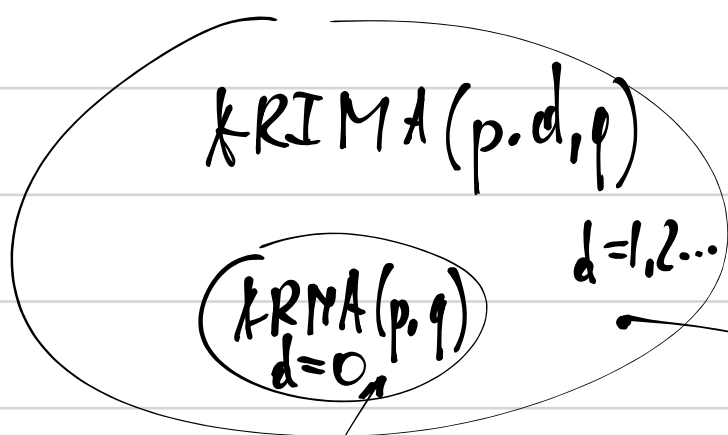


→ алгоритм поиска Khandakar-Kyndman [ARIMA]

→ ADF, KPSS.



$(y_t) \sim \text{стационар}$

$\Delta^d y_t \sim \text{стационар}$

$\Delta^{d-1} y_t \sim \text{не стационар}$

$\Delta^{d-1} y_t \neq \alpha + \beta t + \text{стационар}$

Q. как выбрать параметры?

A1. Если ряды рыночные, много волатильности, то процесс-вандализм.

A2. алгоритм KH

Шаг 1. С помощью статист. тестов определить d .

[KPSS]

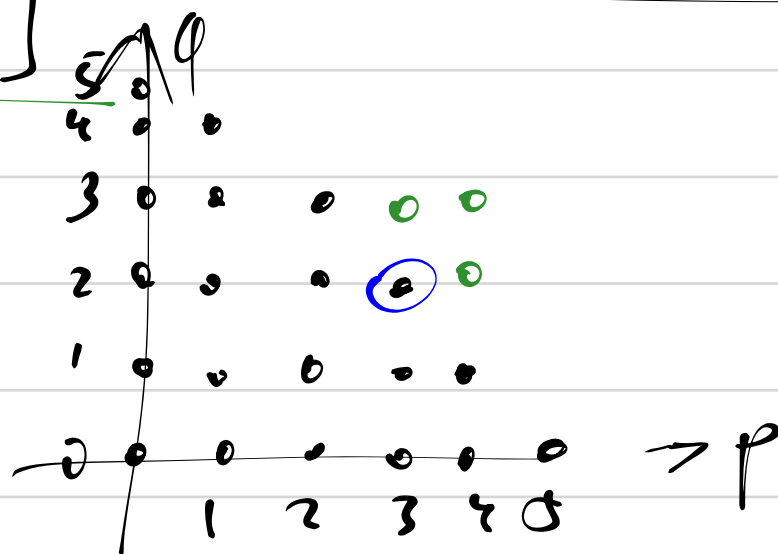
$f(y_1, \dots, y_T)$	\leftarrow	$d=0$	$y_t \sim \text{ARMA}$
$f(\Delta y_1, \dots, \Delta y_T)$	\leftarrow	$d=1$	$\Delta y_t \sim \text{ARMA}$
$f(\Delta^2 y_1, \dots, \Delta^2 y_T)$	\leftarrow	$d=2$	$\Delta^2 y_t \sim \text{ARMA}$

Шаг 2. Определяется начево $\text{ARMA}(p, q)$
критерий $(p+q \leq 5)$

Выбирается

модель

с мин AIC



Гипотез.

$$M_1: y_t = \alpha + \beta_1 y_{t-1} + \beta_2 y_{t-2}$$

$$u_t \sim i.i.d. N(0, \sigma^2)$$

суммы

$$M_2: \Delta y_t = \alpha + u_t + \beta_1 u_{t-1} + \beta_2 u_{t-2}$$

$$u_t \sim i.i.d. N(0, \sigma^2)$$

M_1 и M_2

невозможно отличить

по сп. корр. $\Delta I.C.$

$$ARIMA(0, 1, 2)$$

KPSS Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin.

