

Временные ряды для прогноза криптовалют

Елена Кантонистова

ВШЭ, 2023

Занятие 1

Анализ временных рядов

ПЛАН ИНТЕНСИВА

- **29 июля 18:00**

Анализ временных рядов и простые модели

- **1 августа 18:00**

Вебинар про blockchain и криптовалюты от эксперта

- **4 августа 18:00**

Прогнозирование временных рядов при помощи машинного обучения

- **4 – 11 августа**

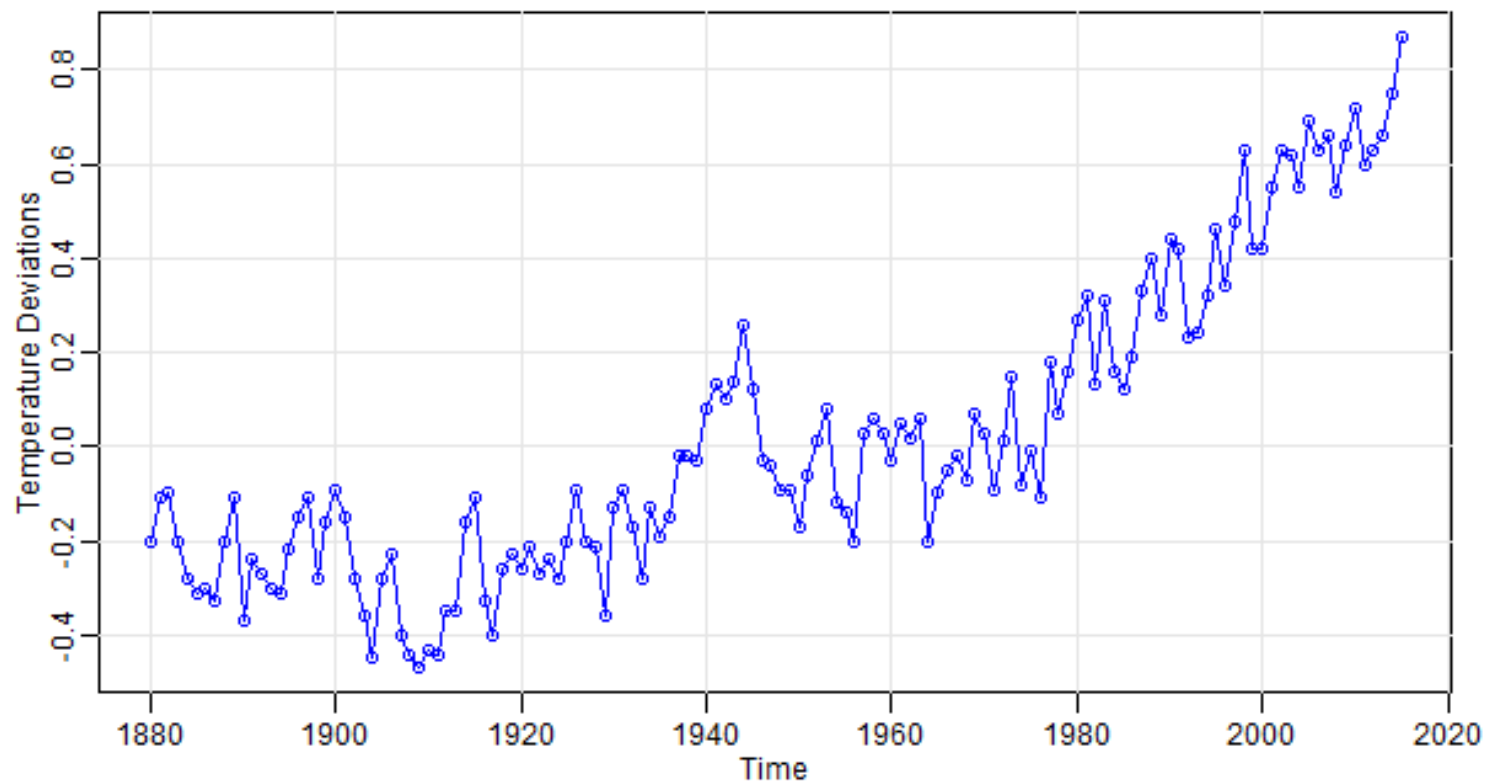
Соревнование по предсказанию цен на криптовалюты на Kaggle

ПЛАН ЗАНЯТИЯ

- Компоненты временного ряда
- Обзор подходов для прогнозирования рядов
- Линейные модели для построения прогнозов
- Практика в Python

ВРЕМЕННОЙ РЯД

Временной ряд – это последовательность значений, описывающих протекающий во времени процесс, измеренных в последовательные моменты времени, обычно через равные промежутки.



