### ОД A POSTERIORI КОН ИНФОРМИРАНИ A PRIORI РАСПРЕДЕЛБИ

Баесово преносно учење за временски серии Јован Крајевски 2 јули 2025

### Содржина

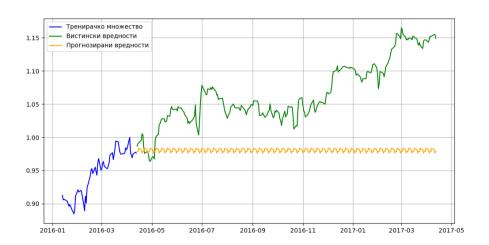
- ▶ Дефиниција на проблемот
- ▶ Теоретска рамка
- ► A priori распределби
- ► Facebook Prophet

- ▶ Vangja
- Методологија
- Резултати
- Заклучок

## Прогноза на кратки временски серии

- Тренирачко множество: 500 серии × 3 месеци
- Тестирачко множество: 365 дена
- Проблеми
  - over-fitting
  - сезонални ефекти со голема периода
- Како изгледа прогноза од класичен модел?

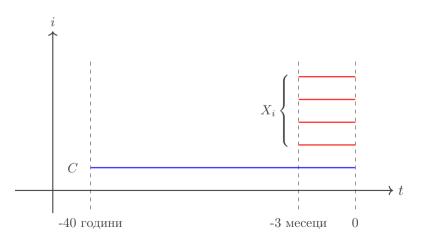
## Прогноза од класичен модел



### Решение со преносно учење

- Контекстна временска серија: 40 години
- Моделот е истрениран на контекстната временска серија
  - Заклучуваме дека временската серија расте во март
- Предиктор временски серии фино го подесуваат моделот
  - Го подесуваме растот во март за секоја од 500-те предиктор временски серии

# Визуелизација на временските серии



#### Содржина 2 Теоретска рамка

- Дефиниција на проблемот
- ▶ Теоретска рамка
- ► A priori распределби
- ► Facebook Prophet

- ► Vangja
- Методологија
- Резултати
- ▶ Заклучок

#### Класична наспроти Баесова статистика <sup>2</sup> Теоретска рамка

- Објективисти наспроти Субјективисти
- Честота наспроти Верување
- Точкесто оценување наспроти a posteriori распределба
  - параметрите се случајни променливи!
  - параметарот секогаш има распределба и пред, и после податоците
  - од *a priori* до *a posteriori* преку Баесовата теорема
- Интервали на доверба наспроти Интервали на кредибилитет

#### Зошто Баесова статистика?

2 Теоретска рамка

- $\bullet\,$  Присуство на *a priori* верување
- Целосна распределба на параметрите
- Мали примероци

#### Зошто навистина Баесова статистика?

2 Теоретска рамка

- Хиерархиско моделирање
- Детално истражување на a posteriori распределбата
- Принципиелно преносно учење
  - -a priori $\rightarrow$ a posteriori $\rightarrow$ a priori $\rightarrow$ a posteriori $\rightarrow \dots$

### Содржина

3 A priori распределби

- Дефиниција на проблемот
- ▶ Теоретска рамка
- ► A priori распределби
- ► Facebook Prophe

- ► Vangja
- Методологија
- Резултати
- Заклучов

## Видови a priori распределби

3 A priori распределби

- Информирани а priori распределби
  - Потекнуваат од знаењето на експертите
  - Нема формален метод да се дојде до нив
- Слабо-информирани а priori распределби
  - Принципиелна регуларизација
- Генерички слабо-информирани а priori распределби
- Нејасни *a priori* распределби
- Рамномерни а priori распределби
  - Класична статистика + истражување на a posteriori распределба

## Нормални a priori распределби

3 A priori распределби

 $\begin{array}{l} \mathbf{posterior} \propto \mathbf{prior} \times \mathbf{likelihood} \\ \mathbf{posterior} \propto \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \times \mathbf{likelihood} \\ \\ \mathbf{logposterior} \propto -\frac{1}{2\sigma^2} (x-\mu)^2 + \mathbf{loglikelihood} \end{array} \label{eq:posterior}$ 

