



Привет !!

ETS-модели

Задача:

$$ETS(AAdA)$$

→ точный и непрерывный прогноз
на 1 и 2 шага вперед?

Как она устроена?

$E = A$ - аддитивное
 $T = Ad$ - сезон. аддит.
 $S = A$ - аддитивн.

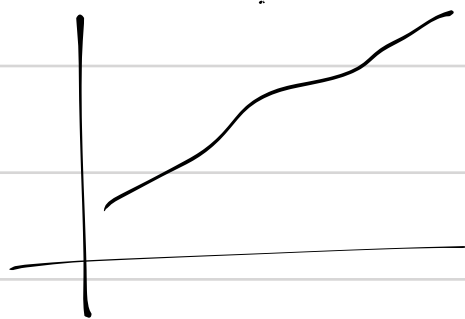
Узел

узлов.

Агрег:

$$l_t = \overbrace{l_{t-1}}^{us} + \underbrace{\overbrace{b_{t-1}}^{us}}_{\text{сезонность}}$$

$$l_t = \underbrace{l_{t-1}}_{us} \cdot \underbrace{b_{t-1}}_{1.01}$$

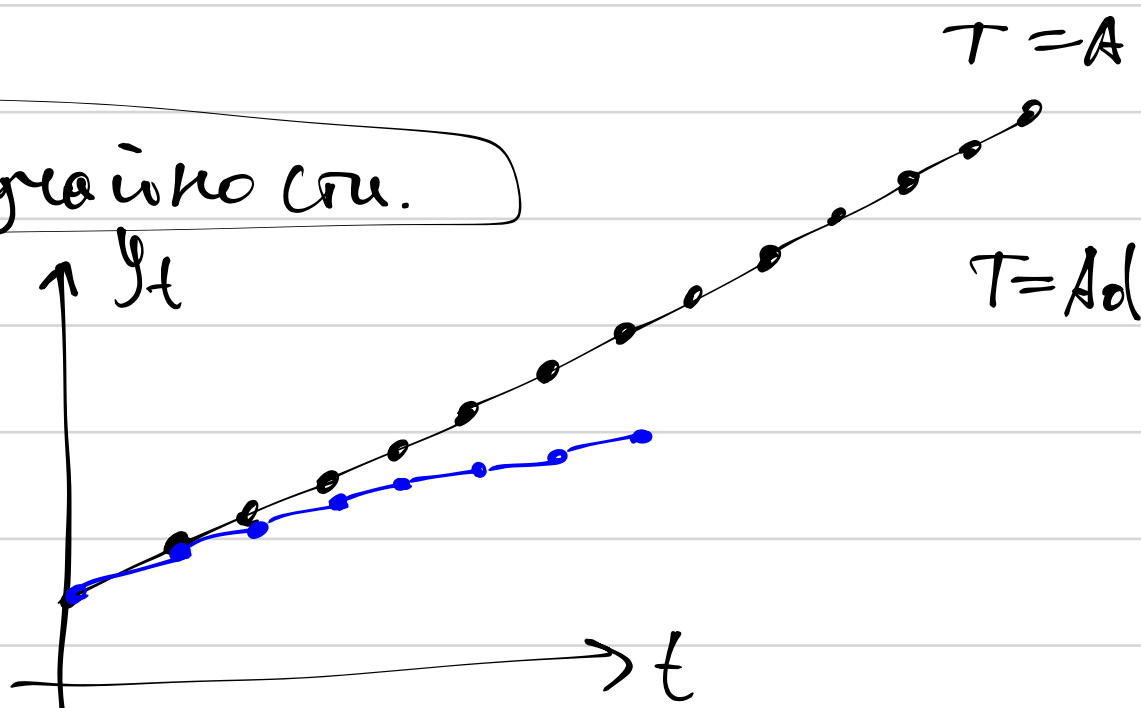


$$ETS(A|A|A)$$

а) наименее точная модель.

б) $\hat{y}_{T+1}, \hat{y}_{T+2}$

модель сезонности.



