

# Временные ряды

Введение в основы и тд

---

Виктор Горячко

13 ноября 2017 г.

НИУ ВШЭ ФКН

## 1. Понятие временного ряда

- Примеры задач

## 2. Адаптивные методы краткосрочного прогнозирования

- Модели с трендом и сезонностью
- Модель Хольта
- Модель Тейла-Вейджа
- Модель Уинтерса

## 3. Возможные методы анализа

- Прогнозирование плотности распределения
- Квантильная регрессия
- Спектральный анализ
- Скрытые марковские модели

# Временной ряд

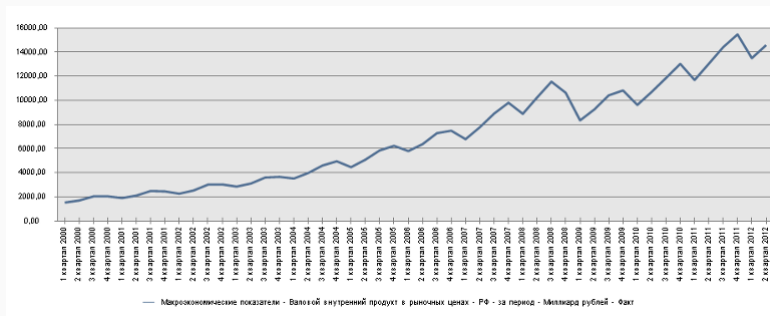


Рис. 1: Пример временного ряда

$y_0, y_1, \dots, y_t, \dots$  – временной ряд, где  $y_i \in R$

$\hat{y}_{i+d}(w) = f_t(y_1, \dots, y_t; w)$  – модель временного ряда,  $w$  - вектор параметров модели

Временные ряды встречаются в различных задачах, например:

- рыночные цены
- объем продаж в торговых сетях
- объемы потребления и цены чего-либо
- дорожный трафик
- уровень сахара крови человека

Выделяют 4 явления во временных рядах:

- тренды – плавно изменяющаяся компонента, описывающая чистое влияние долговременных факторов;
- сезонность – состоит из последовательности почти повторяющихся циклов;
- разладки – смена модели ряда.
- случайность - содержание случайной компоненты

# Временной ряд

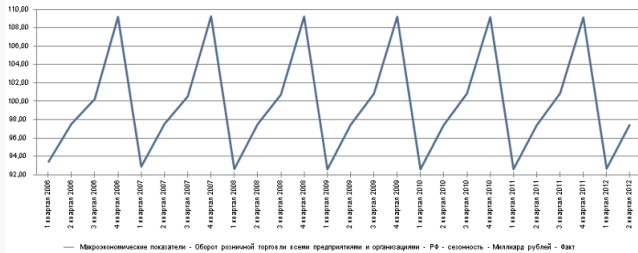
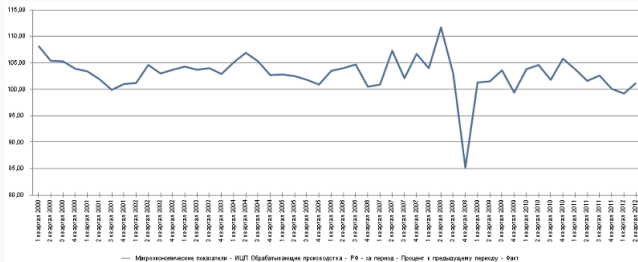


Рис. 2: Пример сезонного временного ряда



## Стадии анализа ВР

- графическое представление и описание поведения ВР;
- выделение и удаление закономерных составляющих ВР, зависящих от времени: тренда, сезонных и циклических составляющих;
- выделение и удаление низко- или высокочастотных составляющих процесса (фильтрация);
- исследование случайной составляющей ВР, оставшейся после удаления перечисленных выше составляющих;
- построение математической модели для описания случайной составляющей и проверка ее адекватности;
- прогнозирование будущего развития процесса, представленного ВР;
- исследование взаимодействий между различными ВР.