$\begin{cases} KPSS_c & \text{"с константой"} \\ KPSS_t & \text{"с трендом"} \end{cases}$

Зап. гомосkedастичность дисперсии y_t .

λ^2 - гомосkedастичность дисперсии y_t

если

$$Var(\bar{y}) = \frac{\lambda^2}{T} + o\left(\frac{1}{T}\right)$$

$$\lim_{T \rightarrow \infty} (T \cdot Var(\bar{y})) = \lambda^2$$

Если бы y_1, \dots, y_T были независимыми и одинаково распределенными.

$$Var(\bar{y}) = \frac{\sigma^2}{T}$$

$$\bar{y} = \frac{y_1 + \dots + y_T}{T}$$

Зап.

$$y_t = u_t + u_{t-1}$$

$$u_t \sim i.i.d. N(0; \sigma_u^2)$$

a) $Var(y_t)$

b) гомосkedастичность дисперсии y_t ...

$$\left[\lim_{T \rightarrow \infty} (T \cdot Var(\bar{y})) \right]$$

$$T \cdot Var(\bar{y}) = \rightarrow \gamma_0$$

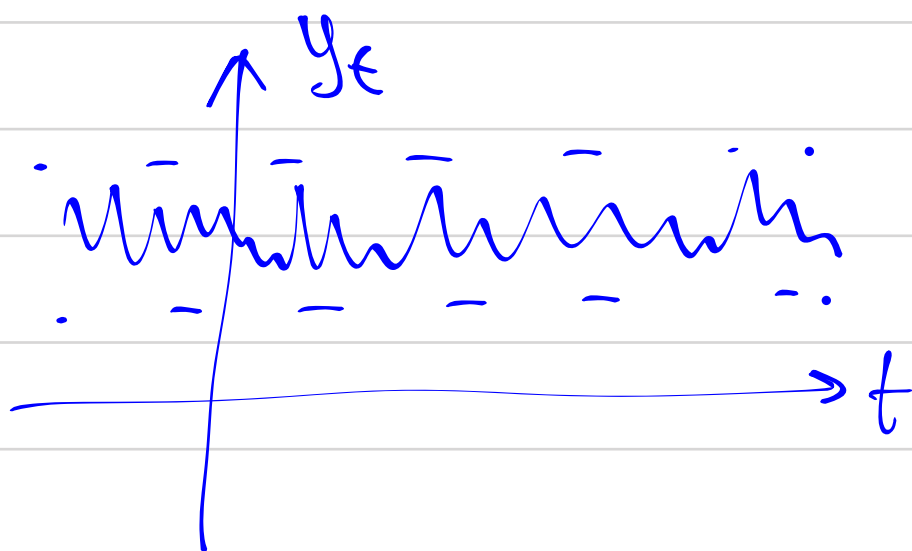
$$Cov(y_{t-2}, y_t)$$

$$= T \cdot \frac{T \cdot Var(y_t) + 2 \cdot (T-1) \cdot Cov(y_{t-1}, y_t) + 2 \cdot (T-2) \cdot Cov(y_{t-2}, y_t) + \dots}{T^2}$$

