Statistické metody a zpracování dat

Analýza časových řad II.

Petr Dobrovolný

Metody klouzavých průměrů

Patří mezi tzv. **adaptivní** přístupy k trendové složce časové řady.

Tyto metody pracují s trendovými složkami, které mění v čase svůj charakter (nelze použít matematickou křivku s **neměnnými** parametry).

Vyrovnání matematickou křivkou však je možné v krátkých úsecích řady.

V nich se parametry použité křivky přizpůsobují - adaptují na konkrétní průběh řady. Tedy, nelze použít:

$\beta_0 + \beta_1\tau$ pro τ = 1, …T,

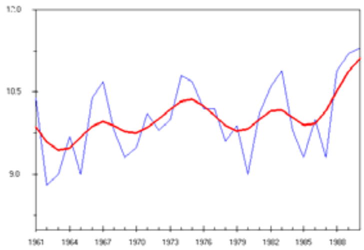
ale lze použít vyrovnání pomocí tzv. lokálních trendů:

$\beta_0(t) + \beta_1(t)\tau$ pro τ = …, t-1, t, t+1, …

Metody klouzavých průměrů

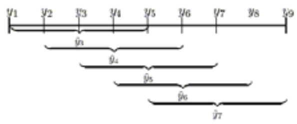
Jako klouzavé průměry obecně označujeme lineární kombinace členů původní řady, např.:

$$\frac{1}{8}(y_{t-2} + 2y_{t-1} + 2y_t + 2y_{t+1} + y_{t+2})$$



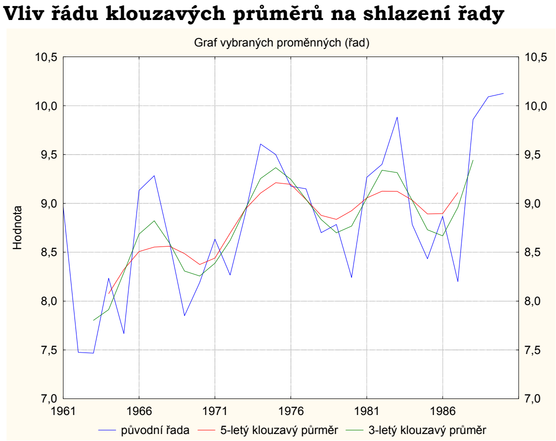
Mechanické vyrovnávání trendu metodami klouzavých průměrů

Používá se v případě, že se trend mění a nelze ho vyrovnat „globálně" jednou matematickou křivkou. Metoda je vhodná pro neperiodické řady, neumožňuje extrapolaci hodnot.



Vlastní průměry se používají jako **prosté** či **vážené**.
V některých případech lze použít klouzavých mediánů.
Klouzavé průměry mohou být **necentrované** a **centrované**

Vliv řádu klouzavých průměrů na shlazení řady



Konstrukce klouzavých průměrů vyrovnáním úseků řady polynomickými křivkami

Budeme předpokládat, že pracujeme s časovou řadou tvaru:

$$y_t = Tr_t + E_t$$

Postup:

Prvních *2m+1* členů řady vyrovnáme vhodným polynomem a hodnotu tohoto polynomu v bodě $t = m+1$ (tj. střed uvažovaného úseku) použijeme jako vyrovnanou hodnotu $\hat{y}_{m+1}$

Analogicky vyrovnáme hodnotu z bodu $t = m+2$ hodnotami y_2 až y_{2m+2} atd.

Příklad: Polynomem třetího řádu chceme vyrovnat $2m+1 = 5$ hodnot řady, které označíme jako $y_{t+\tau}$ pro $\tau = -2,-1,0,1,2$

Koeficienty vyrovnávajícího polynomu určíme metodou nejmenších čtverců a to tak, že minimalizujeme výraz:

$$\sum_{\tau=-2}^{2}(y_{t+\tau} - \beta_0 - \beta_1\tau - \beta_2\tau^2 - \beta_3\tau^3)^2$$

Odhady výše uvedených parametrů b_0, b_1, b_2, b_3 získáme řešením soustavy čtyř tzv. normálních rovnic