• Ако  $\mu=0,$  ова е L2 регуларизација со  $\lambda=\frac{1}{2\sigma^2}$ 

$$\mathcal{L}_{L2} = \mathcal{L} + \lambda ||x||_2^2$$

# Лапласови а priorі распределби

3 *A priori* распределби

$$\begin{array}{l} \mathbf{posterior} \propto \mathbf{prior} \times \mathbf{likelihood} \\ \mathbf{posterior} \propto \frac{1}{2b} e^{-\frac{|x-\mu|}{b}} \times \mathbf{likelihood} \\ \\ \mathbf{logposterior} \propto -\frac{1}{b} |x-\mu| + \mathbf{loglikelihood} \end{array} \tag{$$} / \log \\ \\ \end{array}$$

• Ако  $\mu=0$ , ова е L1 регуларизација со  $\lambda=\frac{1}{b}$ 

$$\mathcal{L}_{L1} = \mathcal{L} + \lambda ||x||_1$$

## Содржина

- Дефиниција на проблемо<sup>r</sup>
- ▶ Теоретска рамка
- ► A priori распределби
- $\blacktriangleright$  Facebook Prophet

- ▶ Vangja
- Методологија
- Резултати
- Заклучов

## Општа дефиниција на моделот

4 Facebook Prophet

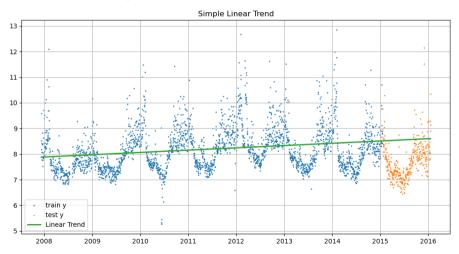
• Обопштен адитивен модел:

$$y_i(t; \boldsymbol{\gamma}_i, \boldsymbol{\theta}_i) = g_i(t; \boldsymbol{\gamma}_i) + \sum_{j=1}^m s_i(p^{(j)}, t; \boldsymbol{\theta}_i^{(j)}) + h_i(t) + \epsilon_i^{(t)}$$

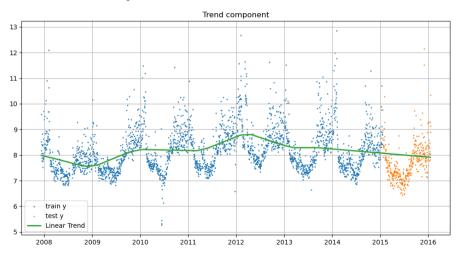
- ullet  $g_i$  линеарен тренд по делови
- $s_i$  сезоналност моделирана со Фуриеров ред

$$P = \{p^{(j)} : j \in \mathbb{N}, 1 \le j \le M\} \subseteq \mathbb{R}$$
$$\forall k, j \in \mathbb{N}, j \le m$$
$$s(p^{(j)}, t^{(k)}; \boldsymbol{\theta}_i^{(j)}) = s(p^{(j)}, t^{(k)} - p^{(j)}; \boldsymbol{\theta}_i^{(j)})$$