набл. данные

$$y_t = l_t + s_t$$

$$s_t = s_{t-12}$$

$$l_t = l_{t-1} + b_t$$

$$b_t = \phi \cdot b_{t-1}$$

$\phi \in (0;1)$

[модель данных]

сезонная прибавка

тренд

y_t - наблюд. би
 s_t - сезонная прибавка

l_t - линия тренда
 b_t - наклон линии тренда

① $\boxed{\text{сезонная}} = \boxed{\text{прошлые}} + \boxed{\text{набл. - все что не сезонная}}$

$(u_t) \sim N(0; \sigma^2)$

сезонная = через прошлые

+ ошибка

фрпз
модель 2.5

$$s_t = s_{t-12} + \gamma \cdot u_t$$

$$b_t = \phi \cdot b_{t-1} + \beta \cdot u_t$$

$$l_t = l_{t-1} + \phi \cdot b_{t-1} + \alpha \cdot u_t$$

набл. $y_t = (l_{t-1} + \phi b_{t-1}) + s_{t-12} + u_t$

$(u_t) \sim N(0; \sigma^2)$

$$ETS(A|A|A)$$

Упр. В рамках ETS (AAdA) модели
постройте предсказательный интервал PT
для y_{T+1}, y_{T+2} считая y_1, y_2, \dots, y_T и
параметры модели известными.

$$\begin{aligned} S_t &= S_{t-12} + \gamma \cdot u_t \\ b_t &= \phi \cdot b_{t-1} + \beta \cdot u_t \\ l_t &= l_{t-1} + \phi \cdot b_{t-1} + \alpha \cdot u_t \\ y_t &= l_{t-1} + \phi b_{t-1} + S_{t-12} + u_t \\ u_t &\sim N(0; \sigma^2) \end{aligned}$$

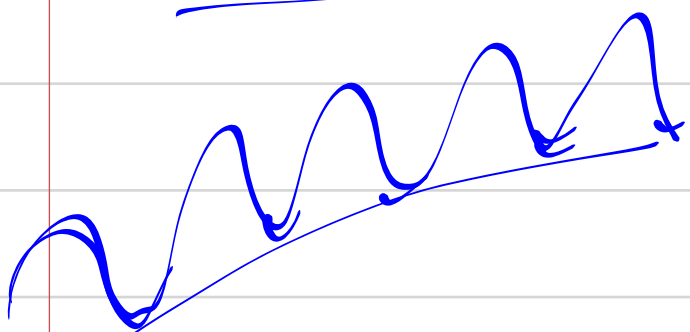
не забыть!!
нач-ые
условия
 $l_0, b_0,$
 $s_0, s_{-1}, s_{-2}, \dots, s_{-11}$

Параметры: $\theta = (\phi, \alpha, \beta, \gamma, \sigma^2, l_0, b_0, s_0, s_{-1}, s_{-2}, \dots, s_{-11})$

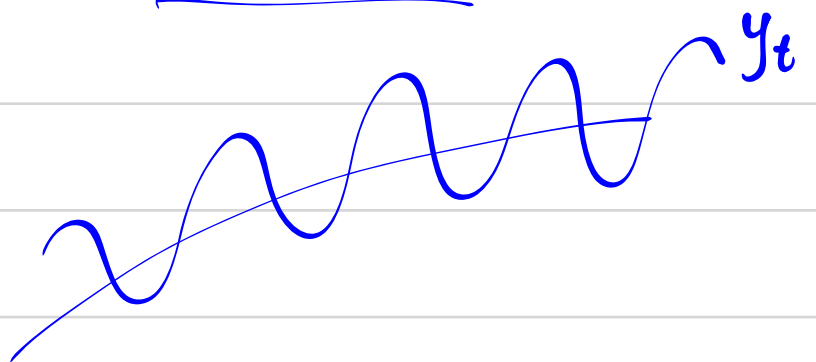
у-е на
параметры:

$$s_0 + s_{-1} + s_{-2} + \dots + s_{-11} = 0$$

не хотим



хотим



$$\begin{aligned} S_t &= S_{t-12} + \gamma \cdot u_t \\ b_t &= \phi \cdot b_{t-1} + \beta \cdot u_t \\ l_t &= l_{t-1} + \phi \cdot b_{t-1} + \alpha \cdot u_t \\ y_t &= l_{t-1} + \phi b_{t-1} + S_{t-12} + u_t \\ u_t &\sim N(0; \sigma^2) \end{aligned}$$

$\hat{y}_{T+1|T}$

?

\hat{y}_{T+1}

$\hat{y}_{T+2|T}$?

$\hat{y}_{T+100|T}$?

