

W02

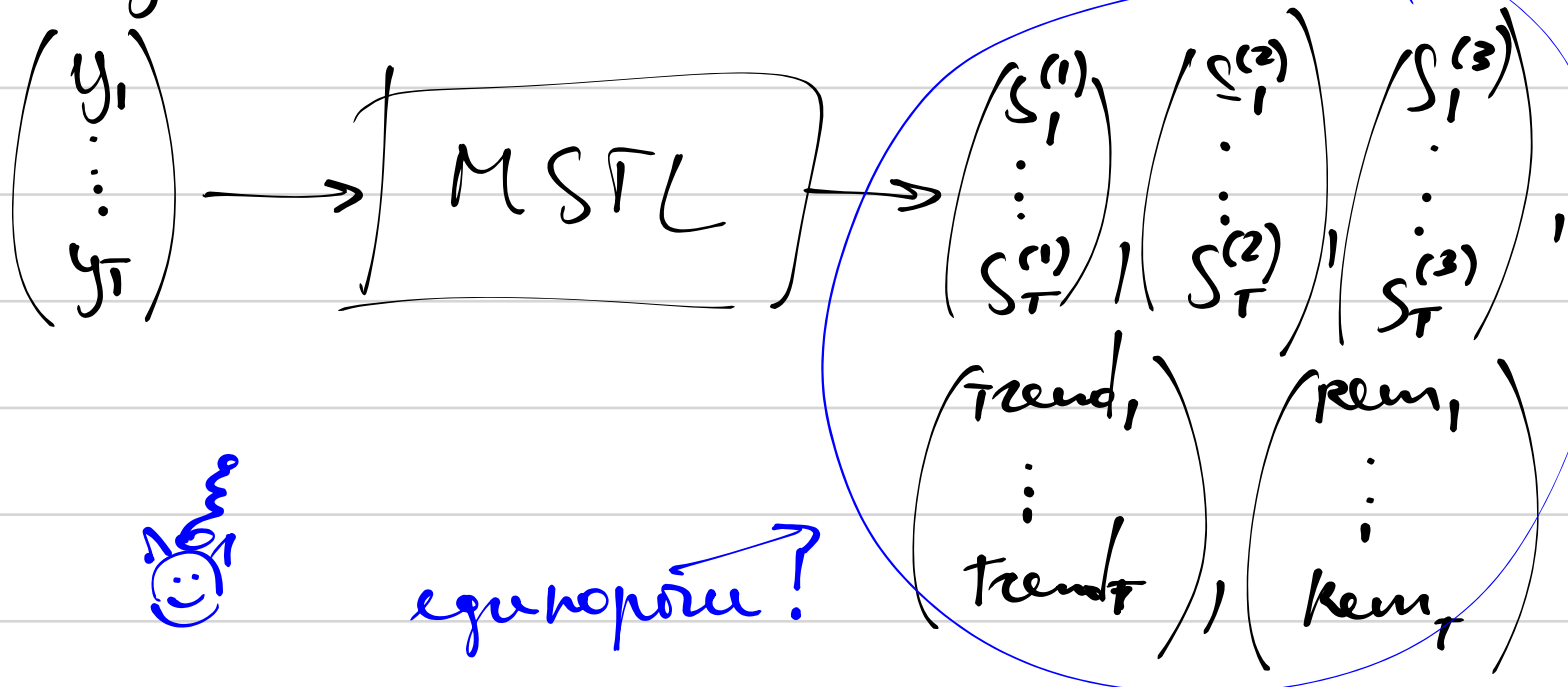
Важно / Сильнее?

W01. STL для разделения ряда на компоненты.

W02. - MSTL

- простое стат. модели

MSTL - обобщение STL на сезонных эффектах неслучайных трендов.



сезонность?

MSTL - это STL неслучайных трендов.

Инт. идея: высокочастотную компоненту можно оценить точнее, чем низкочастотную, поэтому отделить ряд от шума с высокой частотой.

Вход: $(y_t)_{t=1}^T$

Шаг 1. С помощью STL выделим

высокочаст. (сез. - эффект)

$$(y_t) \begin{cases} \rightarrow (s_t^{(1)}) \\ \rightarrow (trend_t) \\ \rightarrow (rem_t) \end{cases} \quad y_t^{(-1)} = y_t - s_t^{(1)}$$

Шаг 2. (- // - STL выделим

средне-сезонную компоненту

$$(y_t^{(-1)}) \begin{cases} \rightarrow s_t^{(2)} \\ \rightarrow trend_t \\ \rightarrow rem_t \end{cases}$$

$$y_t^{(-1,2)} = y_t^{(-1)} - s_t^{(2)}$$

Шаг 3.