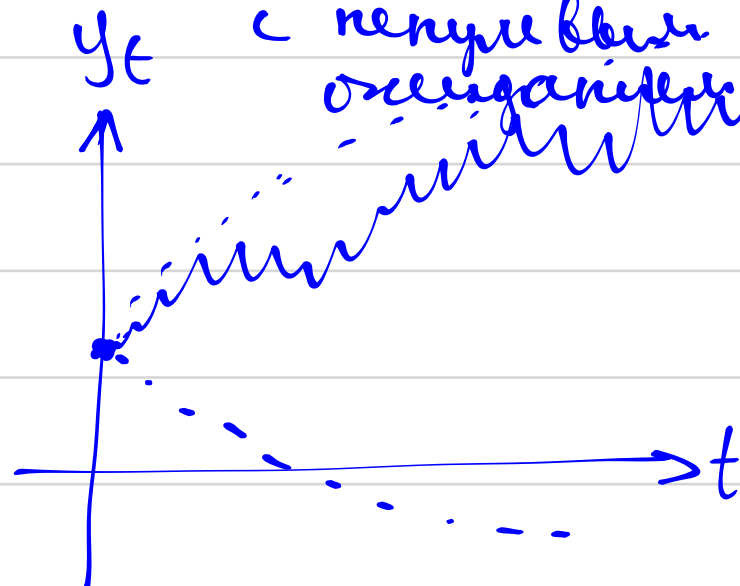
$$\lim_{T \rightarrow \infty} T Var(\bar{y}) = \gamma_0 + 2\gamma_1 + 2\gamma_2 + \dots = \lambda^2$$

KPSS_c

H_0 : $y_t \sim$ стационарный процесс с нулевым смещением



H_A : $y_t =$ случайное блуждание + стационарный процесс с нулевым смещением



$$y_t = c + \tau_t + x_t$$

$$c \in \mathbb{R}$$

$$x_t \sim \text{стационарный} \quad c \quad E(x_t) = 0$$

$$H_0: \tau_t = 0$$

$$H_A: \tau_t = \tau_{t-1} + u_t$$

$$\tau_0 = 0$$

$$(u_t) - \text{д. и.и.и. независимые}$$

Технически:

Шаг 1. Регрессия на константу

$$\hat{c} = \bar{y}$$

\Downarrow

$$\hat{u}_t = y_t - \hat{c}$$

Шаг 2.

$$KPSS = \frac{\sum_{t=1}^T S_t^2}{\hat{\lambda}^2 \cdot T^2}$$

$$\xrightarrow[T \rightarrow \infty]{H_0} KPSS_c$$

$$S_t = \underbrace{(y_1 - \hat{c})}_{\hat{u}_1} + \underbrace{(y_2 - \hat{c})}_{\hat{u}_2} + \dots + \underbrace{(y_t - \hat{c})}_{\hat{u}_t}$$

$$\hat{\lambda}^2 - \text{оценка дисперсии}$$

$$\lambda^2 = \gamma_0 + 2\gamma_1 + 2\gamma_2 + \dots$$

$$\hat{\lambda}^2 = \hat{\gamma}_0 + \underbrace{w_1}_{2} \hat{\gamma}_1 + \underbrace{w_2}_{2} \hat{\gamma}_2 + \dots$$

Ура! Амару кк

der KPSSc, für y_t

H₀ (y_t ~ c_{ray})
he obe, m₀ a₀ h₀

↓ $d=0$

Mar 2

$$y_t \sim \text{ARMA}(p, q)$$

то определяем базисы H_A
 $H_A (y_t = zw + \text{stat})$

$$y_f \rightarrow \Delta y_c$$

тең қРСС, ұлалы

ke order

Но орбита
в нуле K_1
($Sy_t = R\omega t S\sigma t$)

С 4 надмысловой т. зр. повторное рестроирование -
- бж ка.