на какой
перимод
делаем прогноз

последнее доступное
наб-е модели

прогноз

y_{T+1} = то, что знаем в момент T + будущие данные

$$\begin{aligned} S_t &= S_{t-12} + \gamma \cdot u_t \\ b_t &= \phi \cdot b_{t-1} + \beta \cdot u_t \\ l_t &= l_{t-1} + \phi \cdot b_{t-1} + \alpha \cdot u_t \\ y_t &= l_{t-1} + \phi b_{t-1} + S_{t-12} + u_t \\ u_t &\sim N(0; \sigma^2) \end{aligned}$$

ETS(AAdA)

ETS(AAN)

зачух-ия нег

$$\phi = 1$$

сей-ком нег

$$S_t = 0$$

$$\begin{cases} b_t = b_{t-1} + \beta u_t \\ l_t = l_{t-1} + b_{t-1} + \alpha u_t \\ y_t = l_{t-1} + b_{t-1} + u_t \\ u_t \sim N(0; \sigma^2) \end{cases}$$

$$y_{T+1} = \underbrace{l_T + \phi b_T + S_{T-11}}_{\text{известно к моменту } T} + \underbrace{u_{T+1}}_{\text{будущий шок.}}$$

известно к моменту T будущий шок.

$$E(y_{T+1} | y_1, \dots, y_T) = l_T + \phi b_T + S_{T-11}$$

$$\text{Var}(y_{T+1} | y_1, \dots, y_T) = \text{Var}(u_{T+1}) = \sigma^2$$

$$(y_{T+1} | y_1, \dots, y_T) \sim N(l_T + \phi \cdot b_T + S_{T-11}; \sigma^2)$$

$$\text{PI}(95\%) [l_T + \phi b_T + S_{T-11} - 1.96 \sqrt{\sigma^2}; l_T + \phi b_T + S_{T-11} + 1.96 \sqrt{\sigma^2}]$$

$$y_{T+2} = \underbrace{l_{T+1} + \phi b_{T+1}}_{\text{раскрываем!}} + \underbrace{S_{T-10}}_{\text{знаю}} + \underbrace{u_{T+2}}_{\text{не предска.}}$$

$$= (l_T + \phi b_T + \alpha \cdot u_{T+1}) + \phi (\phi b_T + \beta \cdot u_{T+1}) + S_{T-10} + u_{T+2}$$

$$= \underbrace{(l_T + \phi b_T + \phi^2 \cdot b_T + S_{T-10})}_{\text{знаем}} + \underbrace{(\alpha + \beta) u_{T+1} + u_{T+2}}_{\text{непр. раскр.}}$$

$$E(y_T | y_1, \dots, y_T) = l_T + (\phi + \phi^2) \cdot b_T + S_{T-10}$$

$$\text{Var}(y_T | y_1, \dots, y_T) = \text{Var}((\alpha + \beta) u_{T+1} + u_{T+2}) = (\alpha + \beta)^2 \sigma^2 + \sigma^2$$

$$95\% \text{ PI для } y_{T+2} = [l_T + (\phi + \phi^2) \cdot b_T + S_{T-10} - 1.96 \cdot \sqrt{(\alpha + \beta)^2 \sigma^2 + \sigma^2}; l_T + (\phi + \phi^2) \cdot b_T + S_{T-10} + 1.96 \cdot \sqrt{(\alpha + \beta)^2 \sigma^2 + \sigma^2}]$$

$$\hat{y}_{T+100|T} ? = E(y_{T+100} | y_1, \dots, y_T) =$$

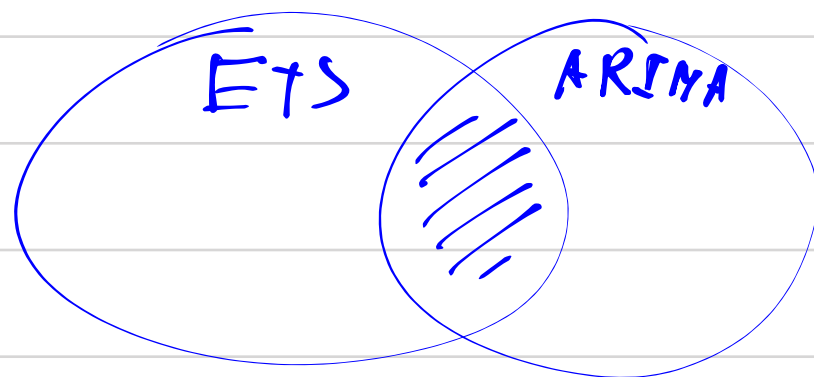
$$= b_T + (\phi + \phi^2 + \phi^3 + \dots + \phi^{100}) \cdot b_T + S_{T-8} =$$

$$100 \rightarrow 100 - 9 \cdot 12 = 100 - 108 = -8$$

$$= b_T + \frac{\phi - \phi^{101}}{1 - \phi} \cdot b_T + S_{T-8}$$

$$\hat{y}_{T+h|T} \rightarrow (h \rightarrow \infty) \frac{\phi}{1 - \phi} \cdot b_T$$