- // -

низкочаст.

$$y_t^{(-1,2,3)} = y_t^{(-1,2)} - s_t^{(3)}$$

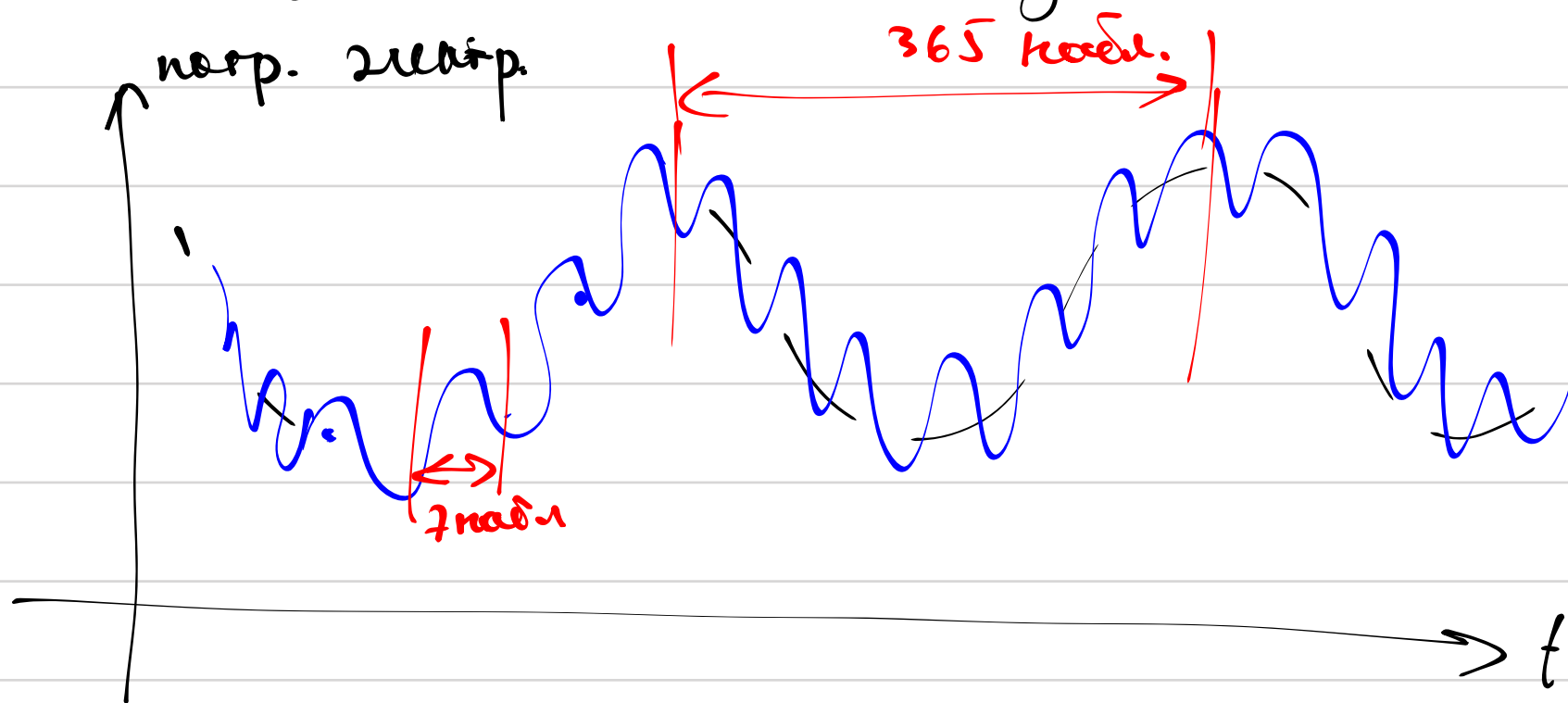
первое
выделение
сезонности
с шумом.

