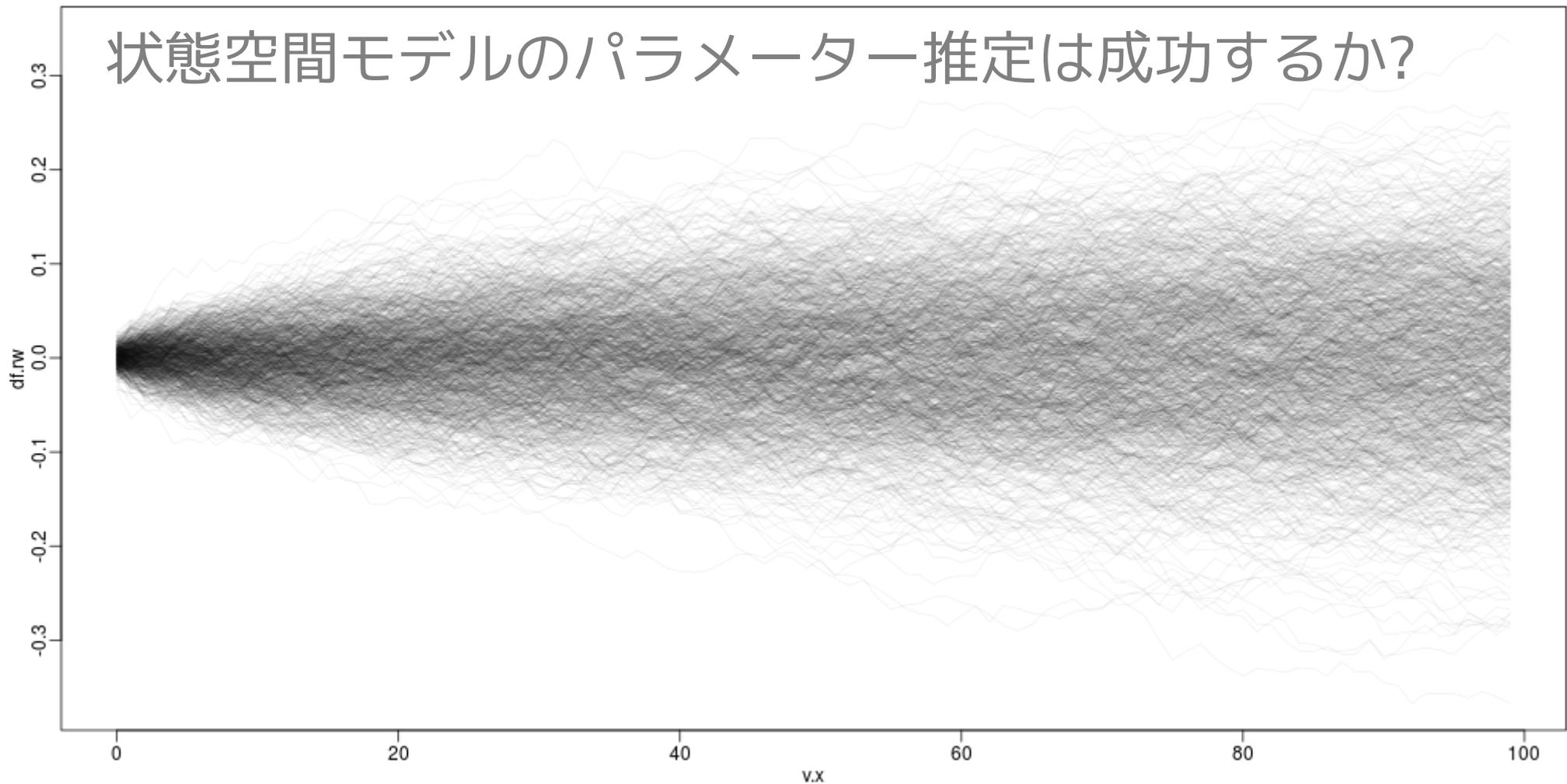
```
    tau[k] <- 1 / (s[k] * s[k])
```

```
    s[k] ~ dunif(0, 10000)
```

```
  }
```