### Визуелизација на линеарниот тренд



### Визуелизација на линеарниот тренд

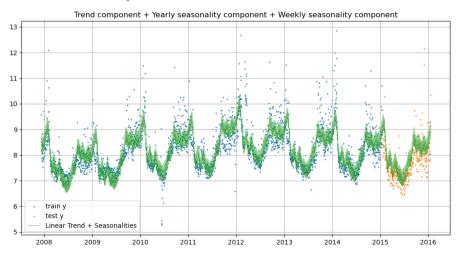


#### Параметри на линеарниот тренд 4 Facebook Prophet

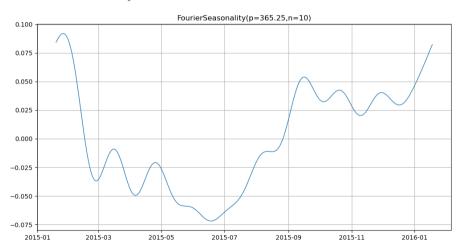
- $w_i \sim \mathcal{N}(0,5)$  почетен раст **параметар**
- $b_i \sim \mathcal{N}(0,5)$  почетен пресек со y-оската **параметар**
- ullet s $_i$  точки на промена на растот  $w_i$
- $\delta_i \sim Laplace(0,0.05)$  промена на растот во точките  $\mathbf{s}_i$  параметар
- $\mathbf{A}_i$  индикатор матрица,  $t^{(k)} > s_{i,l} \implies a_{i,k}^{(l)} = 1$ 
  - корисно за векторизација

$$\mathbf{g}_i = (w_i + \mathbf{A}_i \boldsymbol{\delta}_i) \odot \mathbf{t}^T + b_i - \mathbf{A}_i (\boldsymbol{\delta}_i \odot \mathbf{s}_i)$$

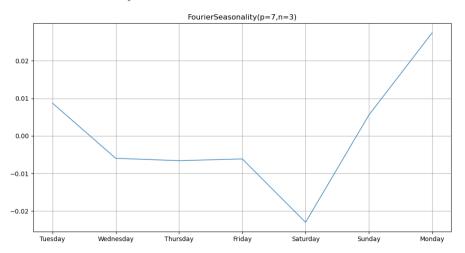
### Визуелизација на Фуриеровата сезоналност



# Визуелизација на Фуриеровата сезоналност



# Визуелизација на Фуриеровата сезоналност



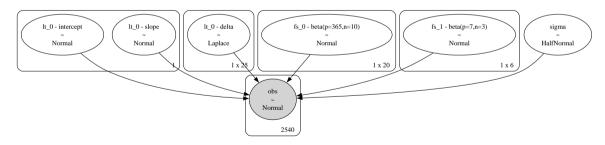
#### Параметри на Фуриеровата сезоналност 4 Facebook Prophet

- $C_i$  број на синусни и косинусни собироци за периодата  $p^{(j)}$
- $\boldsymbol{\theta}_i^{(j)} \sim \mathcal{N}(0,10)$  коефициенти на Фуриеровиот ред параметар
- $oldsymbol{f F}^{(j)}$  матрица од синусни и косинусни собироци
  - корисно за векторизација

$$\mathbf{fs}_i^{(j)} = \mathbf{F}^{(j)} \boldsymbol{\theta}_i^{(j)}$$

### Целосен модел

$$\sigma_i \sim \mathcal{HN}(0,0.5)$$
 - параметар  $y_i \sim \mathcal{N}(\mathbf{g}_i + \sum_{j=1}^M \mathbf{f}\mathbf{s}_i^{(j)}, \sigma_i)$ 



# Содржина 5 Vangja

- ▶ Дефиниција на проблемо<sup>6</sup>
- ▶ Теоретска рамка
- ► A priori распределби
- ► Facebook Prophe

- ▶ Vangja
- Методологија
- Резултати
- ▶ Заклучон

#### Опис на Vangja 5 Vangja

- Надградба на Facebook Prophet
  - модуларен интерфејс
  - хиерархиско моделирање
  - преносно учење
  - разни методи за Баесово заклучување (MCMC, VI, MAP)
- Python, PyMC, JAX, GPU поддршка



# Апликативен интерфејс 5 Vangia

```
"Teven" unrephejc

model = Prophet(
seasonality_mode="multiplicative",
yearly_seasonality=10,
weekly_seasonality=3,
).add_seasonality(
name="monthly",
period=30.5,
fourier_order=5,
))
```

```
Moдуларен интерфејс

1 model = LinearTrend() * (
2 1
3 + FourierSeasonality(365.25, 10)
4 + FourierSeasonality(30.5, 5)
5 + FourierSeasonality(7, 3)
6 )
```