# Методы анализа временных рядов

- Авторегрессионные модели
- ARMA, ARIMA, GARCH,...
- Нейросетевые модели
- Адаптивные методы краткосрочного прогнозирования
- Прогнозирование плотности
- Квантильная регрессия
- Спектральный анализ
- Скрытые марковские модели
- Фильтр Калмана



# Экспоненциальное скользящее среднее

Простая регрессионная модель  $\hat{y}_{t+1} = c$

$$\sum_{i=0}^t \beta^{t-i} \cdot (y_i - c)^2 \rightarrow \min_c$$

$$\beta \in (0, 1)$$

Найдем решение.

$$c = \hat{y}_{t+1} = \frac{\sum_{i=0}^t \beta^i y_{t-i}}{\sum_{i=0}^t \beta^i}$$

Аналогично можно найти для  $\hat{y}_t$  и записать рекуррентную формулу для ЭСС

$\hat{y}_{t+1} = \hat{y}_t + \alpha(y_t - \hat{y}_t) = \alpha y_t + (1 - \alpha)\hat{y}_t$ , где  $\alpha \in (0, 1)$  параметр сглаживания.

При  $\alpha \rightarrow 1$  получим  $\hat{y}_{t+1} = y_t$ , а при  $\alpha \rightarrow 0$  получаем  $\hat{y}_{t+1} = \bar{y}$

Линейны тренд без сезонных эффектов

$$\hat{y}_{t+d} = a_t + b_t d,$$

где  $a_t, b_t$  - коэффициенты линейного тренда

Рекуррентная формула

$$a_t = \alpha_1 y_t + (1 - \alpha_1)(a_{t-1} + b_{t-1})$$

$$b_t = \alpha_2(a_t - a_{t-1}) + (1 - \alpha_2)b_{t-1}$$

Линейный тренд с аддитивной сезонностью периода  $s$ :

$$\hat{y}_{t+d} = (a_t + b_t d) + \theta_{t+(d \bmod s)-s}$$

$a_t + b_t d$  - тренд

$\theta_1, \dots, \theta_{s-1}$  - сезонный профиль периода  $s$

Рекуррентная формула:

$$a_t = \alpha_1(y_t - \theta_{t-s}) + (1 - \alpha_1)(a_{t-1} + b_{t-1})$$

$$b_t = \alpha_2(a_t - a_{t-1}) + (1 - \alpha_2)b_{t-1} \quad \theta_t = \alpha_3(y_t - a_t) + (1 - \alpha_3)\theta_{t-s}$$

Мультипликативная сезонность периода  $s$ :

$$\hat{y}_{t+d} = a_t \cdot \theta_{t+(d \bmod s)-s}$$

Рекуррентная формула

$$a_t = \alpha_1 \left( \frac{y_t}{\theta_{t-s}} \right) + (1 - \alpha_1) a_{t-1}$$

$$b_t = \alpha_2 \left( \frac{y_t}{a_t} \right) + (1 - \alpha_2) \theta_{t-s}$$

# Модели с трендом и сезонностью

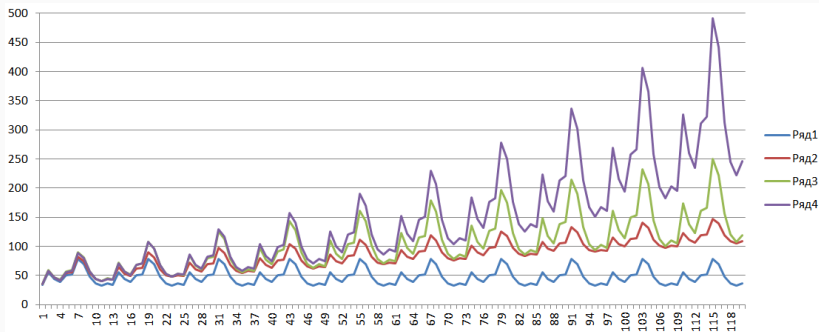


Рис. 4: Модели с трендом и сезонностью

1 - сезонный 2 - аддитивная сезонность (Модель Тейла-Вейджа) 3 - мультипликативная сезонность, линейный тренд (Модель Уинтерса) 4 - мультипликативная сезонность, экспоненциальный тренд