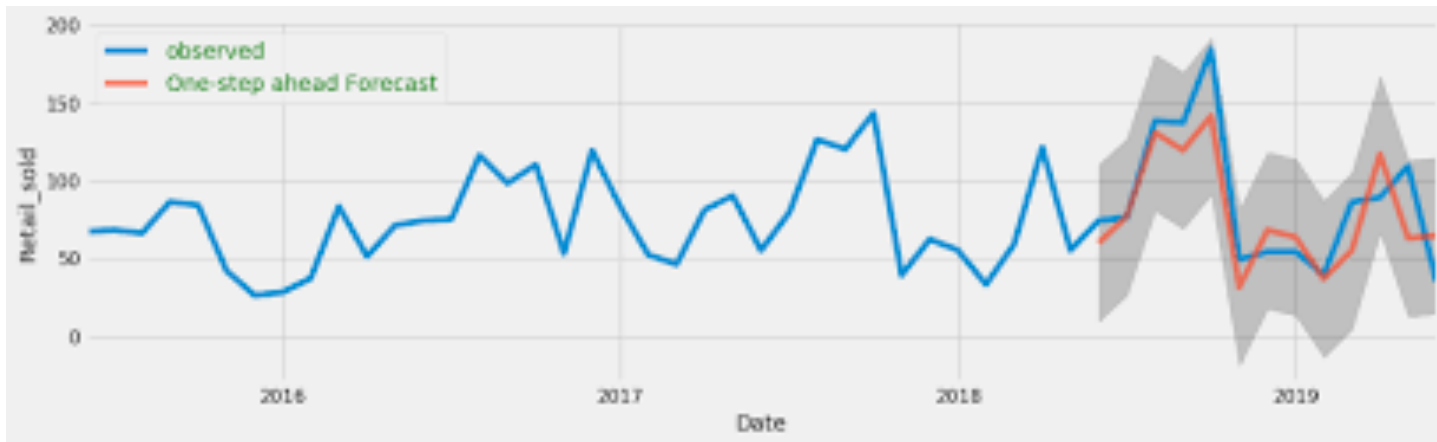
ЗАДАЧА ПРОГНОЗИРОВАНИЯ

$y_0, y_1, \dots, y_t, \dots$ - временной ряд, $y_i \in \mathbb{R}$.

Задача: построить функцию

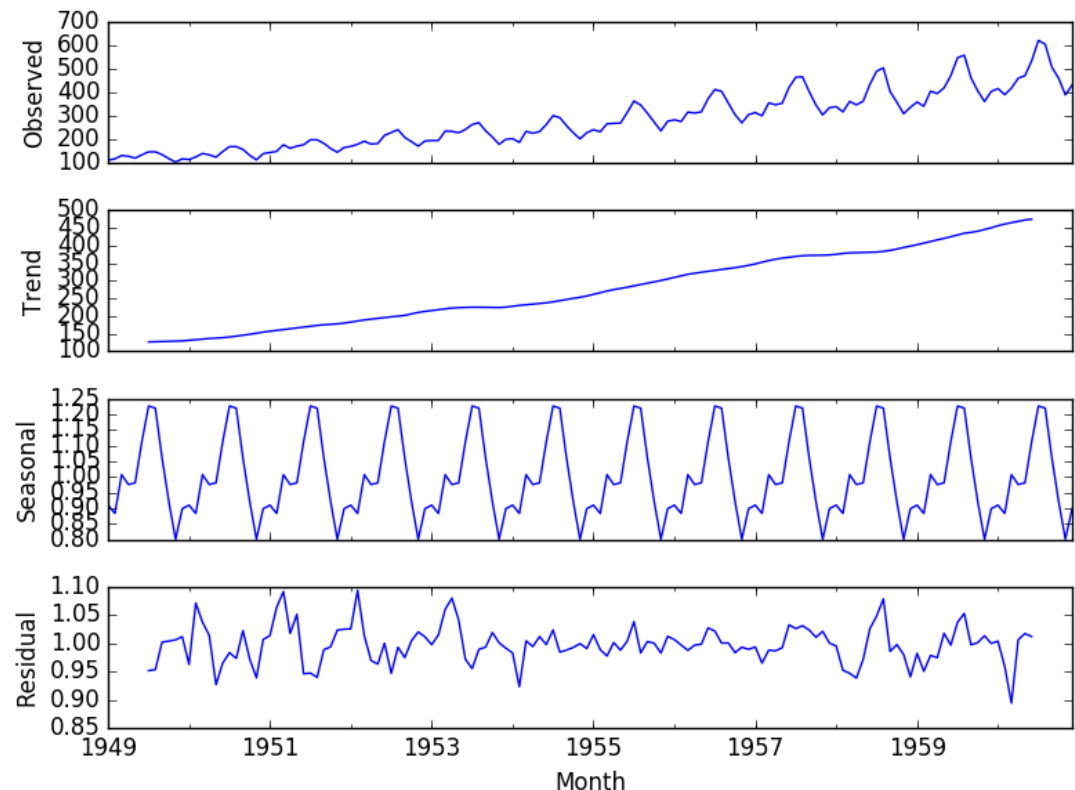
$$\hat{y}_{t+d}(w) = a_{t,d}(y_1, \dots, y_t; w)$$