Vyrovnávací polynom $\quad b_0 + b_1\tau + b_2\tau^2 + b_3\tau^3$

Hodnotu b_0 v bodě τ=0 bereme za hledanou vyrovnanou hodnotu řady ve středu zkoumaného úseku y_{t-2} až y_{t+2} a také jako trendovou složku v čase t

$$b_0 = \hat{y}_t = \frac{1}{35}(-3y_{t-2} + 12y_{t-1} + 17y_t + 12y_{t+1} - 3y_{t+2})$$

Symbolický zápis $\quad \hat{y}_t = \frac{1}{35}(-3,12,17,12,-3)y_t$

Výsledkem je tedy vždy lineární kombinace hodnot $y_{t-m},\dots,y_{t+m}$ s pevně určenými koeficienty (vahami), pro které platí:

- součet vah klouzavého průměru je roven jedné
- váhy jsou symetrické kolem střední hodnoty

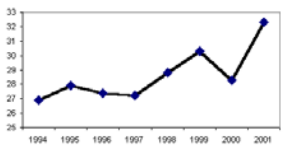
Stejně jako v případě jednoduchých klouzavých průměrů zůstává m hodnot na začátku a konci řady nevyrovnáno a řadu vyrovnáváme pro lichý počet členů.

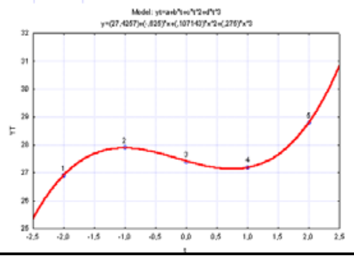
Výhody:

- pro zadaný řád polynomu a délku klouzavých průměrů lze váhy tabelovat
- vyrovnávání počátečních a koncových hodnot

Příklad

	A	B	C	D	E
1	Rok	t	TAU	YT	
2	1994	1	-2	26,9	
3	1995	2	-1	27,9	
4	1996	3	0	27,4	**27,4257**
5	1997	4	1	27,2	
6	1998	5	2	28,8	
7	1999	6		30,3	
8	2000	7		28,3	
9	2001	8		32,3	
10					
11					
12					





Vyrovnávání počátečních a koncových hodnot

(pokračujeme v příkladu)

Vyrovnáváme kubickou parabolou vždy pět sousedních členů řady.

Úkolem je nyní vyrovnat také posledních m členů řady. Předpokládejme, že vyrovnáváme pět posledních hodnot řady $y_{n-4}\dots y_n$.

Při zjišťování odhadu pro střední člen vyrovnávaného úseku jsme vystačili s odhadem parametru b_0. Nyní nás zajímají dříve nepoužité hodnoty kubického polynomu pro τ=1, 2.

Odhady b_1, b_2 a b_3 zjistíme obdobně jako v případě b_0 ze soustavy normálních rovnic.

Odhady tzv. **koncových** klouzavých průměrů pro dva poslední členy řady:

$$\hat{y}_{n-1} = \frac{1}{35}(2,-8,12,27,2)y_{n-2}$$

$$\hat{y}_n = \frac{1}{70}(-1,4,-6,4,69)y_{n-2}$$

Vyrovnanou první a druhou hodnotu ze začátku řady dostaneme hodnoty tzv. **počátečních** klouzavých průměrů:

$$\hat{y}_1 = \frac{1}{35}(69,4,-6,4,-1)y_3$$

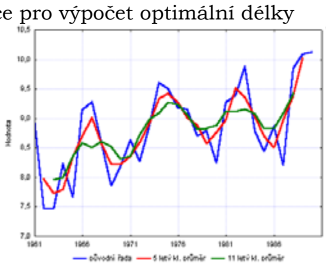
$$\hat{y}_2 = \frac{1}{70}(2,27,12,-8,2)y_3$$

Předpovědní klouzavé průměry: předpověď hodnoty y_{n+1} zkonstruovaná v bodě n:

$$\hat{y}_{n+1}(n) = \frac{1}{5}(-4,11,-4,-14,16)y_{n-2}$$

Volba řádu klouzavých průměrů

- Subjektivní posouzení charakteru dat
- Délka klouzavých průměrů by měla odpovídat periodě sezónních či cyklických fluktuací
- Vzorce pro výpočet optimální délky



Obsahuje-li řada sezónní složku, je vhodné volit řád klouzavých průměrů tak, aby zahrnoval celou délku periody sezónní složky.