# 1000 個の架空データを推定

いろいろなランダムウォークが生成される



# 状態空間モデルを

「かたむきゼロ」ランダムウォーク

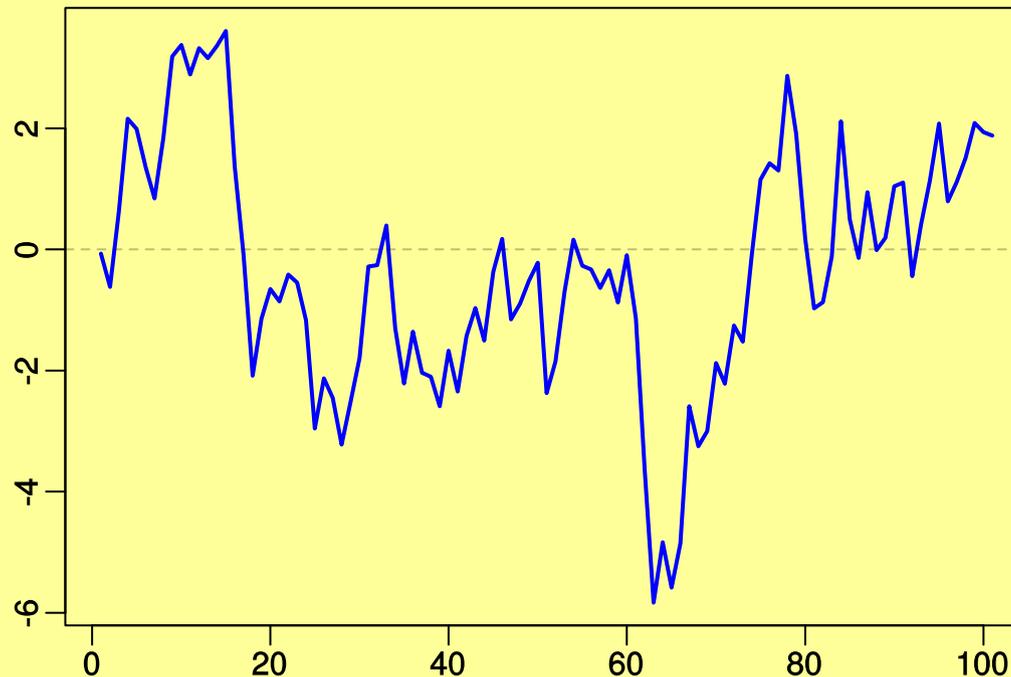
$$\delta = 0$$

な架空データにあてはめる

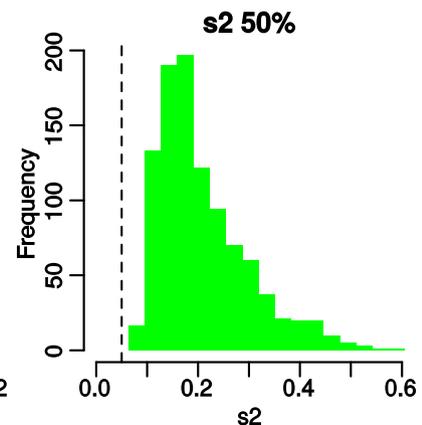
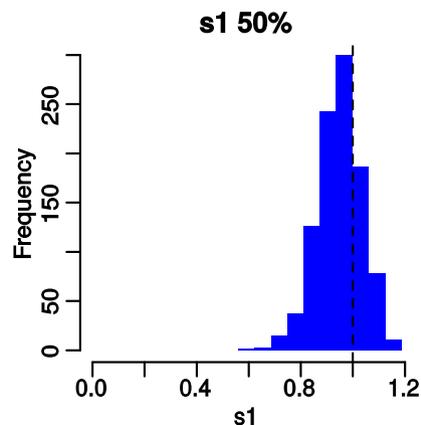
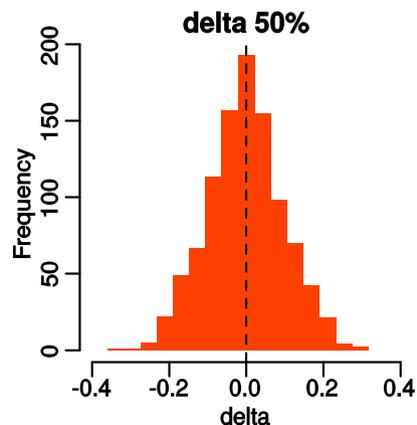
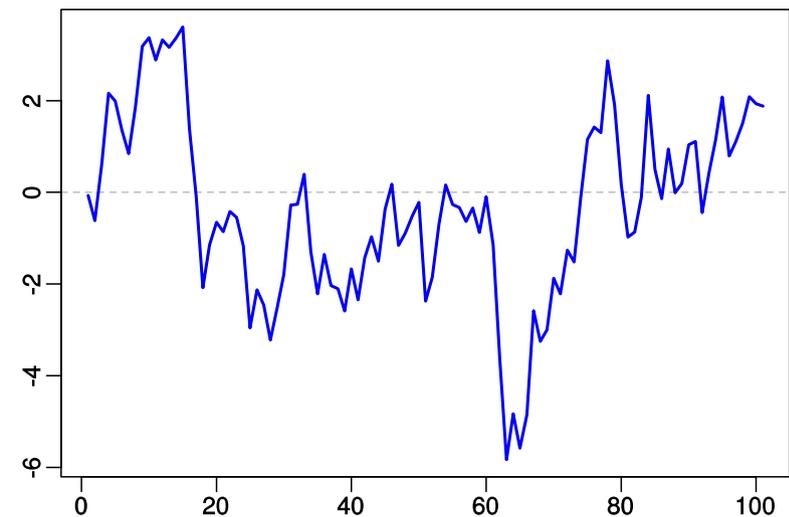
$\sigma_2$  小