# Додатоци на Facebook Prophet <sup>5</sup> Vangja

- Промени на растот "од десно"
  - $\mathbf{A}_i$  индикатор матрица,  $t^{(k)} < s_{i,l} \implies a_{i,k}^{(l)} = 1$
- Векторизирана анализа на повеќе временски серии

$$-\mathbf{s} = \mathbf{s}_1 = \cdots = \mathbf{s}_N \implies \mathbf{A} = \mathbf{A}_1 = \cdots = \mathbf{A}_N$$

$$\mathbf{G} = (\mathbf{w} + \mathbf{A}\Delta) \odot \mathbf{t}^T + \mathbf{b} - \mathbf{A}(\Delta \odot \mathbf{s})$$

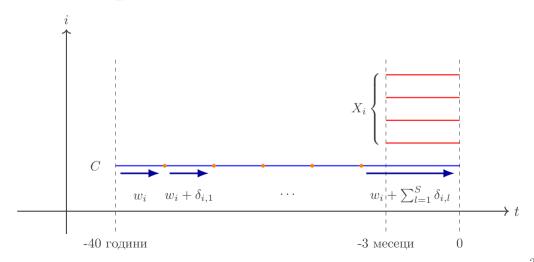
$$\mathbf{F}\mathbf{S}^{(j)} = \mathbf{F}^{(j)}\boldsymbol{\theta}^{(j)}$$

$$\mathbf{y} \sim \mathcal{N}(\mathbf{G} + \sum_{j=1}^{M} \mathbf{F}\mathbf{S}^{(j)}, \boldsymbol{\sigma}_{\epsilon})$$

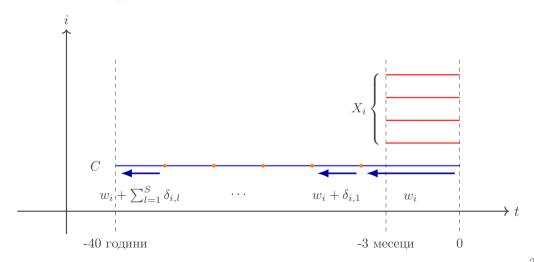
# Хиерархиско моделирање

5 Vangja

# Зошто промени на растот од "десно"? <sup>5</sup> Vangja



# Зошто промени на растот од "десно"? <sup>5</sup> Vangja



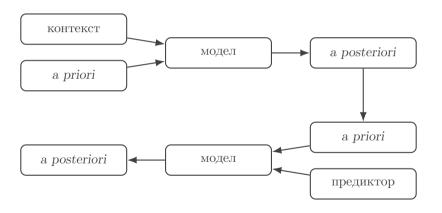
# Репараметризација - проблем на инка <sup>5</sup> Vangia