Centrované klouzavé průměry

Ve většině případů se používají klouzavé průměry liché délky, u **sudé délky** je problém s přiřazením hodnot časovému okamžiku.

V ekonomických časových řadách, které často obsahují sezónní složku délky 4 (řady čtvrtletních hodnot) či 12 (řady měsíčních hodnot), se tento problém řeší tzv. **centrováním**.

Výsledné klouzavé průměry pro sudou délku klouzavé části vypočteme jako **průměry dvou sousedních klouzavých průměrů** liché délky.

Centrované klouzavé průměry

Příklad: Abychom vystihli roční chod určitého ukazatele, chceme pro řadu měsíčních hodnot použít klouzavých průměrů délky 12.

Shlazená hodnota však spadá doprostřed mezi „červen“ a „červenec“. Další shlazená hodnota pak mezi „červenec“ a „srpen“.

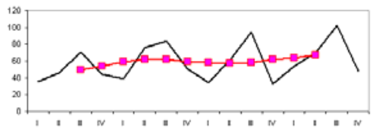
Tyto dva jednoduché klouzavé průměry vezmeme a zprůměrňujeme. Výsledek pak už můžeme přiřadit k „červencové“ hodnotě. Tedy vytváříme klouzavé průměry o délce 13:

$$\hat{y}_t = \frac{1}{2}\left(\frac{1}{12}(y_{t-6} + y_{t-5} + \ldots + y_{t+5}) + \frac{1}{12}(y_{t-5} + y_{t-4} + \ldots + y_{t+6})\right) =$$

$$\frac{1}{24}(y_{t-6} + 2y_{t-5} + 2y_{t-4} + \ldots + 2y_{t+5} + y_{t+6})$$

Centrované klouzavé průměry

1998	I	35		
	II	46	49,0	
	III	71	50,0	49,5
	IV	44	57,5	53,8
1999	I	39	60,8	59,1
	II	76	62,3	61,5
	III	84	61,0	61,6
	IV	50	57,3	59,1
2000	I	34	59,8	58,5
	II	61	55,5	57,6
	III	94	60,5	58,0
	IV	33	62,8	61,6
2001	I	54	64,8	63,8
	II	70	68,5	66,6
	III	102		
	IV	48		

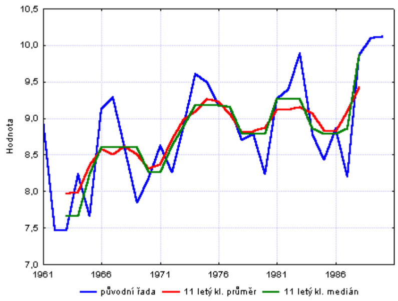


Obecně místo jednoduchých klouzavých průměrů délky 2m vytváříme centrované klouzavé průměry délky 2m+1 podle tohoto obecného vzorce:

$$\hat{y}_t = \frac{1}{4m}(y_{t-m} + 2y_{t-m+1} + \ldots + y_{t+m-1} + y_{t+m})$$

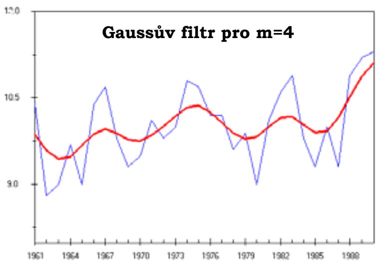
Shlazení klouzavými mediány

- lépe vyrovnávají řady, ve které se vyskytují odlehlé hodnoty
- nelze u nich využít vah



Vážené klouzavé průměry

- Jednotlivé členy úseku řady přiřazeny váhy.
- Tyto váhy většinou lineárně klesají směrem od středního (vyrovnávaného) členu.
- Váhy mohou mít také např. podobu tzv. gaussova filtru.