- $d = 1, \dots, D$, где D – горизонт прогнозирования
- w – вектор параметров модели



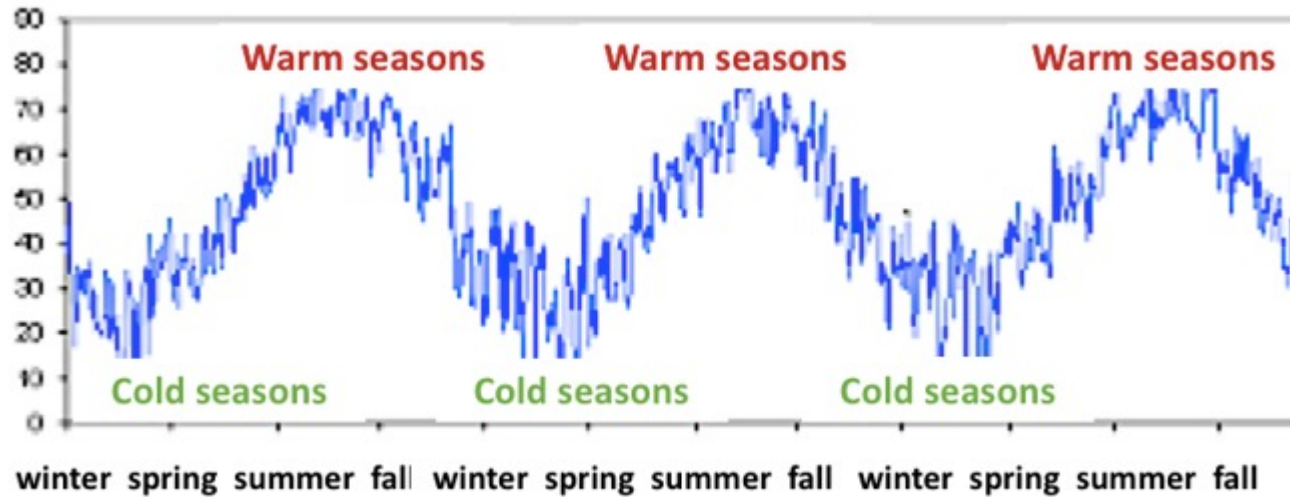
КОМПОНЕНТЫ ВРЕМЕННОГО РЯДА

- *Тренд* – плавное долгосрочное изменение уровня ряда
- *Сезонность* – циклические изменения уровня ряда с постоянным периодом
- *Циклы* – изменения уровня ряда с переменным периодом (цикл жизни товара, экономические волны, периоды солнечной активности)
- *Ошибка (шум)* – непрогнозируемая случайная компонента ряда

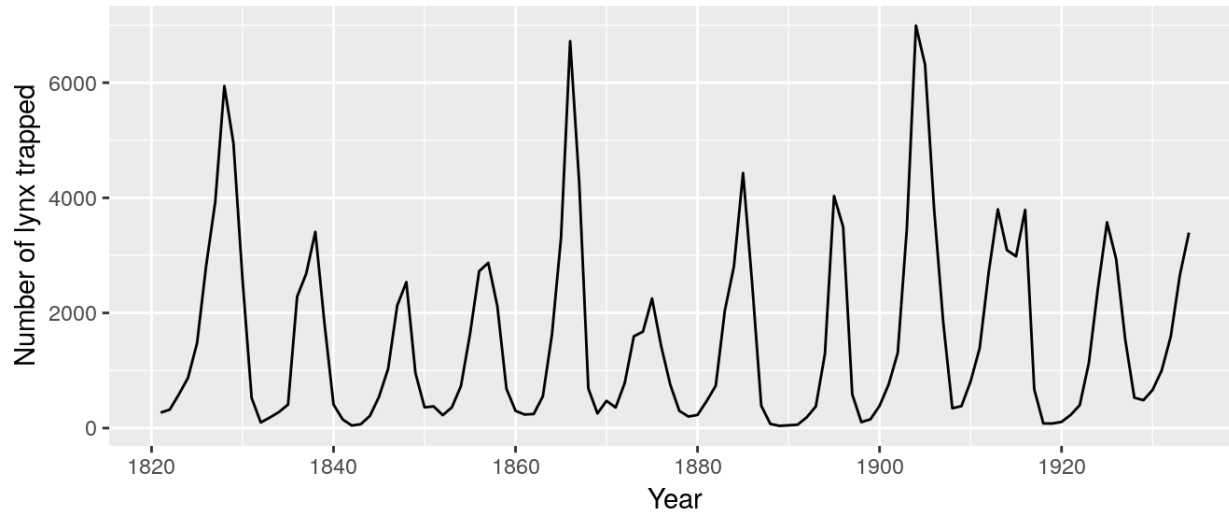


ЦИКЛЫ И СЕЗОННОСТЬ

Сезонность:



Цикл:

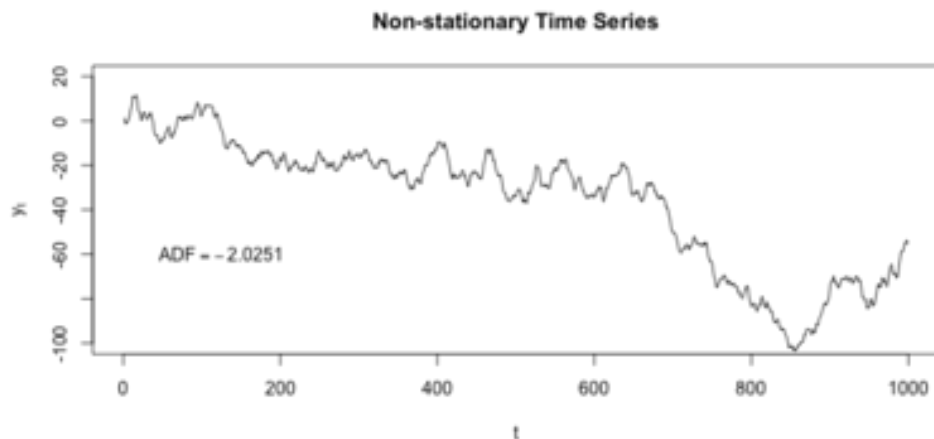
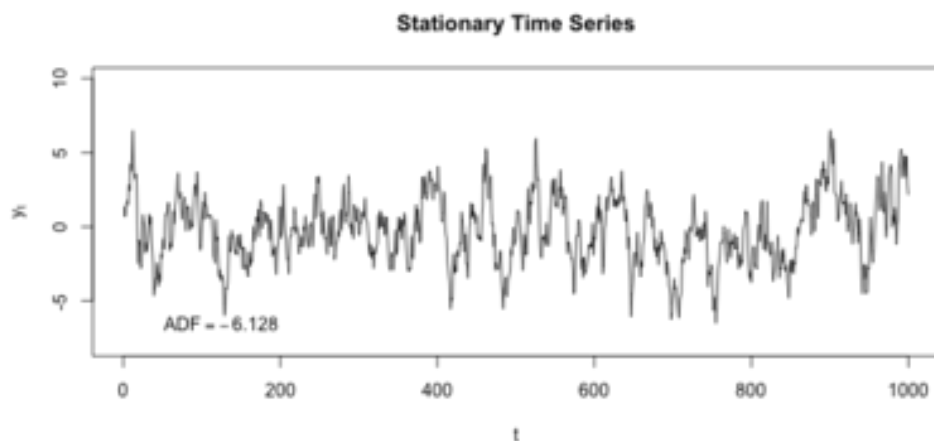


ПОДХОДЫ К ПРОГНОЗИРОВАНИЮ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ

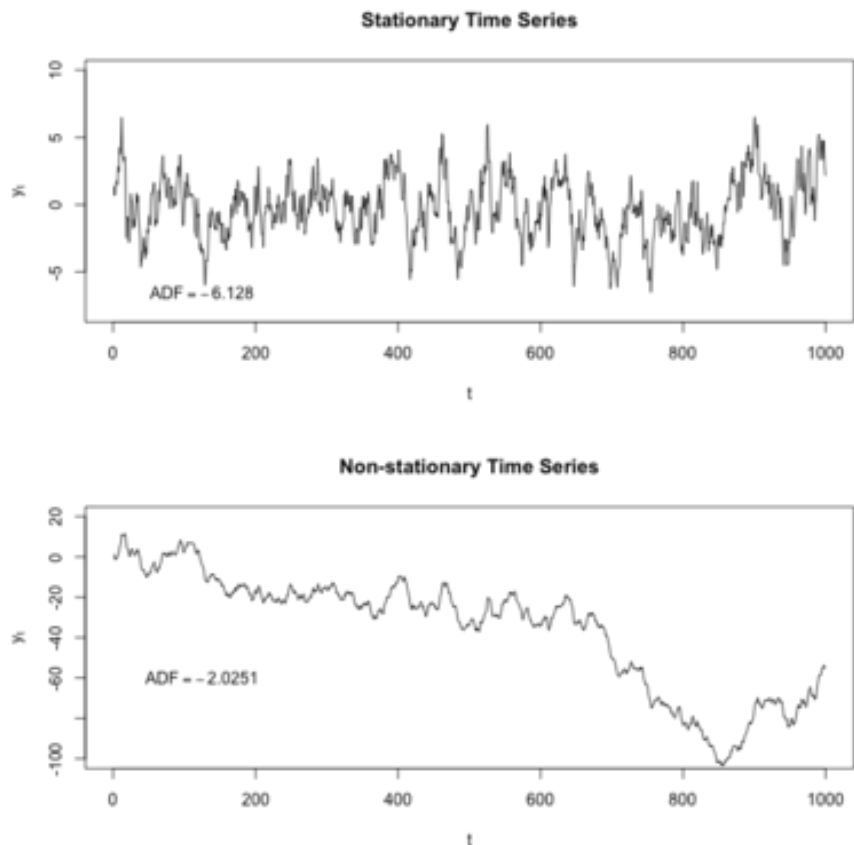
- Статистический подход
- Адаптивный подход
- Машинное обучение