локално = глобално + отстапување  $\times \frac{\text{мерна}}{\text{единица}}$ 

$$\begin{aligned} w_0 &\sim \mathcal{N}(\mu_{\mathbf{w}}, \sigma_{\mathbf{w}}) & \boldsymbol{\delta}_0 &\sim \mathcal{N}(\mu_{\Delta}, \sigma_{\Delta}) & \boldsymbol{\theta}_0^{(j)} &\sim \mathcal{N}(\mu_{\boldsymbol{\theta}^{(j)}}, \sigma_{\boldsymbol{\theta}^{(j)}}) \\ \boldsymbol{\sigma}_{\mathbf{w}} &\sim \mathcal{H} \mathcal{N}(\frac{\sigma_{\mathbf{w}}}{\lambda_{\mathbf{w}}}) & \boldsymbol{\sigma}_{\Delta} &\sim \mathcal{H} \mathcal{N}(\frac{\sigma_{\Delta}}{\lambda_{\Delta}}) & \boldsymbol{\sigma}_{\boldsymbol{\theta}^{(j)}} &\sim \mathcal{H} \mathcal{N}(\frac{\sigma_{\boldsymbol{\theta}^{(j)}}}{\lambda_{\boldsymbol{\theta}^{(j)}}}) \\ \mathbf{c}_{\mathbf{w}} &\sim \mathcal{N}(0, 1) & \mathbf{C}_{\Delta} &\sim Laplace(0, 1) & \mathbf{C}_{\boldsymbol{\theta}^{(j)}} &\sim \mathcal{N}(0, 1) \\ \mathbf{w} &= w_0 + \boldsymbol{\sigma}_{\mathbf{w}} \odot \mathbf{c}_{\mathbf{w}} & \Delta &= \boldsymbol{\delta}_0 + \boldsymbol{\sigma}_{\Delta} \odot \mathbf{C}_{\Delta} & \boldsymbol{\theta}^{(j)} &= \boldsymbol{\theta}_0^{(j)} + \boldsymbol{\sigma}_{\boldsymbol{\theta}^{(j)}} \odot \mathbf{C}_{\boldsymbol{\theta}^{(j)}} \end{aligned}$$

# a posteriori $\rightarrow$ a priori

5 Vangja



# Иста форма на *a priori* распределбата <sup>5</sup> Vangia

# контекстен a posteriori $\rightarrow$ предиктор a priori контекстен a posteriori $\rightarrow$ глобално a priori

$$\begin{split} w_1^{MAP} &= \underset{w_1}{\operatorname{argmax}} \ P(w_1|C) \\ \sigma_{w_1|C} &= \sqrt{\mathbb{V}(w_1|C)} \\ w_i &\sim \mathcal{N}(w_1^{MAP}, \sigma_{w_1|C}) \end{split} \qquad \begin{aligned} \boldsymbol{\delta}_1^{MAP} &= \underset{\boldsymbol{\delta}_1}{\operatorname{argmax}} \ P(\boldsymbol{\delta}_1|C) \\ \sigma_{\boldsymbol{\delta}_1|C} &= \sqrt{\mathbb{V}(\boldsymbol{\delta}_1|C)} \\ \sigma_{\boldsymbol{\delta}_1|C} &= \sqrt{\mathbb{V}(\boldsymbol{\delta}_1|C)} \\ \sigma_{\boldsymbol{\delta}_1|C} &= \sqrt{\mathbb{V}(\boldsymbol{\delta}_1|C)} \\ \sigma_{\boldsymbol{\delta}_1|C} &= \sqrt{\mathbb{V}(\boldsymbol{\theta}_1^{(j)})} \\ \sigma_{\boldsymbol{\delta}_1^{(j)}|C} &= \sqrt{\mathbb{V}(\boldsymbol{\theta}_1^{(j)})} \\ \sigma_{\boldsymbol{\theta}_1^{(j)}|C} &= \sqrt{\mathbb{V}(\boldsymbol{\theta}_1^{(j)})} \\ \sigma_{\boldsymbol{\theta}_1^{(j)}|C} &= \sqrt{\mathbb{V}(\boldsymbol{\theta}_1^{(j)})} \\ \sigma_{\boldsymbol{\theta}_1^{(j)}|C} &= \sqrt{\mathbb{V}(\boldsymbol{\theta}_1^{(j)})} \end{aligned}$$

# MvN апроксимација на *a posteriori* <sup>5</sup> Vangia

- Ги моделира и корелациите помеѓу параметрите
- prior\_from\_idata

$$\boldsymbol{\mu}^C = \left( \mathbb{E}(w_1|C), \quad \mathbb{E}(b_1|C), \quad \mathbb{E}(\delta_{1,1}|C), \quad \dots, \quad \mathbb{E}(\beta_{1,1}^{(1)}|C), \quad \dots, \quad \mathbb{E}(\sigma_{\epsilon}|C) \right)^T$$