$$k p s s_t$$

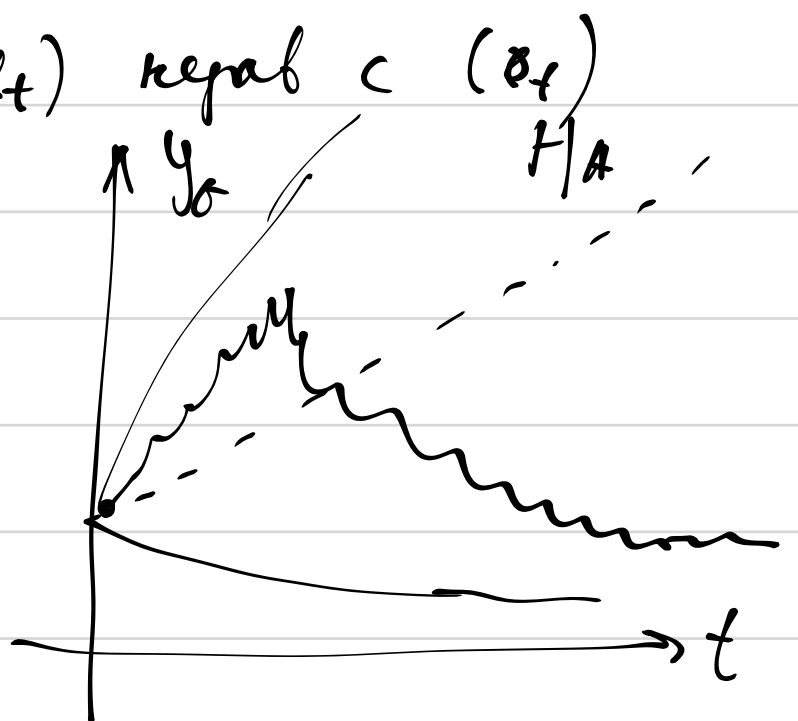
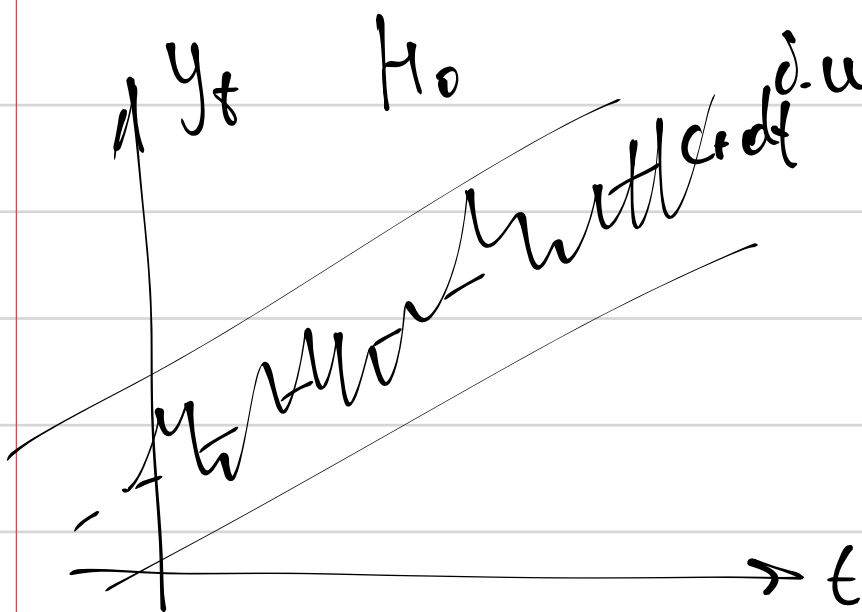
$$y_t = (c + d \cdot t) + \underbrace{\tau_t}_{\text{trend}} + \underbrace{x_t}_{\text{seasonal}}$$

$$b, c \in \mathbb{R}$$

$$x_f \sim \text{cray.} \in E(\mathcal{H}) = 0$$

$$H_0: \tau_t \equiv 0$$

$$H_A: \begin{aligned} z_t &= z_{t-1} + u_t \\ z_0 &= 0 \end{aligned}$$



Texture can:

Умар! реyse cumu

Chen 2.

$$\hat{y}_t = \hat{c} + \hat{d} \cdot t$$

$$\hat{u}_i = y_i - \hat{y}_i$$

$$S_t = \hat{u}_1 + \hat{u}_2 + \dots + \hat{u}_t$$

$$K_{PSS} \xrightarrow[\tau \rightarrow \infty]{K_0} K_{PSS_i}.$$

! Для проверки на 1 шаг вперед
не от. сравню с нуля. Случ. бл
и не с нул.

$$A. \quad y_t = y_{t-1} + u_t$$

$$\hat{y}_{t+1} = y_t$$

случ. AR(1)

$$B. \quad y_t = 0.99 \cdot y_{t-1} + u_t$$

$$\hat{y}_{t+1} = 0.99 y_t$$

! генераторно — спомогно.