СТАТИСТИЧЕСКИЙ ПОДХОД

Стационарный временной ряд - это временной ряд, у которого статистические свойства не меняются со временем.



СТАТИСТИЧЕСКИЙ ПОДХОД



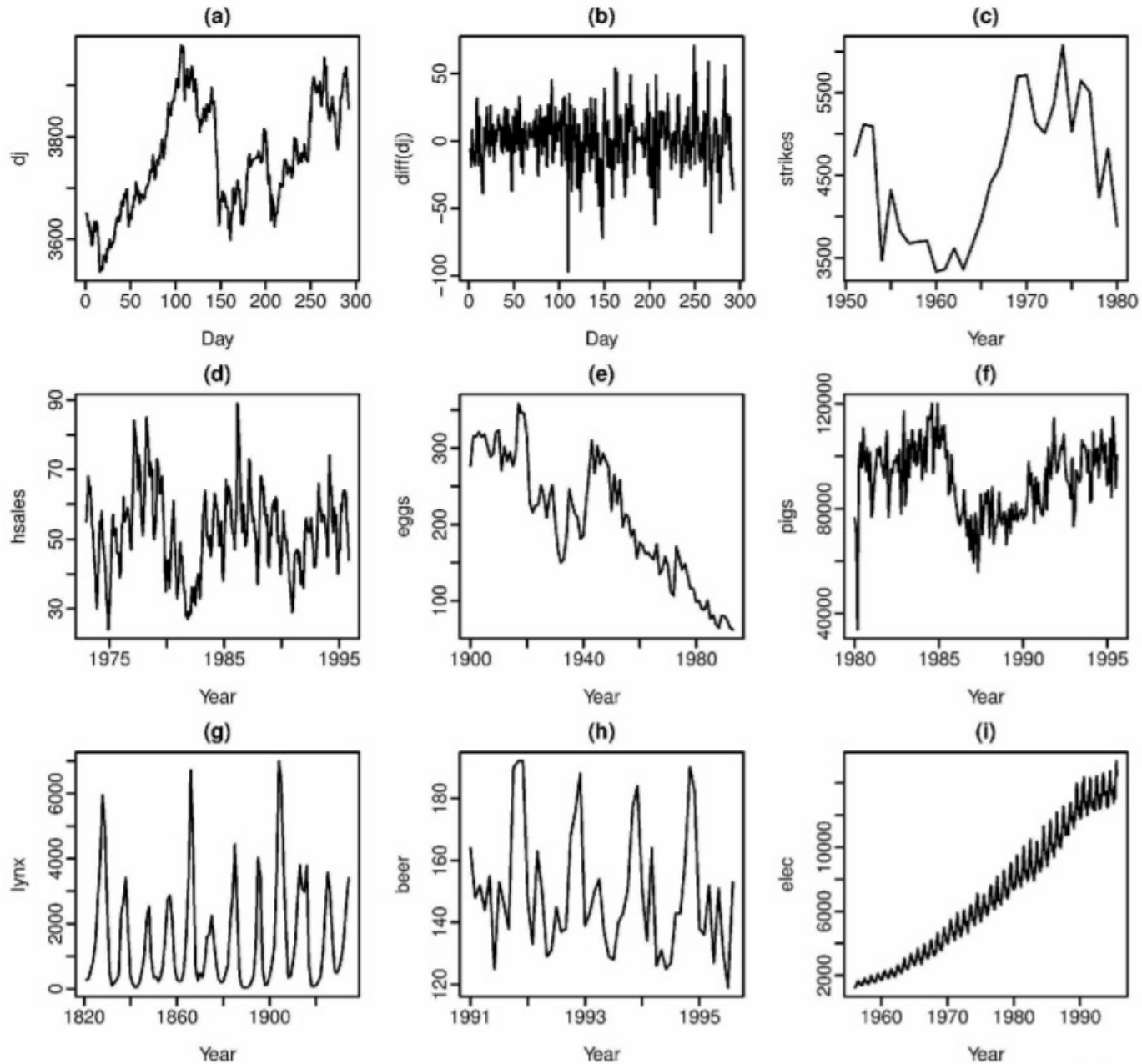
Идея статистического подхода – привести ряд некоторыми преобразованиями к стационарному и делать прогноз для стационарного ряда.