$\sigma_1$  大

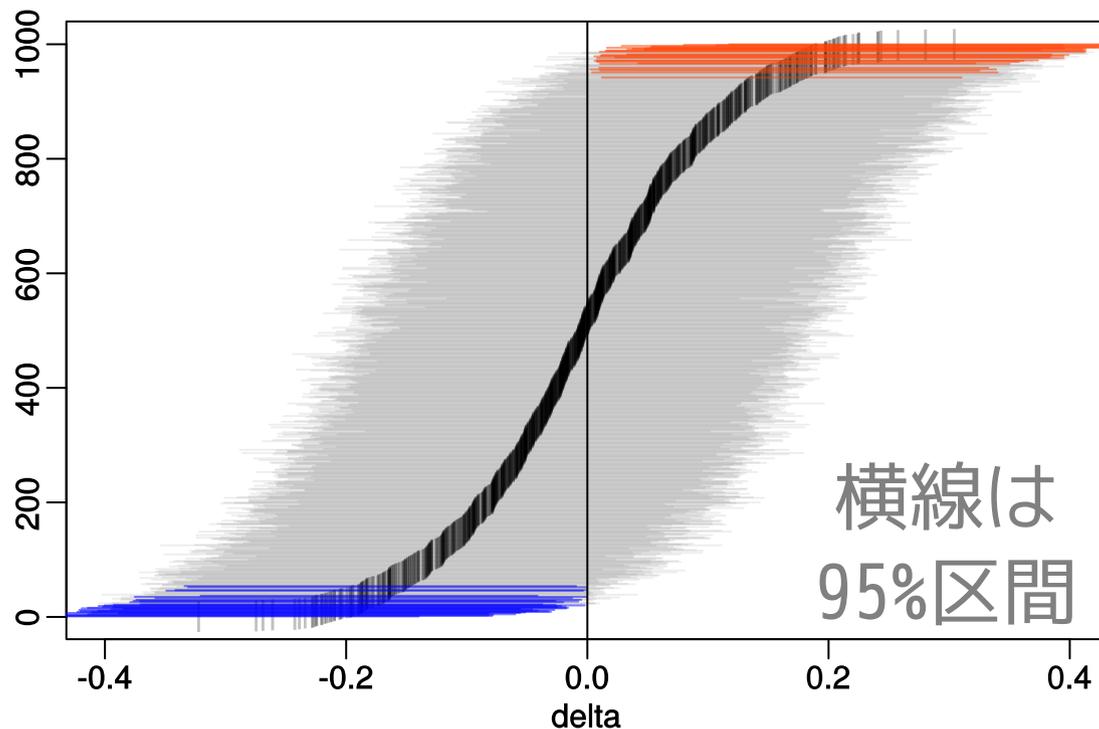
$$\delta = 0$$



# 「傾き」 $\delta$ の事後分布を見る



真の  $\delta$  は 0