В данном методе требуется спрогнозировать числовую величину, оценив её эмпирическое распределение. Это существенно отличается от стандартных задач прогнозирования, в которых вычисляется либо точечная, либо интервальная оценка прогнозируемой величины. Можно использовать следующие методы для нахождения оценки плотности распределения:

- вероятностном интеграле преобразования (Probability integral transform, PIT).
- уравнения Фоккера–Планка
- Алгоритм CHS (Construction of Horizon Series)
- Аппроксимация условной плотности на основе вейвлет-преобразования

Пусть функция потерь имеет следующий вид:

$$F(y_t, \hat{y}_t) = \begin{cases} a(y_t - \hat{y}_t) & y_t \geq \hat{y}_t \\ b(y_t - \hat{y}_t) & y_t \leq \hat{y}_t \end{cases}$$

Тогда чтобы найти  $\hat{y}_{t+1}$  нужно минимизировать

$$\sum_{i: y_i \geq \hat{y}_{t+1}} w^{t-i} \theta |y_i - \hat{y}_{t+1}| + \sum_{i: y_i \leq \hat{y}_{t+1}} w^{t-i} (1 - \theta) |y_i - \hat{y}_{t+1}| \rightarrow \min_{\hat{y}_{t+1}} \text{ где } \theta = \frac{a}{a+b}$$

Решить задачу линейной множественной регрессии, где зависимая переменная -наблюдаемый временной ряд, а независимые переменные или регрессоры: функции синусов всех возможных (дискретных) частот. Такая модель линейной множественной регрессии может быть записана как:

$y_t = a_0 + \sum_{k=1}^q (a_k \cos(\lambda_k t) + b_k \sin(\lambda_k t))$  где  $\lambda = 2\pi\nu_k$ ,  
коэффициенты  $a_k$  при косинусах и коэффициенты  $b_k$  при синусах  
- это коэффициенты регрессии, показывающие степень, с  
которой соответствующие функции коррелируют с данными.



# Скрытые марковские модели

$X = x_1, \dots, x_n$  множество состояний

$V = v_1, \dots, v_m$  алфавит, из которого выбираем наблюдаемые  $y$

$q_t$  состояние во время  $t$

$y_t$  наблюдаемая во время  $t$

$a_{ij} = p(q_{t+1} = x_j | q_t = x_i)$  вероятность перехода из  $i$  в  $j$

$b_j(k) = p(v_k | x_j)$  вероятность получить  $v_k$  в состоянии  $j$

Начальное распределение  $\pi = \pi_j$ , где  $\pi_j = p(q_1 = x_j)$

## Источники

- <https://www.youtube.com/watch?v=RdTxlXmbvjY>
- <https://logic.pdmi.ras.ru/~sergey/teaching/mlbayes/06-hmm.pdf>
- <http://statsoft.ru/home/textbook/modules/sttimser.html#spectrum>
- <http://www.machinelearning.ru/wiki/images/b/b5/Koval2009ms.pdf>
- [https://mipt.ru/upload/1d5/f\\_gieq-arphcxl1tgs.pdf](https://mipt.ru/upload/1d5/f_gieq-arphcxl1tgs.pdf)
- [http://www.isa.ru/jitcs/images/stories/2009/01/3\\_3.pdf](http://www.isa.ru/jitcs/images/stories/2009/01/3_3.pdf)
- <http://elib.bsu.by/bitstream/123456789/160135/1/Лобач.pdf>
- <http://www.machinelearning.ru/wiki/index.php?title=Временной>
- <http://www.machinelearning.ru/wiki/index.php?title=Прогнозировани>
- <https://university.prognoz.ru/biu/ru/Временные%2C>
- <http://www.machinelearning.ru/wiki/index.php?title=Модель> —
- <http://www.machinelearning.ru/wiki/index.php?title=Модель> —