ADF = Augmented Dickey-Fuller.

- ↳ ADF₀ без константы
- ADF_c с константой
 - ADF_t с трендом

$$\Delta y_t = c + \beta y_{t-1} + \theta_1 \Delta y_{t-1} + \theta_2 \Delta y_{t-2} + \dots + \theta_p \Delta y_{t-p} + u_t$$

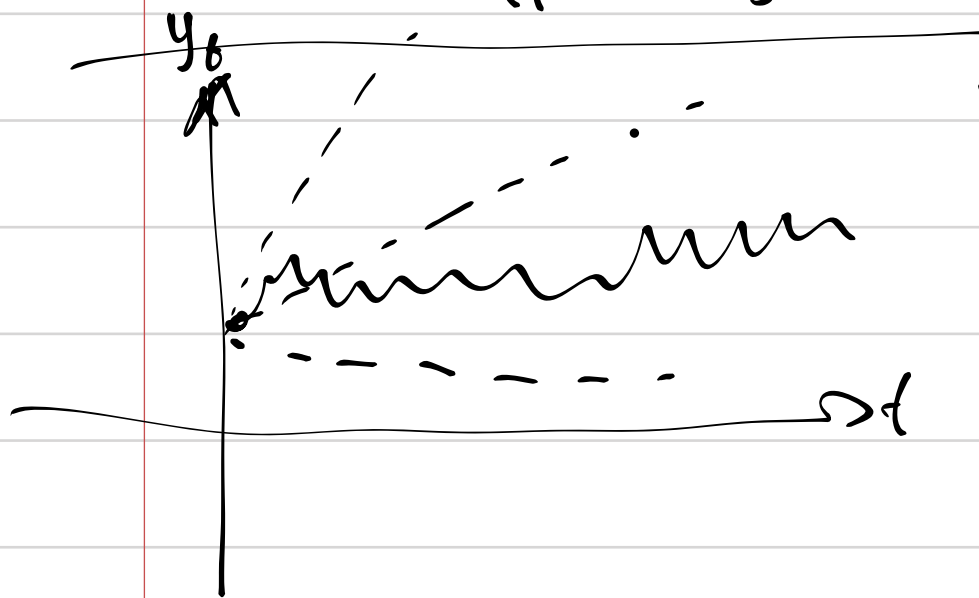
$$H_0: \beta = 0$$

y_t — случай. бл.
процесс

$$c \quad E(\Delta y_t) = 0$$

$$y_t = y_0 + \mu \cdot t + \sum_{k=1}^t x_k$$

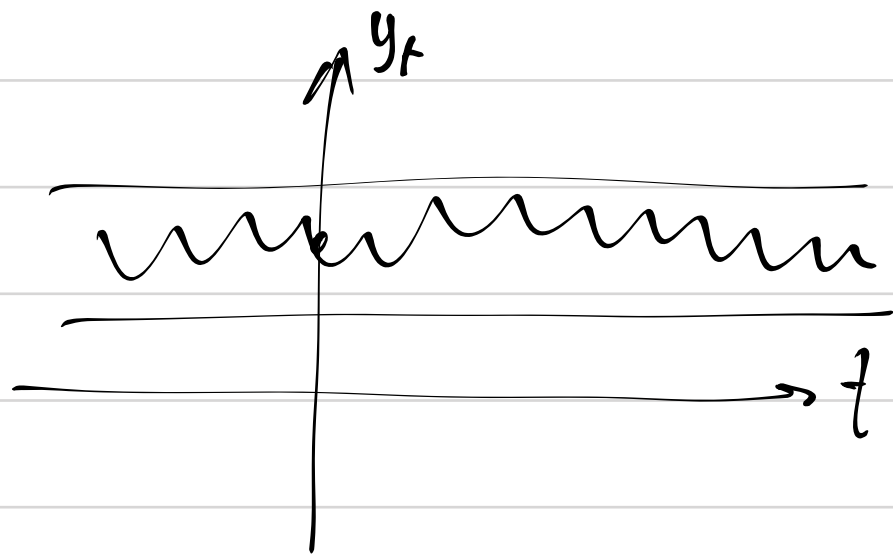
$x_t \sim$ случай.