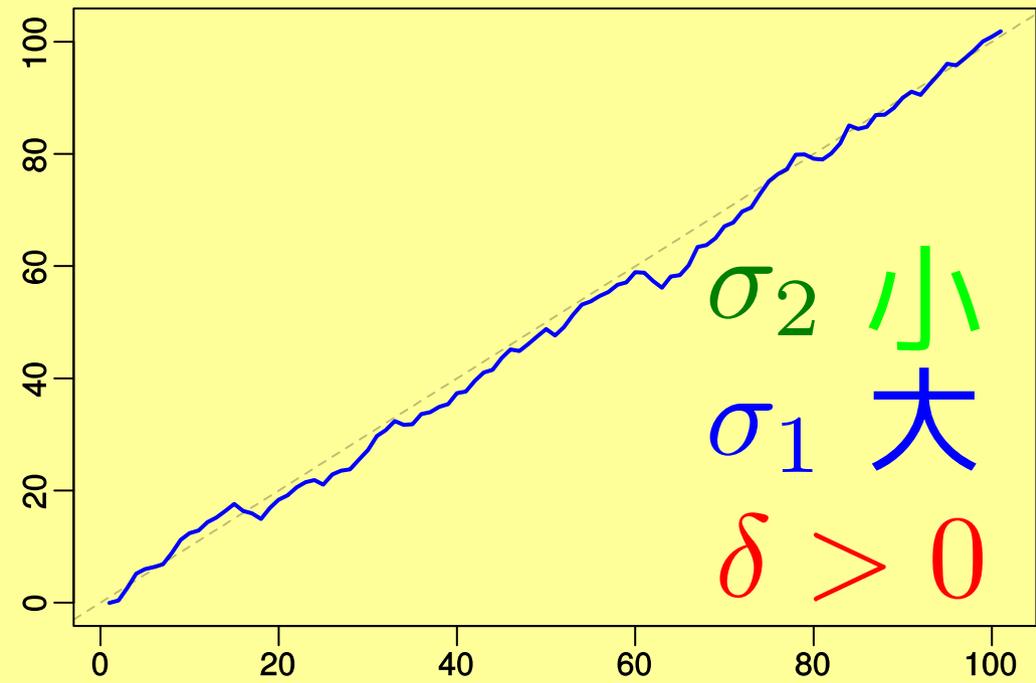
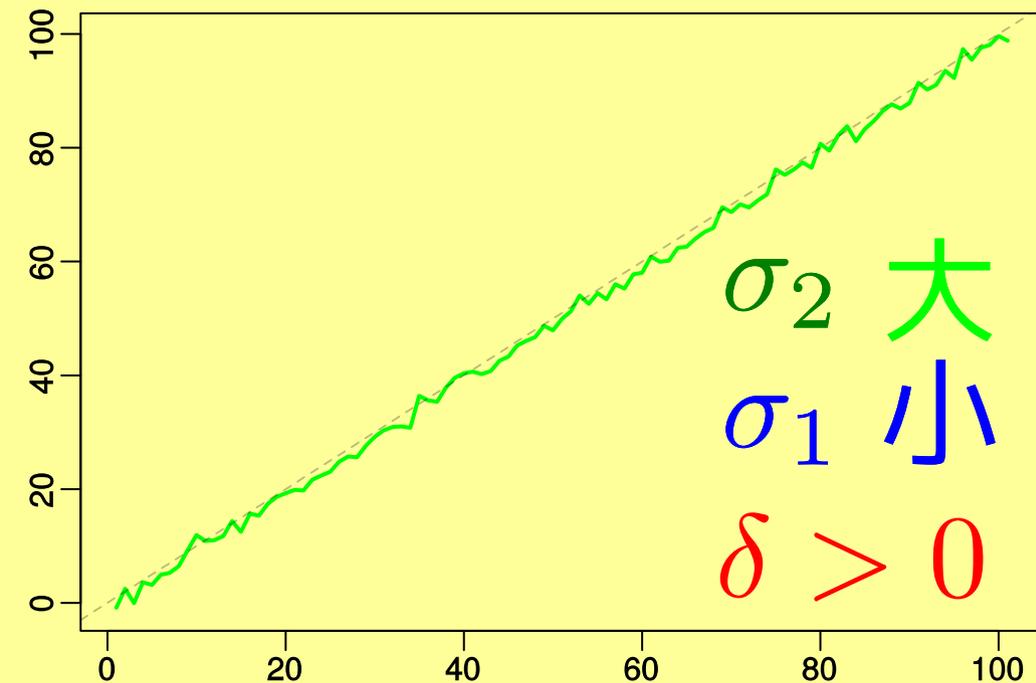
1000回中  
63回ずれた