$$\mathbf{\Sigma}^{C} = \begin{pmatrix} \mathbb{V}(w_{1}|C) & Cov(w_{1}, b_{1}|C) & Cov(w_{1}, \delta_{1,1}|C) & \dots & Cov(w_{1}, \sigma_{\epsilon}|C) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ Cov(\sigma_{\epsilon}, w_{1}|C) & Cov(\sigma_{\epsilon}, b_{1}|C) & Cov(\sigma_{\epsilon}, \delta_{1,1}|C) & \dots & \mathbb{V}(\sigma_{\epsilon}|C) \end{pmatrix}$$

$$\left(w_i, b_i, \delta_{i,1}, \ldots, \beta_{i,1}^{(1)}, \ldots, \sigma_{\epsilon}\right) \sim \mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}^C, \boldsymbol{\Sigma}^C)$$

## Регуларизација

5 Vangja

- Слични иницијални растови
- Слични норми на сезоналностите

$$log(P(\boldsymbol{\gamma}_{i}, \boldsymbol{\theta}_{i}^{(1)}, \dots, \boldsymbol{\theta}_{i}^{(M)}, \sigma_{\epsilon}|X_{i})) \propto log(P(\boldsymbol{\gamma}_{i}, \boldsymbol{\theta}_{i}^{(1)}, \dots, \boldsymbol{\theta}_{i}^{(M)}, \sigma_{\epsilon}))$$

$$+log(P(X_{i}|\boldsymbol{\gamma}_{i}, \boldsymbol{\theta}_{i}^{(1)}, \dots, \boldsymbol{\theta}_{i}^{(M)}, \sigma_{\epsilon}))$$

$$-\phi_{\mathbf{w}}(w_{i} - w_{1}^{MAP})^{2}$$

$$+ \sum_{i=1}^{M} \phi_{\boldsymbol{\theta}^{(j)}} \cdot min(0, \|\mathbf{fs}_{1}^{(j)MAP}\|_{2}^{2} - \|\mathbf{fs}_{i}^{(j)}\|_{2}^{2})$$

### Содржина 6 Методологија

- Дефиниција на проблемо<sup>6</sup>
- ▶ Теоретска рамка
- ► A priori распределби
- ► Facebook Prophet

- ► Vangja
- ▶ Методологија
- Резултати
- ▶ Заклучон

#### Податочно множество

6 Методологија

- Дневни берзански податоци типична цена
- Контекстна временска серија: S&P 500 индекс, 40 години
- Предиктор временски серии: 500-те композитни акции, 3 месеци
- 730 последователни прозорци: од 01.01.2015 до 01.01.2017

#### **Модели** 6 Методологија

- Holt-Winters Exponential Smoothing
- Unobserved Components
- Facebook Prophet
- Timeseers
- Vangja со хиерархиско моделирање
- $\bullet$ Vangja контекстен <br/>  $a\ posteriori \rightarrow$ предиктор  $a\ priori$
- $\bullet$  Vangja контекстен a posteriori  $\rightarrow$ глобално a priori

#### Содржина 7 Резултати

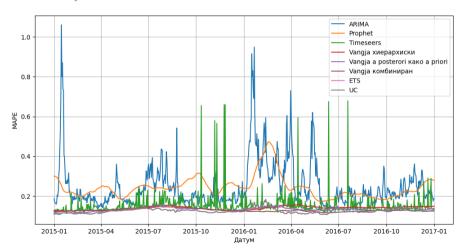
- Дефиниција на проблемо<sup>r</sup>
- ▶ Теоретска рамка
- ► A priori распределби
- ► Facebook Prophet