СТАЦИОНАРНОСТЬ

- тренд \Rightarrow нестационарность
- сезонность \Rightarrow нестационарность
- неравномерная дисперсия \Rightarrow нестационарность

- Существуют преобразования, удаляющие из ряда тренд, сезонность и нормализующие дисперсию
- Любой временной ряд можно сделать стационарным с помощью ряда преобразований

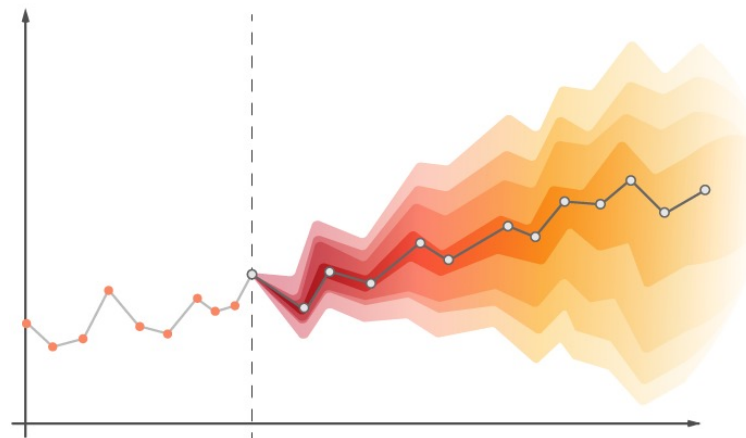
ПРИМЕРЫ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ



СТАТИСТИЧЕСКИЙ ПОДХОД: SUMMARY

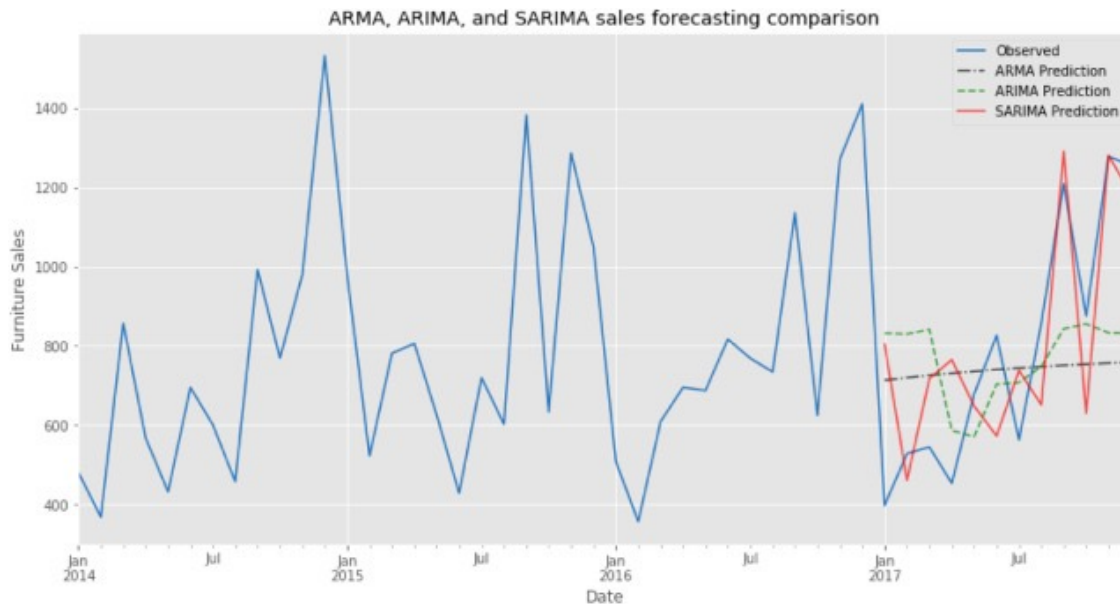
Этот подход основан на том, что стационарный временной ряд прогнозировать несложно, поэтому общая идея такая:

- Приводим ряд к стационарному
- С помощью простых методов прогнозируем стационарный временной ряд
- Применяем обратные преобразования к прогнозу