横線は  
95%区間

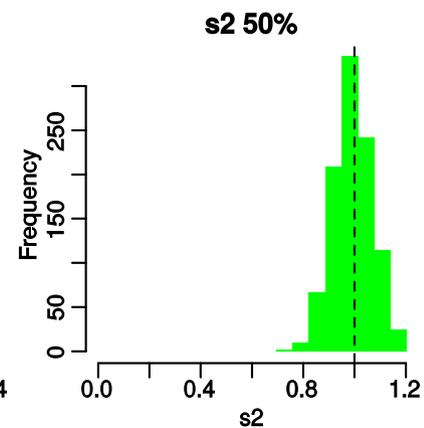
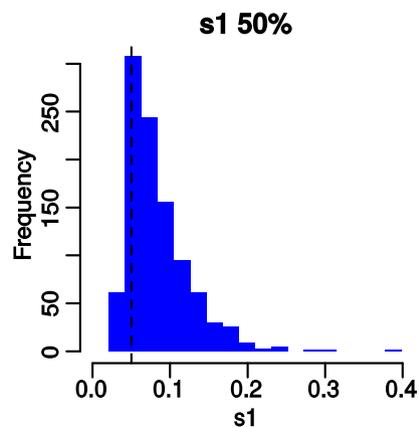
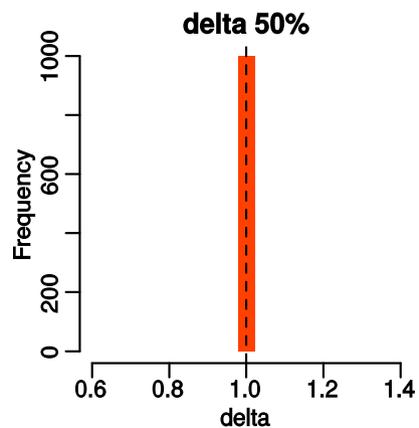
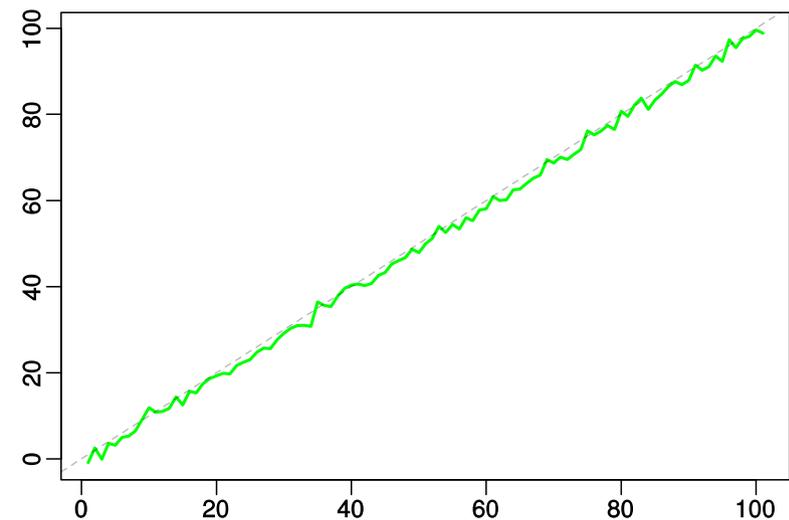
# 状態空間モデルを