коррели-
рована

Шаг 4. Временно возвращаем (seas'_t)
в опис. р.з. Заново извлекаем
сезонность высокой частоты.
! обновится и
(уже скорректируется) $(\text{seas}^{(1)}_t)$ и $(y^{(-1,2,3)}_t)$

Шаг 5. — // — со средней частотой

Шаг 6. — // — с нулевой частотой.

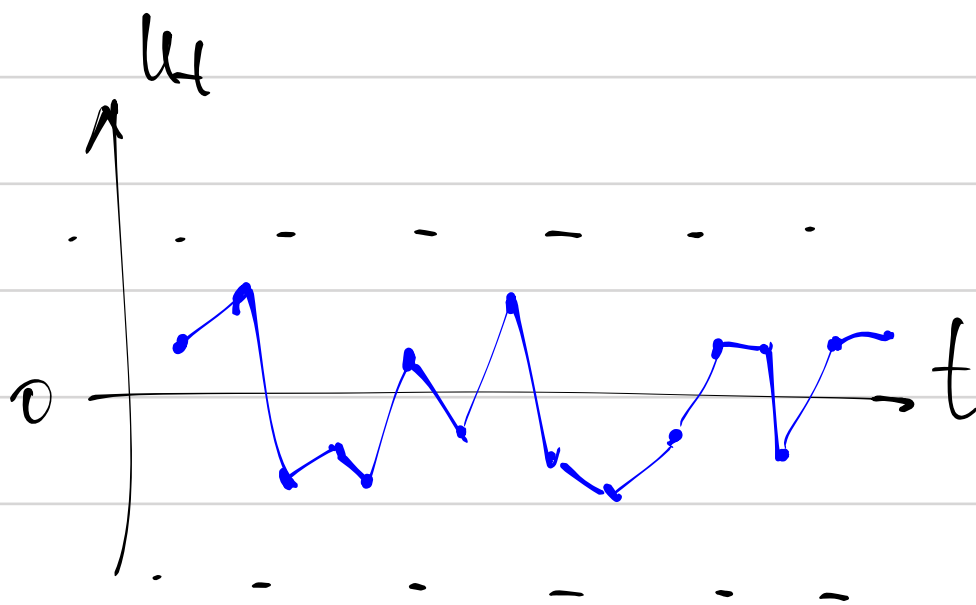


Простые (наивные) модели.

def

(u_t) — д. шум, или
(white noise)

$$\begin{cases} E(u_t) = 0 \\ \text{Var}(u_t) = \sigma^2 \\ \text{Cov}(u_t, u_s) = 0 \\ \text{при } t \neq s \end{cases}$$



не включает
линейные /
зависимости!

def (y_t) - [weakly] stationary process

$$E(y_t) = \mu$$

$$\text{Var}(y_t) = \gamma_0$$

$$\text{Cov}(y_t, y_{t+k}) = \gamma_k \quad \leftarrow \text{he depends on } t \text{ (но может зави-} \\ \text{сать от } k)$$

th δ -шум \rightarrow стандартно-белый процесс.

def. (y_t) - случайное блуждание, если y_0 - конст
 $y_t = y_0 + u_1 + u_2 + \dots + u_t$, где (u_t) - δ -шум.

$\rightarrow y_t = y_{t-1} + u_t$ [накапливаем некоррели-
мые шумы].

Зур. 1) стандартно ли случайное блуждание?

2) $y_t = y_{t-1} + u_t$, $u_t \sim \delta$ -шум.

σ^2 известно. $\left\{ \begin{array}{l} \text{нужно: } \underline{u_t \sim N(0; \sigma^2)} \text{ и независимы} \\ \text{нужно: } \underline{\text{предиктивный интервал (PI)}} \\ \text{для } y_{t+1}, y_{t+2}, y_{t+h} \text{ при обх-еб } 95\% \\ \text{введ-ке } [y_1, \dots, y_T] \end{array} \right.$

① $E(y_t) = E(y_0 + u_1 + \dots + u_t) = y_0$ [конст]
 $\text{Var}(y_t) = \text{Var}(y_0 + u_1 + \dots + u_t) = 0 + t \cdot \sigma^2 \neq \text{const}$

y_t - нестандартный процесс

② $(y_{t+1} | y_1, \dots, y_T) \sim ? N(y_T; \sigma^2)$
 $y_{t+1} = y_T + u_{t+1}$