- ▶ Vangja
- Методологија
- ▶ Резултати
- ▶ Заклучон

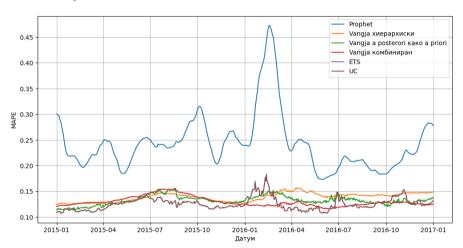
# **Метрики** 7 Резултати

|                           | MSE    | RMSE   | MAE    | MAPE   | <b>+</b> |
|---------------------------|--------|--------|--------|--------|----------|
| ARIMA                     | 0.5400 | 0.2934 | 0.2439 | 0.2486 | /        |
| Prophet                   | 0.1147 | 0.2696 | 0.2335 | 0.2421 | 2.61%    |
| Timeseers                 | 0.0505 | 0.1801 | 0.1535 | 0.1541 | 36.35%   |
| Vangja хиерархиски        | 0.0413 | 0.1640 | 0.1424 | 0.1384 | 10.19%   |
| Vangja предиктор a priori | 0.0380 | 0.1583 | 0.1342 | 0.1324 | 4.34%    |
| Vangja глобално a priori  | 0.0348 | 0.1493 | 0.1284 | 0.1297 | 2.04%    |
| ETS                       | 0.0357 | 0.1518 | 0.1285 | 0.1253 | 3.39%    |
| UC                        | 0.0357 | 0.1518 | 0.1285 | 0.1253 | 0%       |

#### Визуелизација на МАРЕ



#### Визуелизација на МАРЕ



# Хиперпараметри кај Vangja хиерархиски <sup>7</sup> Резултати

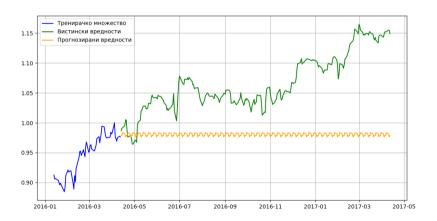
| Стеснување | MSE    | RMSE   | MAE    | MAPE   |
|------------|--------|--------|--------|--------|
| 1000000    | 0.0413 | 0.1640 | 0.1424 | 0.1384 |
| 100000     | 0.0413 | 0.1640 | 0.1424 | 0.1384 |
| 10000000   | 0.0413 | 0.1640 | 0.1425 | 0.1384 |
| 10000      | 0.0441 | 0.1762 | 0.1496 | 0.1484 |
| 1000       | 0.0755 | 0.2404 | 0.1967 | 0.1995 |
| 100        | 0.4180 | 0.4625 | 0.3681 | 0.3748 |
| 1          | 3.1461 | 1.4366 | 1.0810 | 1.1251 |
| 10         | 9.6955 | 2.1440 | 1.5652 | 1.6445 |

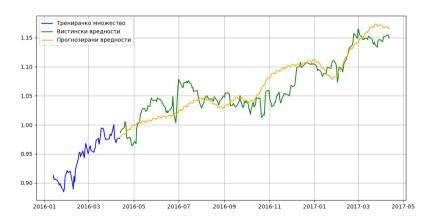
### Хиперпараметри кај Timeseers

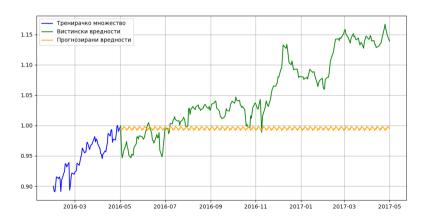
| Стеснување | MSE    | RMSE   | MAE    | MAPE   |
|------------|--------|--------|--------|--------|
| 10000      | 0.0505 | 0.1801 | 0.1535 | 0.1541 |
| 1000000    | 0.0707 | 0.2008 | 0.1734 | 0.1749 |
| 10000000   | 0.0712 | 0.2018 | 0.1741 | 0.1758 |
| 100000     | 0.0725 | 0.2037 | 0.1758 | 0.1777 |
| 1000       | 0.0730 | 0.2305 | 0.1910 | 0.1971 |
| 100        | 0.2792 | 0.4236 | 0.3344 | 0.3497 |
| 1          | 1.2220 | 1.0768 | 0.8894 | 0.9073 |
| 10         | 3.7595 | 1.5247 | 1.1208 | 1.1746 |