「かたむきあり」ランダムウォーク

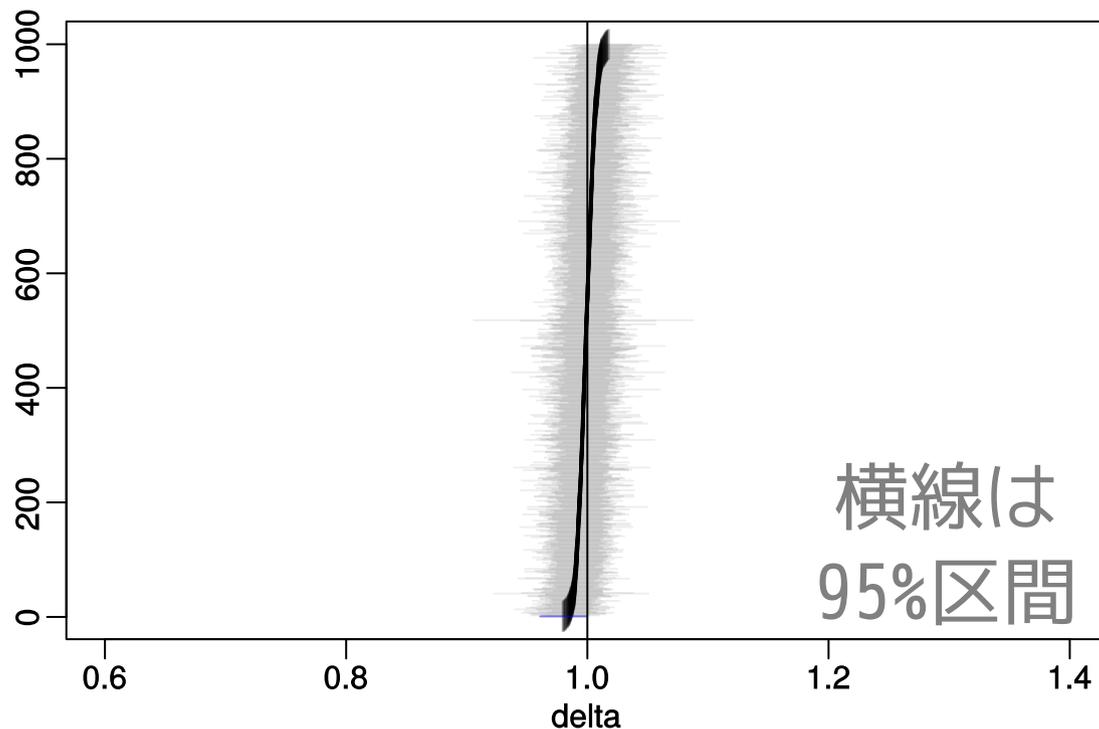
$\delta > 0$   
な架空データにあてはめる



# 「傾き」 $\delta$ の事後分布を見る

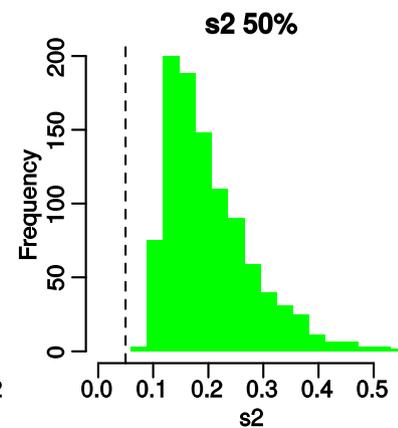
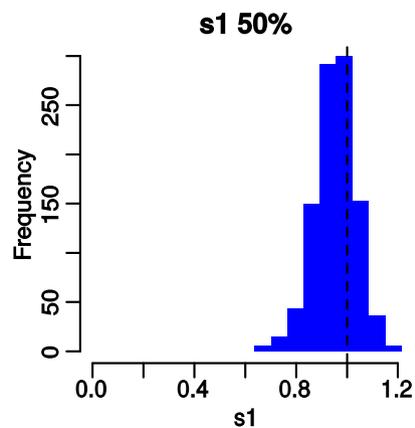
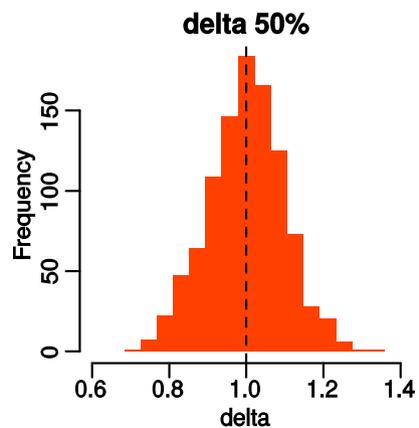
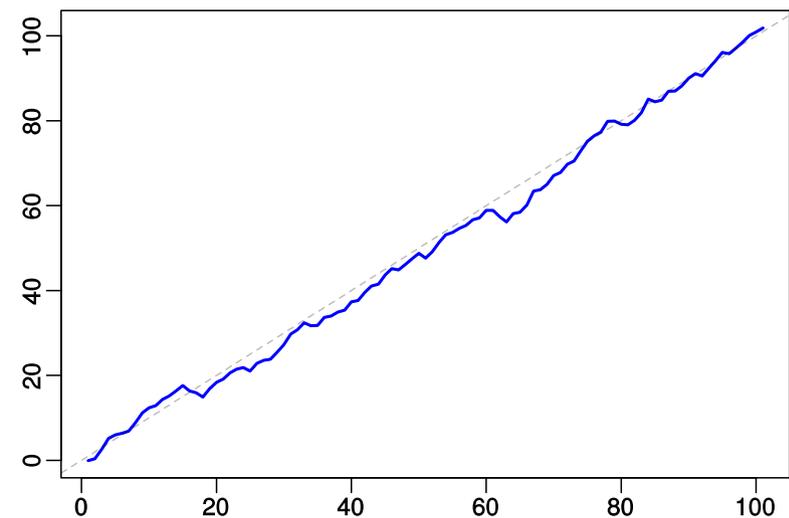