$$H_1: \beta < 0$$

(y_t) — случай. бл. процесс.

$$y_t \sim AR(p+1)$$



Текстурное движение

Урав. Перспек.

$$\hat{\Delta y}_t = \hat{c} + \hat{\beta} y_{t-1} + \hat{\theta}_1 \cdot \Delta y_{t-1} + \dots + \hat{\theta}_p \Delta y_{t-p}$$

Урав 2.

$$ADF = \frac{\hat{\beta} - 0}{se(\hat{\beta})} \xrightarrow[T \rightarrow \infty]{H_0} ADF_c$$

ADFC

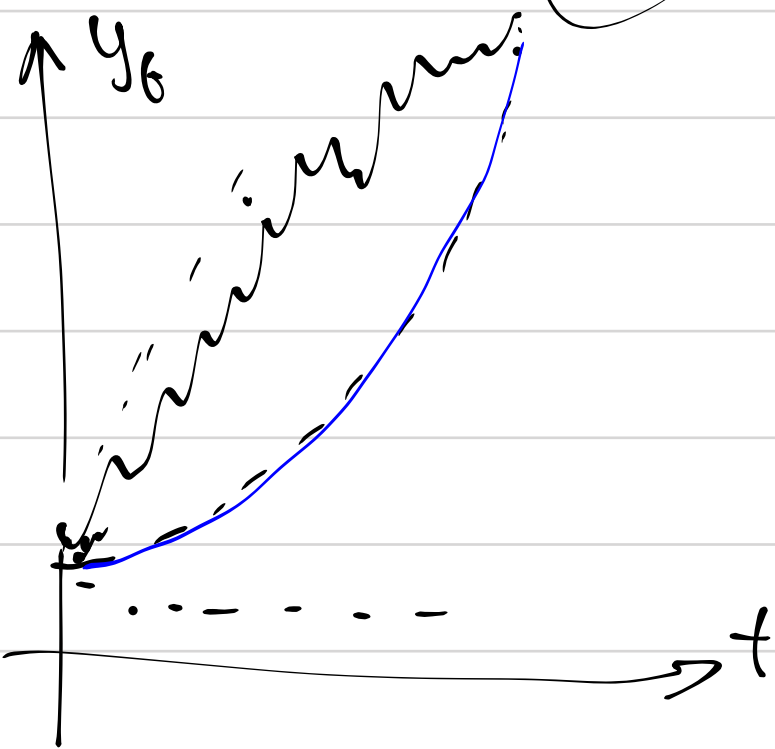
$$\Delta y_t = c + \underbrace{d \cdot t}_{\text{blue}} + \beta y_{t-1} + \theta_1 \cdot \Delta y_{t-1} + \dots + \theta_p \Delta y_{t-p} + u_t$$