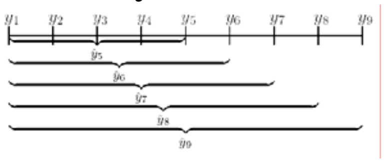


Člen řady	váha
y_{t-4}	0,014
y_{t-3}	0,048
y_{t-2}	0,117
y_{t-1}	0,201
y_t	0,241
y_{t+1}	0,201
y_{t+2}	0,117
y_{t+3}	0,048
y_{t+4}	0,014

Poznámky k metodě klouzavých průměrů

- Klouzavé průměry „vyhlazují“ i samotný trend – mění ho.
- Často do něj zahrnují cyklickou složku a způsobují tzv. „autokorelaci reziduí“ – mění náhodnou složku.
- Lze jich využít k analýze sezónní složky.

Exponenciální vyrovnávání



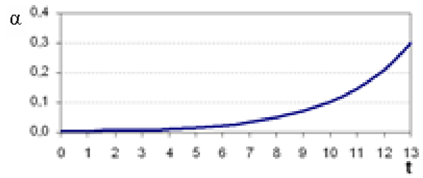
Patří do stejné skupiny adaptivních metod vyrovnávání trendové složky jako např. metody klouzavých průměrů.

Shlazená hodnota je odhadnuta jako vážený průměr hodnoty současné a všech hodnot předchozích v časové řadě.

Vyrovnané hodnoty se odhadují metodou nejmenších čtverců a váhy jednotlivých členů směrem do minulosti exponenciálně klesají (odtud název metody).

Exponenciální vyrovnávání

V modelu se používá **shlazovací (vyrovnávací) konstanta α <0;1>.** Metoda umožňuje konstruovat předpovědi hodnot řady. Využívá se hlavně v ekonomických aplikacích a nachází uplatnění v humánní geografii.



Hodnoty vah při exponenciálním vyrovnání řady

Exponenciální vyrovnávání

Symbolem $\hat{y}_t$ budeme značit vyrovnanou hodnotu časové řady v čase *t*. Při exponenciálním vyrovnání se tedy minimalizuje výraz tvaru:

$$(y_t - \hat{y}_t)^2 + (y_{t-1} - \hat{y}_{t-1})^2\alpha + (y_{t-2} - \hat{y}_{t-2})^2\alpha^2 + \ldots$$

Předpokládáme, že časová řada má tvar:

$$y_t = Tr_t + E_t$$

V závislosti na tom, jakou trendovou složku řada obsahuje (a zda obsahuje také sezónní složku) rozlišujeme následující způsoby exponenciálního vyrovnání:

- **jednoduché** - řada obsahuje konstantní trend
- **dvojité** - řada obsahuje lineární trend
- **trojité** - řada obsahuje kvadratický trend

Jednoduché exponenciální vyrovnávání

Používá se v případech, kdy trendovou složku lze pokládat v krátkých úsecích řady za konstantní, tedy:

$$Tr_t = \beta_0$$

β_0 je parametr jehož odhad b_0 hledáme.

$b_0(t)$ pak značí odhad parametru v čase *t*, tedy zkonstruovaný na základě pozorování y_t, y_{t-1}, y_{t-2}, … a představuje odhadnutou hodnotu trendu v čase *t* a zároveň hledanou (exponenciálně) vyrovnanou hodnotu $\hat{y}_t$ studované časové řady.

Tuto hodnotu tedy získáme minimalizací výrazu:

$$\sum_{j=0}^{\infty}(y_{t-j} - \beta_0)^2\alpha^j$$

Jednoduché exponenciální vyrovnávání

Výraz pro výpočet exponenciálně vyrovnaných hodnot se častěji převádí do následujícího (rekurentního) tvaru:

$$\boxed{\hat{y}_t = \alpha y_t + (1-\alpha)\hat{y}_{t-1}}$$

Praktické využití:

Nejprve položíme: $\hat{y}_1 = y_1$

A dále:

$$\hat{y}_2 = \alpha y_2 + (1-\alpha)\hat{y}_1$$
$$\hat{y}_3 = \alpha y_3 + (1-\alpha)\hat{y}_2$$
$$\ldots\ldots$$

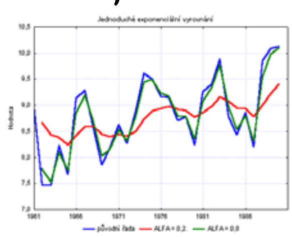
Obecně: $\hat{y}_t = \alpha y_t + (1-\alpha)\hat{y}_{t-1}$

Interpretace:

Exponenciálně shlazená hodnota v čase *t* je rovna váženému součtu hodnoty řady v tomto čase *t* (s vahou α) a předchozí shlazené hodnoty v čase *t-1* (s vahou 1 -α).