СТАТИСТИЧЕСКИЙ ПОДХОД: МОДЕЛИ

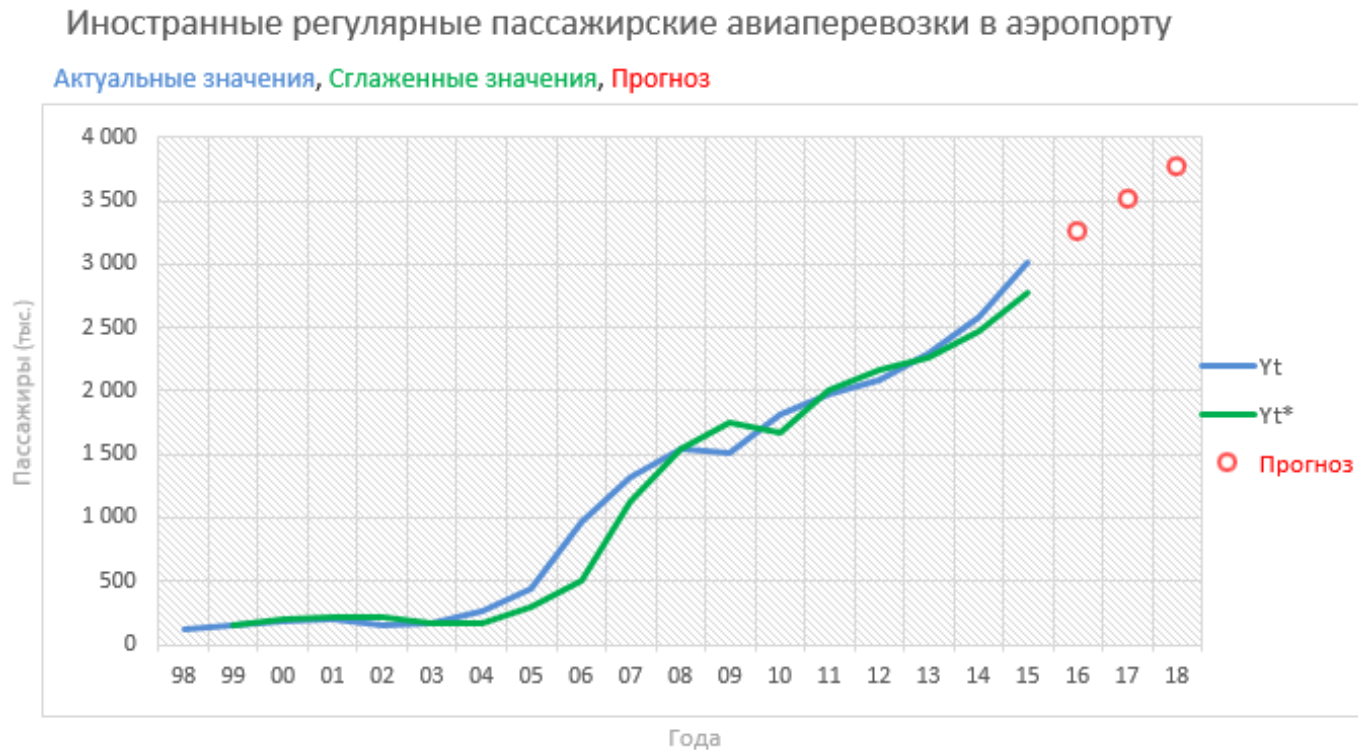
- **ARMA** – Autoregression Moving Average – классическая линейная модель для построения прогнозов
- Модификации: **ARIMA, SARIMA, SARIMAX**



Подход требует понимания статистического алгоритма проверки гипотез, а также дополнительных знаний по статистике.

АДАПТИВНЫЙ ПОДХОД

Адаптивные методы прогнозирования временных рядов представляют из себя методы, цель которых заключается в построении самокорректирующихся моделей, которые способны отражать изменяющееся во времени поведение ряда.