真の $\delta$ は 1

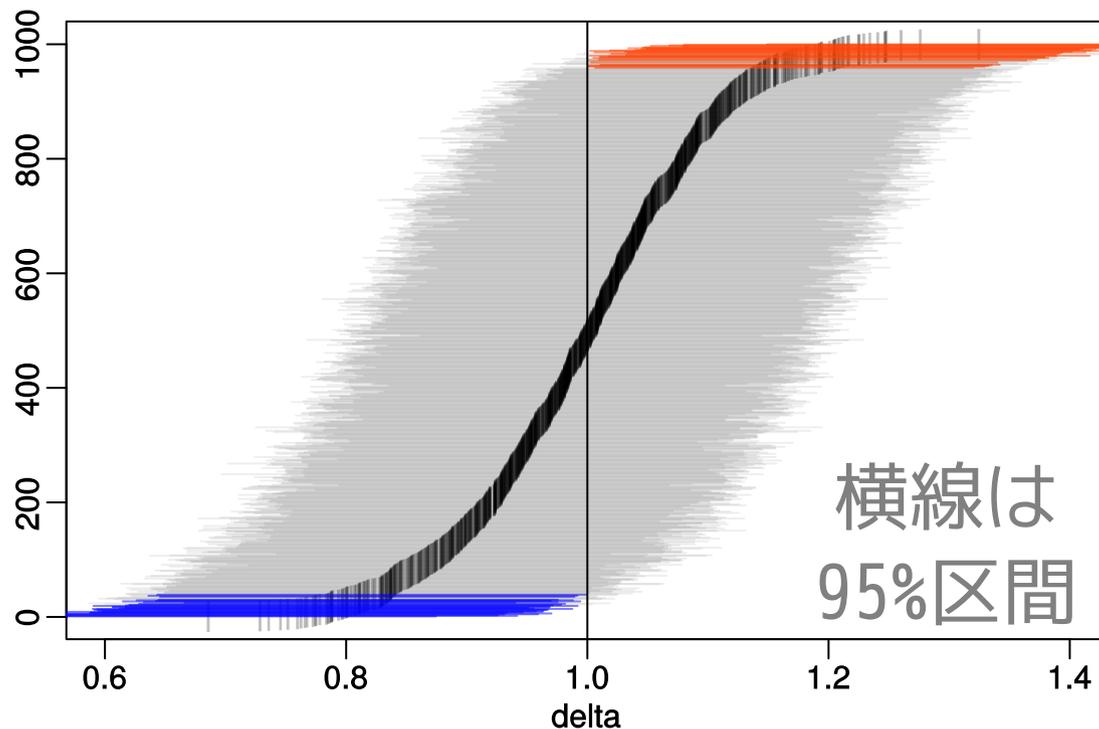


1000回中  
1回ずれた

# 「傾き」 $\delta$ の事後分布を見る



真の $\delta$ は 1



1000回中  
62回ずれた

横線は  
95%区間

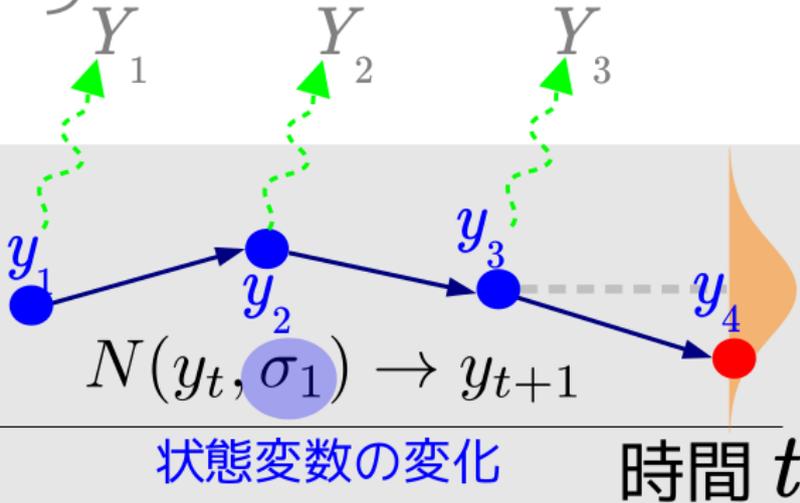
# とりあえずの結論

観測の誤差

状態空間モデル

$$N(y_t, \sigma_2) \rightarrow Y_t \quad \text{二種類の } \sigma \text{ をもつ}$$