Shlazovací (vyrovnávací) konstanta α

Hodnota koeficientu α ovlivňuje efekt shlazení



Čím menší α, tím shlazenější bude vyrovnaná řada (malé hodnoty α dávají větší váhu minulým členům řady a minimální členům současným).

Při hodnotách α blízkým 1 je shlazená řada téměř identická s řadou původní (velké hodnoty α dávají větší váhu současným členům řady a minimální členům předchozím).

α = 0,4

α = 0,7

Využití jednoduchého exponenciálního vyrovnání pro předpovědi

Pro libovolné τ > 0 platí: $\hat{y}_{t+\tau}(t) = \hat{y}_t$

Výraz vlevo do rovnítka označuje předpověď hodnoty $y_{t+\tau}$ konstruovanou v čase t, tedy na základě hodnot y_t, y_{t-1}, …

Na „konci" časové řady tedy platí: $\hat{y}_{n+\tau}(n) = \hat{y}_n$

Využití jednoduchého exponenciálního vyrovnání pro předpovědi

Praktické využití: Pro názornost označíme předpovídané hodnoty symbolem p, tedy p_{t+1} je předpověď hodnoty y_{t+1}. Platí tedy:

$$p_{t+1} = \hat{y}_t$$

Dosazením na odhad vyrovnané hodnoty $\hat{y}_t$ můžeme psát:

$$p_{t+1} = \hat{y}_t = \alpha y_t + (1-\alpha)\hat{y}_{t-1}$$
$$= \alpha y_t + (1-\alpha) p_t$$
$$\boxed{= p_t + \alpha(y_t - p_t)}$$

Interpretace: Předpověď v čase $t+1$ je rovna součtu předpovědi v čase t tedy p_t plus opravě chyby předpovědi v čase t, tedy $(y_t - p_t)$.

Předpovědi

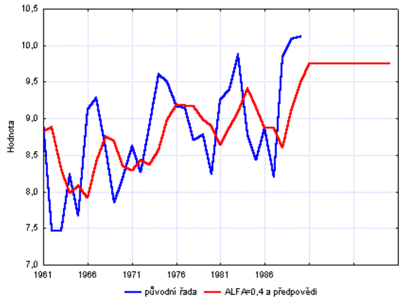
Model založený na jednoduchém exponenciálním vyrovnání je vhodný pouze pro případ, že **trend** a **sezónní** složka v časové řadě jsou **nesignifikantní**. Především se předpokládá, že trend je nulový – potom můžeme výše uvedený model předpovědi pro bod y_{t+1} rozšířit i na další budoucí body řady y_t. Tedy:

$$p_{t+2} = p_{t+1}$$
$$p_{t+3} = p_{t+2} = p_{t+1}$$

Tedy předpověď pro všechny následující body se rovná konstantě.

Vyrovnání řady a její předpověď na základě jednoduchého exponenciálního vyrovnání

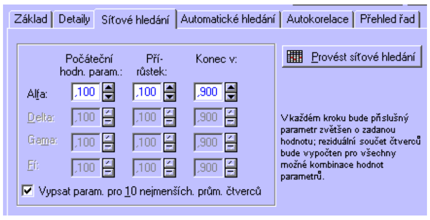
- nulový trend, žádná sezónnost



Volba konstanty α

- **Empirické vzorce**, které uvažují vhodnou délku klouzavých průměrů
- **Síťové (mřížkové) hledání** – výpočet pro všechna α z určitého intervalu s malým krokem. Pro vyrovnání se bere hodnota α, při níž dostáváme nejmenší chybu předpovědi.
- **Automatické hledání** - speciální algoritmy minimalizující předem zvolenou chybu předpovědi tzv. iteračním (opakovaným) výpočtem