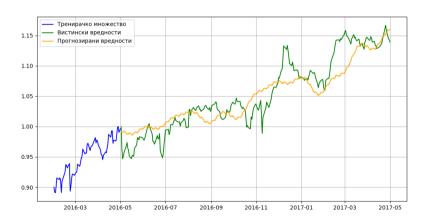
# Хиперпараметри кај Vangja предиктор *a priori* 7 Резултати

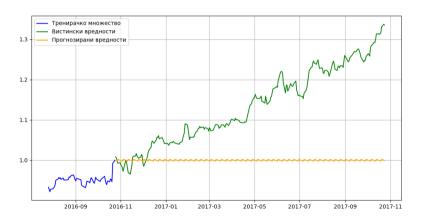
| Тренд            | Сезоналност      | $\lambda_{\mathbf{w}}$ | MSE    | RMSE   | MAE    | MAPE   |
|------------------|------------------|------------------------|--------|--------|--------|--------|
| форма            | prior_from_idata | 1                      | 0.0380 | 0.1583 | 0.1342 | 0.1324 |
| форма            | prior_from_idata | 0                      | 0.0386 | 0.1594 | 0.1353 | 0.1330 |
| форма            | prior_from_idata | -1                     | 0.0392 | 0.1607 | 0.1365 | 0.1339 |
| prior_from_idata | prior_from_idata | 1                      | 0.0374 | 0.1571 | 0.1337 | 0.1353 |
| prior_from_idata | prior_from_idata | 0                      | 0.0374 | 0.1571 | 0.1337 | 0.1353 |
| prior_from_idata | prior_from_idata | -1                     | 0.0374 | 0.1571 | 0.1337 | 0.1353 |
| форма            | форма            | 1                      | 0.0394 | 0.1609 | 0.1373 | 0.1360 |
| форма            | форма            | 0                      | 0.0399 | 0.1618 | 0.1381 | 0.1364 |
| форма            | форма            | -1                     | 0.0401 | 0.1623 | 0.1386 | 0.1368 |
| prior_from_idata | форма            | 1                      | 0.0380 | 0.1582 | 0.1352 | 0.1368 |
| prior_from_idata | форма            | 0                      | 0.0380 | 0.1582 | 0.1352 | 0.1368 |
| prior_from_idata | форма            | -1                     | 0.0380 | 0.1582 | 0.1352 | 0.1368 |

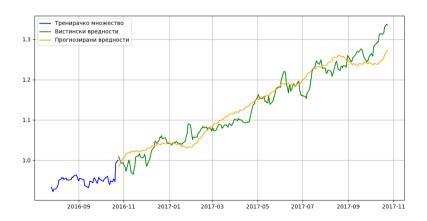












### Содржина 8 Заклучок

- Дефиниција на проблемо
- ▶ Теоретска рамка
- ► A priori распределби
- ► Facebook Prophet

- ► Vangja
- Методологија
- Резултати
- ▶ Заклучок

# Заклучок 8 Заклучок

- ullet а posteriori 
  ightarrow a priori соодветна замена за хиерархиско моделирање
  - пресметковна ефикасност
- Информирање на слабо-информираните а priori распределби
  - $-\mu$  преносно учење
  - $-\sigma, b$  дискриминативна L2 и L1 регуларизација по параметар!
- Регуларизацијата конзистентно подобрува, но е занемарлива

### Понатамошна работа 8 Заклучок

- Надоградба на Vangja со повеќе компоненти
  - логистички тренд (Facebook Prophet)
  - константи (Timeseers)
  - Radial basis functions за сезоналност (Timeseers)
  - авто-регресивност (Neural Prophet)
- Обопштена парадигма за Баесово преносно учење
- Емпириско информирање на а priori верувања

### Репродукција на резултатите

8 Заклучок

🕥 github.com/jovan-krajevski/magisterska

🕥 github.com/jovan-krajevski/vangja

Q&A

Благодариме на вниманието! Секоја забелешка е добредојдена!