$H_0: \beta = 0$

$$\Delta y_t = \tilde{c} + \tilde{d}t + x_t$$

$x_t \sim \text{white noise AR}(p)$
 $E(x_t) = 0$

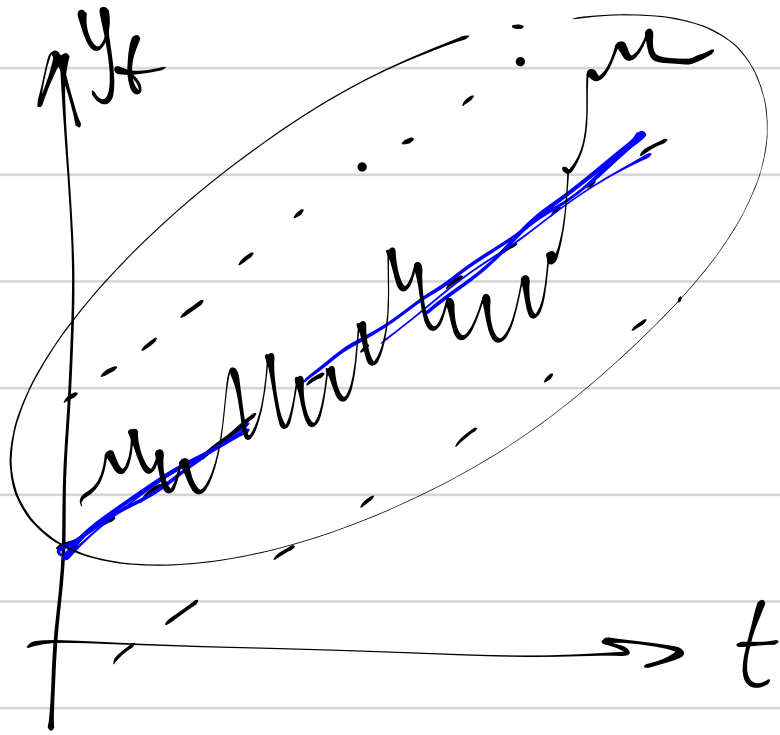
$$y_t = y_0 + \tilde{d}_1 t + \tilde{d}_2 t^2 + \sum_{k=1}^t x_k$$



$H_1: \beta < 0$

$$y_t = \tilde{c} + \tilde{d}t + x_t$$

$x_t \sim \text{white noise AR}(p+1)$
 $E(x_t) = 0$



Текстурное движение:

Урав 1. Перспек.

$$\hat{\Delta y}_t = \hat{c} + \hat{d} \cdot t + \hat{\beta} \cdot y_{t-1} + \hat{\theta}_1 \cdot \Delta y_{t-1} + \dots + \hat{\theta}_p \cdot \Delta y_{t-p}$$

Урав 2.

$$ADF = \frac{\hat{\beta} - 0}{se(\hat{\beta})} \xrightarrow[T \rightarrow \infty]{H_0} ADF_t.$$

Сложная ARIMA.

[узел 1]

Взяв много рядов
[сериалы по времени]
(y_t) ~ AR(24)

(исходные
данные)

(узел 2)

$$A(L) \cdot \Delta^d y_t = M(L) \cdot u_t$$

\swarrow $A_S(L^{12})$ \swarrow Δ_S^D \swarrow $M_S(L^{12})$

ARIMA(p,d,q)

$d = \text{degree } A(L)$
 $q = \text{degree } M(L)$

$$\boxed{A_S(L^{12}) \cdot A(L) \cdot \Delta_S^D \cdot \Delta^d y_t = M_S(L^{12}) \cdot M(L) \cdot u_t}$$

$\rightarrow u_t$ - в. шум

$P = \text{degree } A_S$
 $Q = \text{degree } M_S$

$\rightarrow \Delta_S^D \cdot \Delta^d y_t$ - сразу упростим
будет $MA(\infty)$ отсюда - то u_t

не сезонные сезонные

$$SARIMA(p,d,q) - (P,D,Q)$$

$$SARIMA(\underbrace{p=0}_{\text{deg } A}, \underbrace{d=0}_{\text{deg } M}, \underbrace{q=1}_{\text{deg } A_S}) - (\underbrace{P=1}_{\text{deg } A_S}, \underbrace{D=1}_{\text{deg } M}, \underbrace{Q=2}_{\text{deg } M_S})$$

$$\boxed{\underbrace{(1 - \beta_1 L^R)}_{A_S} \cdot \Delta_S^D y_t = \underbrace{(1 + \alpha_1 L^{12} + \alpha_2 L^{24})}_{M_S} \cdot \underbrace{(1 + \alpha L)}_M \cdot u_t}$$

$$\Delta_S y_t = y_t - y_{t-12}$$

ARIMA(p,d,q)

SARIMA(p,d,q) -
(P,D,Q)