Síťové hledání v programu Statistica



Model Číslo	Alfa	Prům. Chyba	Průměr a Chyba	Suma Mocniny	Průměr Mocniny	Prům. % Chyba	Průměr a % chyba
7	0,700000	0,058565	0,561697	13,71630	0,457210	0,227821	6,421201
8	0,800000	0,053022	0,552494	13,76895	0,458965	0,195294	6,332073
6	0,600000	0,064415	0,568647	13,77928	0,459309	0,261765	6,486306
5	0,500000	0,070526	0,573925	13,90160	0,463387	0,298068	6,537828
9	0,900000	0,047910	0,545043	13,98431	0,466144	0,164722	6,259763
4	0,400000	0,077100	0,570549	14,03001	0,467667	0,340601	6,494009
3	0,300000	0,084961	0,573211	14,14598	0,471533	0,399132	6,516861
2	0,200000	0,096054	0,582773	14,33434	0,477811	0,492656	6,625103
1	0,100000	0,107320	0,586180	14,96495	0,498832	0,576568	6,667591

Dvojité exponenciální vyrovnání

Dvojité exponenciální vyrovnání používáme v případě, kdy v krátkých úsecích řady lze trendovou složku nahradit lineárním trendem, tedy:

$$Tr_t = \beta_0 + \beta_1 t$$

V tomto případě používáme model vyrovnání řady vyjádřený dvěma následujícími rovnicemi: $\boxed{\hat{y}_t = \alpha y_t + (1-\alpha)(\hat{y}_{t-1} + \hat{b}_{t-1})}$

což je jednoduché exponenciální vyrovnání pro časový okamžik t, při kterém, se navíc uvažuje **odhad trendové složky** $\hat{b}$ z předchozího bodu časové řady *(t-1)*.

Vyrovnanou hodnotu trendové složky obdržíme opět jednoduchým exponenciálním vyrovnáním, při kterém se však použije jiná shlazovací konstanta γ, tedy: $\boxed{\hat{b}_t = \gamma(\hat{y}_t - \hat{y}_{t-1}) + (1-\gamma)\hat{b}_{t-1}}$

Shlazovací konstanty

Model dvojitého exponenciálního vyrovnání používá **dvě shlazovací konstanty α, γ**, obě nabývají hodnot v intervalu 0;1.

Velké α značí velkou váhu současným hodnotám a malou předchozím – tedy řada je téměř identická s řadou původní.

Trend je odhadován adaptivně a to jako vážený průměr rozdílu posledních dvou hodnot řady (první člen) a odhadu trendu z předchozího okamžiku (druhý člen). Velké γ značí velkou váhu současné změně v úrovni hodnot .

Praktický postup

Zvolíme hodnoty konstant α, γ

Postupně počítáme odhady obou komponent $\hat{y}_t$ a $\hat{b}_t$ od bodu *t=2* (pro *t=1* nejsou hodnoty odhadů definovány):

$$\hat{y}_2 = y_2$$
$$\hat{b}_2 = y_2 - y_1$$
$$\hat{y}_3 = \alpha y_3 + (1-\alpha)(\hat{y}_2 + \hat{b}_2)$$
$$\hat{b}_3 = \gamma(\hat{y}_3 - \hat{y}_2) + (1-\gamma)\hat{b}_2$$

.....

$$\hat{y}_t = \alpha y_t + (1-\alpha)(\hat{y}_{t-1} + \hat{b}_{t-1})$$
$$\hat{b}_t = \gamma(\hat{y}_t - \hat{y}_{t-1}) + (1-\gamma)\hat{b}_{t-1}$$

Předpovědi

Uvedený model je vhodný pro konstrukci předpovědí v případě, že řada obsahuje lineární trend. **Předpověď** *p* o jeden krok dopředu *(t+1)* dostaneme jako součet exponenciálně vyrovnané současné hodnoty a trendové komponenty, tedy: $p_{t+1} = \hat{y}_t + \hat{b}_t$

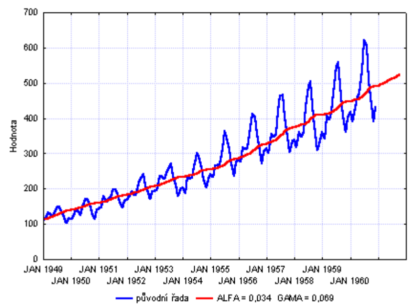
kde kombinujeme poslední vyrovnanou hodnotu a odhad očekávané změny příslušející lineárnímu trendu.