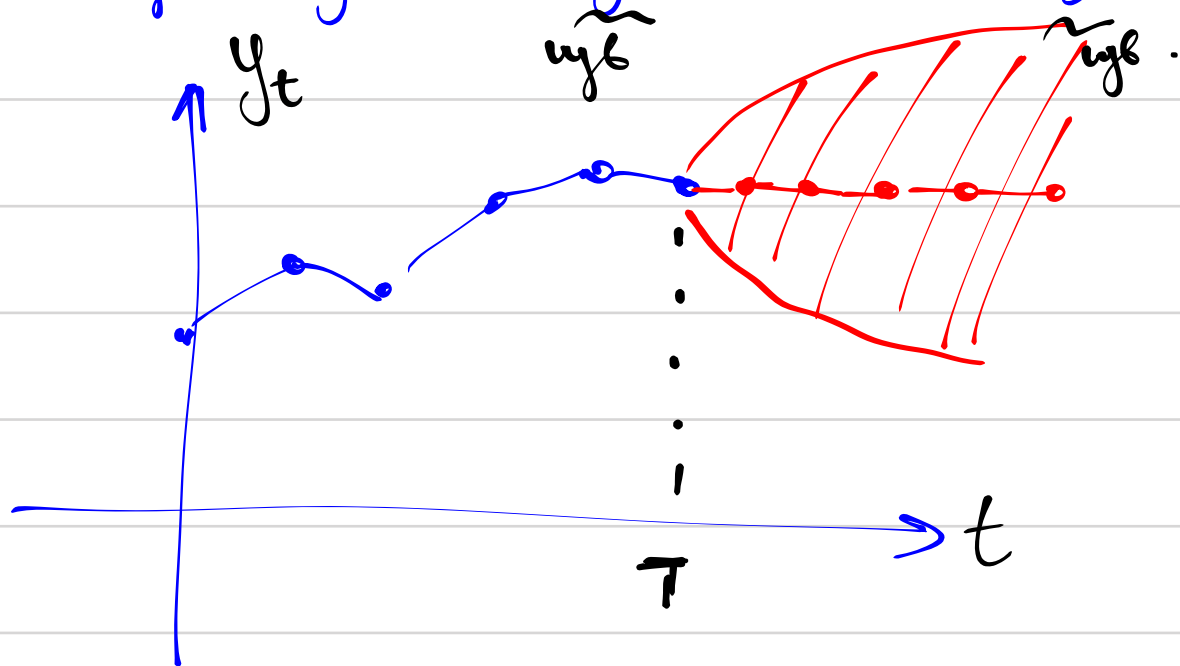
95% PI $[y_T - 1.96 \sqrt{\sigma^2}; y_T + 1.96 \sqrt{\sigma^2}]$

$$(y_{T+2} | y_1, \dots, y_T) \sim ? N(y_T; 2\sigma^2)$$

$$y_{T+2} = y_T + u_{T+1} + u_{T+2}$$

$$95\% \text{ PI для } y_{T+2} \quad [y_T - 1.96\sqrt{2\sigma^2}; y_T + 1.96\sqrt{2\sigma^2}]$$

$$95\% \text{ PI для } y_{T+h} \quad [y_T - 1.96\sqrt{h\sigma^2}; y_T + 1.96\sqrt{h\sigma^2}]$$



③ как оценить σ^2 для модели случайного блуждания?

„Используем метод макс- и правдоподобия“

$$\begin{aligned} \Delta y_2 &= y_2 - y_1 \sim N(0; \sigma^2) \\ &\vdots \\ \Delta y_T &= y_T - y_{T-1} \sim N(0; \sigma^2) \end{aligned} \quad \left. \begin{array}{l} \\ \\ \end{array} \right\} (T-1) \text{ штук.}$$

$$\text{ML: } \hat{\sigma}^2 = \frac{\sum_{t=2}^T (\Delta y_t)^2}{T-1} \quad [рез - T]$$