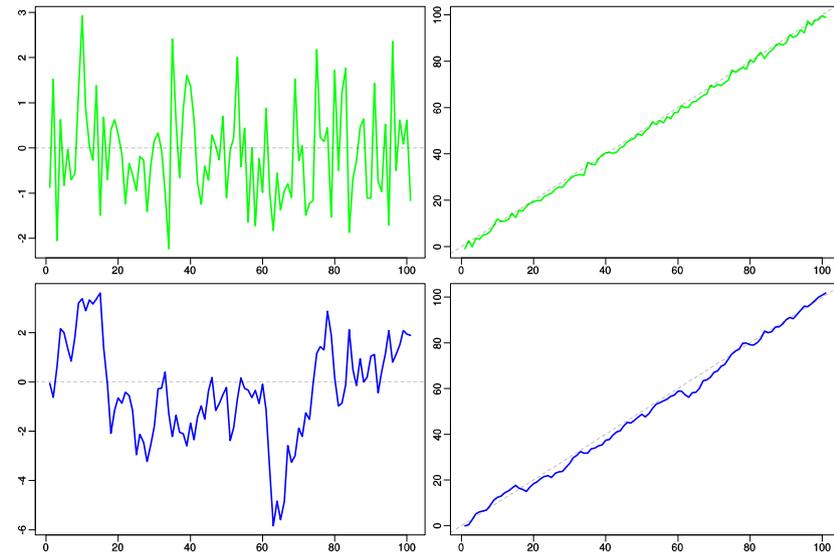
観測データ



観測できない世界 (状態空間)

## ひとつの状態空間モデルを使って

## 右の4状態は 区別可能でしょう



(危 2) 時系列データ  $X_t$

と 時系列データ  $Y_t$

$Y_t \sim X_t$  なうたがわしい回帰  
spurious regression

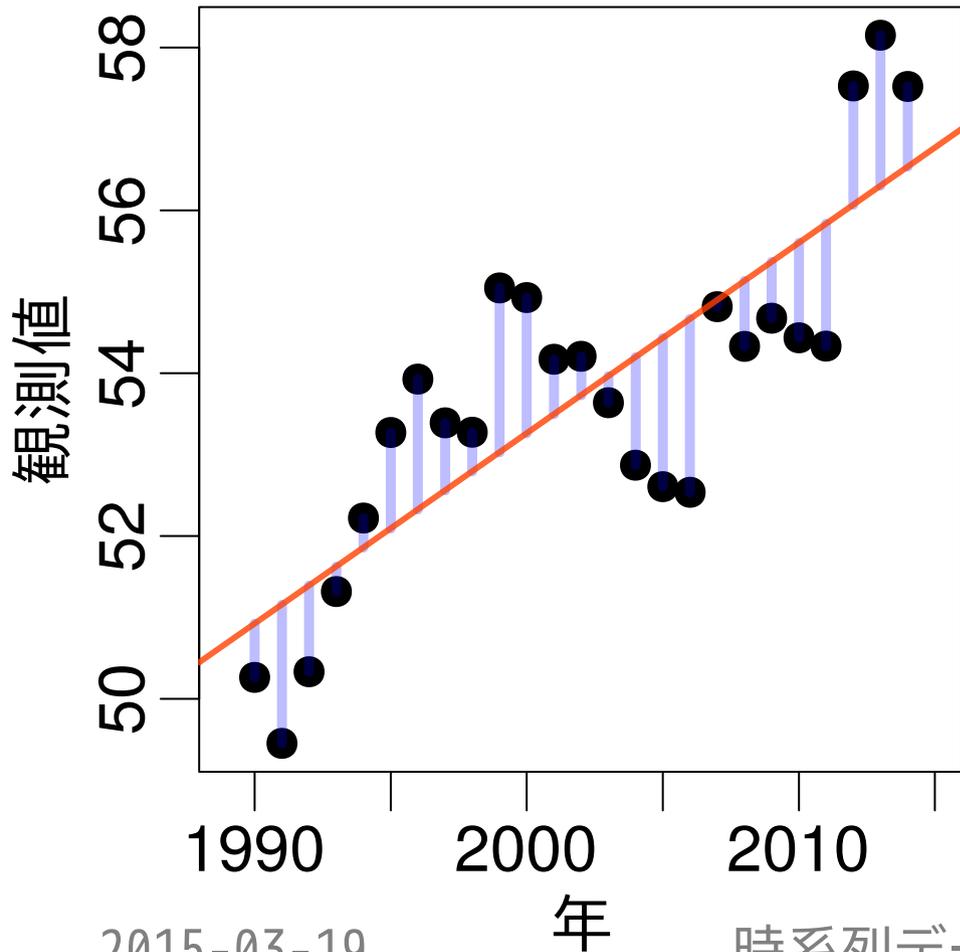
時間があればデモ  
(すみません)

# 時間的な相関はデータの

## 情報量を減少させる

空間相関も…

### 時系列の「ずれ」



### GLM のずれ