Ymp. here we want ETS(AAN) model
 for (y_t) can
 ARMA model
 for Δy_t with $\Delta^2 y_t$.



$$\Delta y_t = y_t - y_{t-1}$$

$$\Delta^2 y_t = \Delta(\Delta y_t) = \Delta(y_t - y_{t-1}) = \Delta y_t - \Delta y_{t-1} =$$

$$= y_t - y_{t-1} - y_{t-1} + y_{t-2} =$$

$$= y_t - 2y_{t-1} + y_{t-2}$$

$$\Delta^2 y_t = (1 - L)^2 \cdot y_t = (1 - 2L + L^2) \cdot y_t =$$

ETS(AAN)

$$\begin{cases} b_t = b_{t-1} + \beta u_t \rightarrow \Delta b_t = \beta \cdot u_t \\ l_t = l_{t-1} + b_{t-1} + \alpha u_t \rightarrow \Delta l_t = b_{t-1} + \alpha u_t \\ y_t = l_{t-1} + b_{t-1} + u_t \\ u_t \sim N(0, \sigma^2) \end{cases}$$

ARMA model
 for b_t
 random (y_t) and (u_t)

$$\Delta y_t = \Delta l_{t-1} + \Delta b_{t-1} + \Delta u_t$$

$$\Delta y_t = (b_{t-2} + \alpha u_{t-1}) + (\beta u_{t-1}) + \Delta u_t$$

l_t you need

$$\Delta(\Delta y_t) = \Delta b_{t-2} + \alpha \cdot \Delta u_{t-1} + \beta \cdot \Delta u_{t-1} + \Delta(\Delta u_t)$$

$$\Delta(\Delta y_t) = \Delta b_{t-2} + \alpha \cdot \Delta u_{t-1} + \beta \cdot \Delta u_{t-1} + \Delta(\Delta u_t)$$

$$\downarrow$$

$$\beta \cdot u_{t-2}$$

$$\begin{cases} \Delta b_t = \beta \cdot u_t \\ b_t = b_{t-1} + \beta u_t \end{cases}$$

$$\Delta^2 y_t = \beta \cdot u_{t-2} + (\alpha + \beta)(u_{t-1} - u_{t-2}) + (u_t - 2u_{t-1} + u_{t-2})$$

$$\Delta^2 y_t = u_t + (\alpha + \beta - 2)u_{t-1} + (\beta - \alpha - \beta + 1)u_{t-2}$$

$$\Delta^2 y_t = u_t + (\alpha + \beta - 2)u_{t-1} + (1 - \alpha)u_{t-2}$$

$$\Delta^2 y_t \sim MA(2)$$

$$y_t \sim ETS(\underline{A}, \underline{A}, N)$$

$$\rightarrow \Delta^2 y_t \sim MA(2)$$

$$\Delta^2 y_3 = y_3 - 2y_2 + y_1$$

$$y_{sup.} \quad y_t \sim ETS(A, A, N)$$

$$a) \quad E(y_t) \quad \text{Cov}(y_1, y_2) \quad \underline{\underline{Var(y_1)}} \quad \underline{\underline{Var(y_2)}} \quad \underline{\underline{Var(y_t)}}$$

$$b) \quad \text{cross-k in } \text{reg}(y_t)? \quad [yes]$$

$$\text{parameters: } [l_0, b_0, \alpha, \beta, \sigma^2]$$

$$\begin{cases} b_t = b_{t-1} + \beta u_t \\ l_t = l_{t-1} + b_{t-1} + \alpha u_t \\ y_t = l_{t-1} + b_{t-1} + u_t \\ u_t \sim N(0, \sigma^2) \end{cases}$$

$$E(y_t) = l_0 + t \cdot b_0$$

$$\begin{aligned} Var(y_1) &= Var(u_1) = \sigma^2 \\ Var(y_2) &= Var((\alpha + \beta)u_1 + u_2) = \\ &= (\alpha + \beta)^2 \sigma^2 + \sigma^2 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} E(y_1) &= E(l_0 + b_0 + \underline{u_1}) = l_0 + b_0 \\ E(y_2) &= E(l_1 + b_1 + u_2) = \\ &= E(l_0 + b_0 + \underline{\alpha u_1} + \underline{b_0 + \beta u_1} + \underline{u_2}) = \\ &= l_0 + 2b_0 + 0. \end{aligned}$$

$$E(y_2) \neq E(y_1) \rightarrow \text{reg necessary.}$$