вектор. $\begin{pmatrix} \Delta y_2 \\ \vdots \\ \Delta y_T \end{pmatrix} \sim N \left(\begin{pmatrix} 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix}; \begin{pmatrix} \sigma^2 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \ddots & & \\ \vdots & & \ddots & \\ 0 & \dots & 0 & \sigma^2 \end{pmatrix} \right)$

$$\max_{\sigma^2} \underbrace{f(\Delta y_2, \dots, \Delta y_T)}$$

$$\max_{\sigma^2} f(\Delta y_2) \cdot f(\Delta y_3) \cdot \dots \cdot f(\Delta y_T)$$

$$\max_{\sigma^2} (\ln f(\Delta y_2) + \dots + \ln f(\Delta y_T))$$

$$\ln f(\Delta y_2) = \ln \left[\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma^2} \cdot \exp\left(-\frac{(\Delta y_2 - 0)^2}{2\sigma^2}\right) \right]$$

$$= -\frac{1}{2} \ln(2\pi\sigma^2) - \frac{1}{2} \cdot \frac{(\Delta y_2)^2}{\sigma^2}$$

$$\max_{\sigma^2} \left[-\frac{T-1}{2} \ln(2\pi) - \frac{T-1}{2} \ln \sigma^2 - \frac{1}{2\sigma^2} \cdot \sum_{t=2}^T (\Delta y_t)^2 \right]$$

$$\hat{\sigma}_{ML}^2 = \frac{\sum_{t=2}^T (\Delta y_t)^2}{T-1}$$

ОСР-вн рынок [для неизменяемых/колеблющихся/нелинейных возвращений]

"Тесты - легон"

Шаг 1. Применить STL к y_t ,
получили: seas_t, trend_t, rem_t.

Шаг 2.

$$\hat{rem}_{T+h} = 0 \quad [\text{ОСР-к не прорк.}]$$

$$\hat{seas}_{T+h} = seas_{T+h-12} \quad [h=1, \dots, 12]$$

[для нелиней]

[для (trend_t) нелинейность]

[x_t линейно trend_t]

$$\begin{cases} x_t = l_t + (1-\alpha) \cdot u_t \\ l_t = l_{t-1} + b + \alpha \cdot u_t \\ u_t \sim N(0; \sigma^2) \text{ независимы} \end{cases}$$

пар-ры:
 α, b, σ^2, l_0
Max Lik: $\hat{\alpha}, \hat{b}, \hat{\sigma}^2, \hat{l}_0$

$$\boxed{x_t = \ell_t + b + u_t}$$

$$x_t = \ell_t + \overbrace{(1-\alpha) \cdot u_t}^{\text{учет. разн. на расч. нд.}}$$

← учет разн. со сред.

$$x_t = \ell_t + (1-\alpha) u_t$$

$$\boxed{\ell_t = \ell_{t-1} + b + \alpha \cdot u_t}$$

(ℓ_t) - учет. суммирование со сред.

$$\ell_t = z_t + b \cdot t$$

↑
сл. разн.

$$x_{t+1} = \ell_{t+1} + b + u_{t+1} =$$

$$= \ell_t + b + \alpha u_{t+1} + b + u_{t+1} =$$

$$= \ell_t + 2b + \alpha u_{t+1} + u_{t+1}$$

$$\boxed{(x_{t+2} | x_1, \dots, x_t) \sim \mathcal{N}(\ell_t + 2b; \sigma^2(\alpha^2 + 1))}$$

$$\hat{x}_{t+2} = \hat{\ell}_t + 2\hat{b}$$

для неслучайных рядов: \oplus предиктивные интервалы.

для случайных рядов: без предиктивных интервалов.

def для стационарных рядов определена автоковариационная ф-ция

$$\gamma_k = \text{cov}(y_t, y_{t+k})$$

и автокорреляционная ф-ция.

$$\rho_k = \text{corr}(y_t, y_{t+k})$$

для нестационарных рядов $\text{cov}(y_t, y_{t+k})$ зависит от t , от k в общем случае

def выборочная ACF (sACF) ($s =$ sample)

$\hat{\rho}_k = \widehat{\text{corr}}(y_t, y_{t+k})$, вычисленная
в пригн-ии сдвиг-сдв
пог.

$\hat{\rho}_2$

y_1	y_1
y_2	y_1
\vdots	\vdots
y_{T-2}	y_{T-2}

 \rightarrow

a_1	b_1
\vdots	\vdots
a_{T-2}	b_{T-2}

$$\hat{\rho}_2 = \text{corr}(a, b) = \frac{\sum_{t=1}^{T-2} (a_t - \bar{a}) \cdot (b_t - \bar{b})}{\sqrt{\sum (a_t - \bar{a})^2 \sum (b_t - \bar{b})^2}}$$