Předpověď o dva kroky dopředu: $p_{t+2} = \hat{y}_t + 2\hat{b}_t$

Předpověď o k roků vpřed: $\boxed{p_{t+k} = \hat{y}_t + k\hat{b}_t}$

Vyrovnání řady a její předpověď na základě dvojitého exponenciálního vyrovnání

- lineární trend, žádná sezónnost



Hodnocení přesnosti předpovědí:

Průměrná absolutní odchylka (MAD – mean absolute deviation) – průměr absolutních hodnot rozdílů předpovězené a aktuální hodnoty

$$MAD = \frac{\sum_{t=1}^{n} |p_t - y_t|}{n}$$

RMSE (root meam square error) – druhá odmocnina průměru druhých mocnin rozdílu předpovězené a aktuální hodnoty

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^{n} (p_t - y_t)^2}{n}}$$

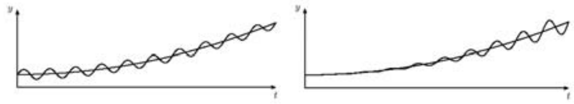
Trojité exponenciální vyrovnání

Tento model umožňuje shlazovat řadu, u které lze identifikovat vedle trendu i **sezónní složku**.

Řadu lze v krátkých úsecích řady vyrovnat parabolou:

$$Tr_t = \beta_0 + \beta_1 t + \beta_2 t^2$$

Sezónní složka může mít aditivní či multiplikativní charakter.



Trojité exponenciální vyrovnání

Základní rovnice, kterými se provádí trojité exponenciální vyrovnání jsou následující:

$$\boxed{\hat{y}_t = \alpha \frac{y_t}{I_{t-L}} + (1-\alpha)(y_{t-1} + \hat{b}_{t-1})}$$

kde b_t značí shlazení **trendové** složky v čase t

$$\boxed{\hat{b}_t = \gamma(y_t - y_{t-1}) + (1-\gamma)\hat{b}_{t-1}}$$

I_t značí shlazení **sezónní** složky v čase t

$$\boxed{I_t = \delta \frac{y_t}{\hat{y}_t} + (1-\delta) I_{t-L}}$$

Při trojitém exponenciálním vyrovnání se používají tři shlazovací konstanty α, γ a δ. Hodnota L značí délku sezónního cyklu

Předpovědi metodou trojitého exponenciálního vyrovnání

$$\boxed{p_{t+m} = (\hat{y}_t + m b_t) I_{t-L+m}}$$

kde y_t je pozorovaná hodnota řady v čase t
$\hat{y}_t$ je vyrovnaná hodnota
b je trendový faktor (odhad trendové složky)
I je odhad sezónní složky
p_{t+m} je předpověď konstruovaná v čase t na m kroků vpřed

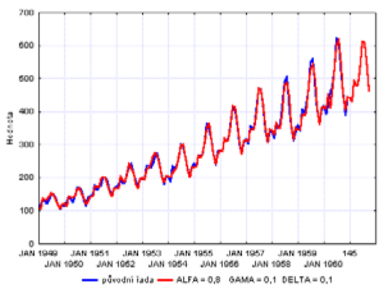
Konstanty α, γ, δ musí být dopředu odhadnuty, tak aby minimalizovaly průměrnou čtvercovou chybu MSE.

Pro počátek odhadu sezónní složky je nutné mít k dispozici data nejméně z jednoho sezónního cyklu délky L.

Pro počátek odhadu trendové složky je nutné mít k dispozici data nejméně ze dvou sezónních cyklů – tedy délky 2L.

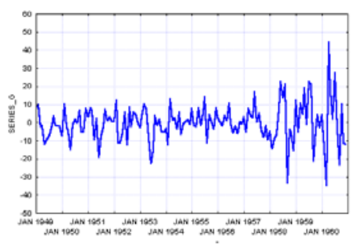
Vyrovnání řady a její předpověď na základě trojitého exponenciálního vyrovnání

- lineární trend (GAMA), sezónnost délky 12 (DELTA), multiplikativní model



Hodnocení vhodnosti použitého modelu exponenciálního vyrovnání

- **analýza reziduí** – rozdílů mezi shlazenou hodnotou a hodnotou původní řady



Analýza sezónní složky časových řad (sezónní očišťování)

1. klasický přístup k sezónní dekompozici
2. úvod do autokorelační analýzy

Sezónní složka S_t je typická pro časové řady, jejichž interval pozorování je kratší než jeden rok (sezóna může mít délku týden, měsíc, roční období).

Objevuje se v řadách ekonomických (tržby, produkce, …), ale i v řadách meteorologických prvků (roční chod teploty vzduchu).

Řada obsahující sezónní složku se vyznačuje pravidelným opakováním hodnot kolem trendu a toto opakování může mít délku např. 7 dnů (do týdne), 12 měsíců či 4 roční období (do roku).

Sezónní složka může mít aditivní resp. multiplikativní charakter

Obecný model řady při sezónním očišťování

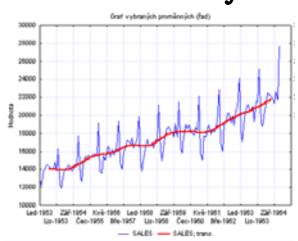
Trendovou a cyklickou složku považujeme za jeden celek. Cyklickou složku označujeme jako „střednědobý“ trend:

aditivní model: $Y_t = TC_t + S_t + \varepsilon_t$

multiplikativní model: $Y_t = TC_t \cdot S_t \cdot \varepsilon_t$

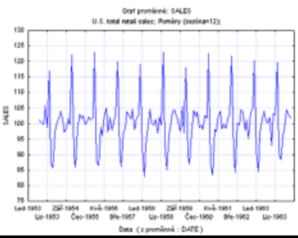
Y_t je pozorovaná hodnota časové řady v čase t.

Jednotlivé kroky analýzy sezónní složky

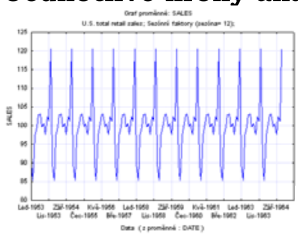


1. Z **originální** řady obsahující sezónní složku je vypočtena řada **klouzavých průměrů** s délkou klouzavých průměrů rovnou délce sezónní složky.

2. Vytvoříme novou řadu jako rozdíl (aditivní model) resp. **podíl** (multiplikativní model) **řady původní a řady shlazené**.

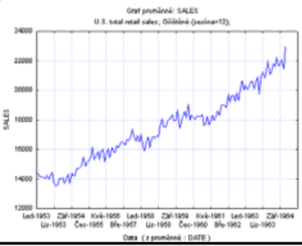


Jednotlivé kroky analýzy sezónní složky

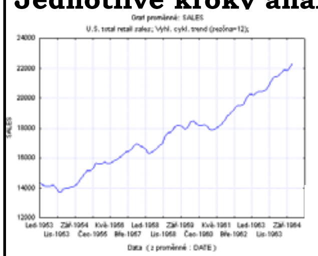


3. Tzv. **sezónní komponenty** jsou vypočteny jako průměr pro každý člen v rámci sezóny. Výsledné hodnoty představují průměrnou sezónní složku v časové řadě.

4. Sezónně očištěná řada (tedy řada obsahující vedle náhodné složky ještě složku TC_t) se potom vyjádří jako rozdíl (resp. podíl) řady originální a sezónní komponenty.



Jednotlivé krokv analýzy sezónní složky



5. Složka TC_t se většinou aproximuje řadou shlazenou váženým klouzavým průměrem délky 5 se symetrickými vahami (1, 2, 3, 2, 1).

6. Obdobně lze izolovat **náhodnou složku** jako rozdíl (resp. podíl) řady sezónně očištěné a řady se zvýrazněnou složkou TC_t (viz. bod 5).