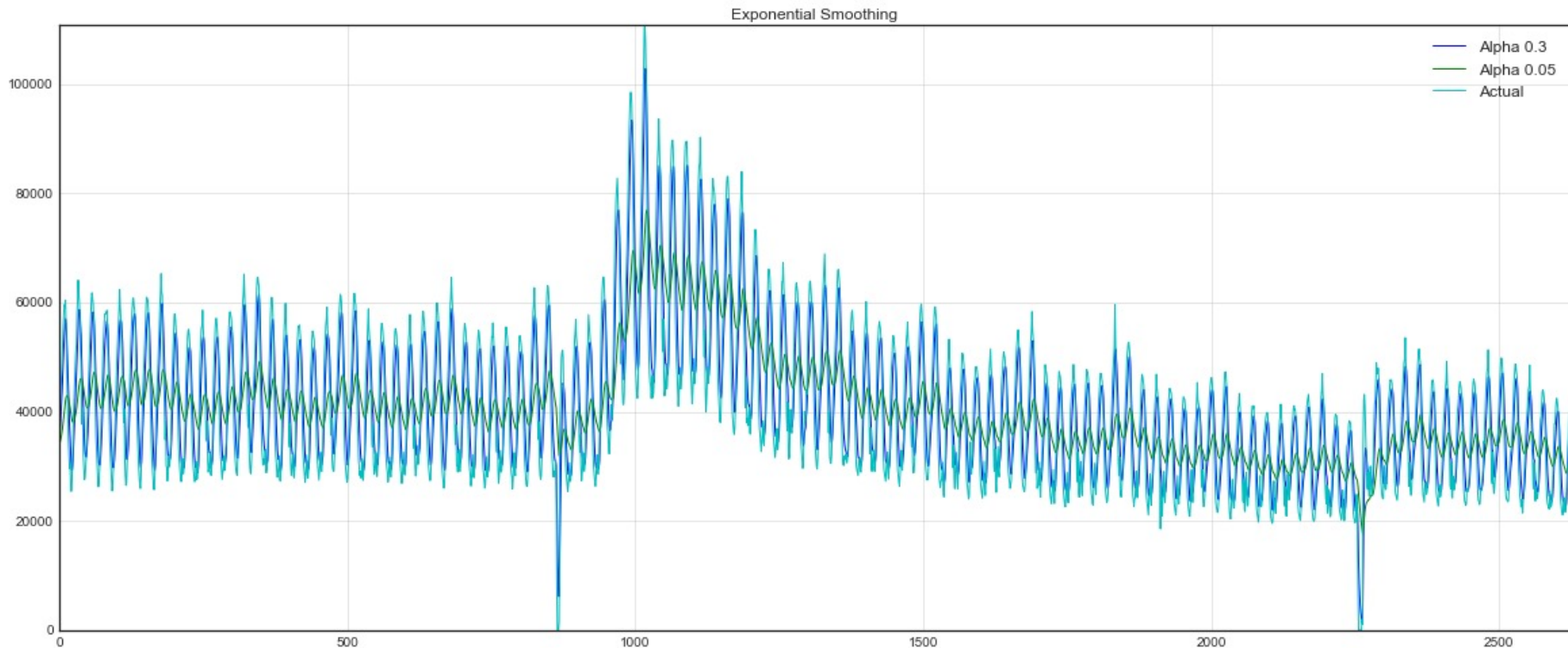


ПРОСТЕЙШАЯ АДАПТИВНАЯ МОДЕЛЬ

Модель экспоненциального скользящего среднего (ЭСС):

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

- y_t - значение ряда в момент времени t
- \hat{y}_t - прогноз в момент времени t



АДАПТИВНАЯ МОДЕЛЬ С УЧЕТОМ ТРЕНДА

Модель Хольта

- модель линейного тренда

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

где a_t, b_t - адаптивные компоненты линейного тренда.

- формулы для a_t, b_t :

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

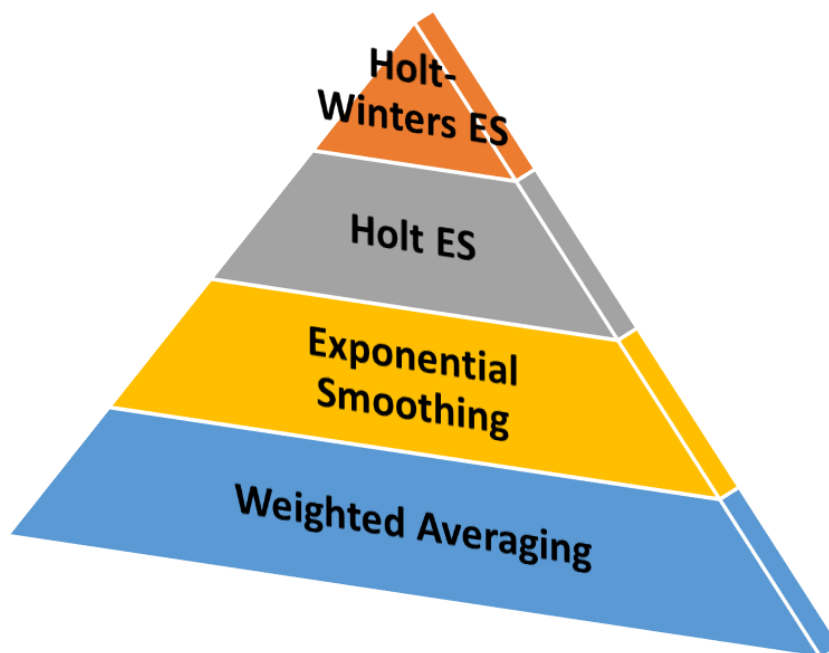
$$b_t = \alpha_2 (a_t - a_{t-1}) + (1 - \alpha_2)b_{t-1},$$

где α_1, α_2 - параметры сглаживания.

АДАПТИВНЫЕ МОДЕЛИ

- Модель Хольта – учет тренда
- Модель Винтерса – учет сезонности
- Модель Хольта-Винтерса – учет тренда и сезонности

Реализованы в библиотеке `statsmodels.tsa.api` ([ссылка на документацию](#))

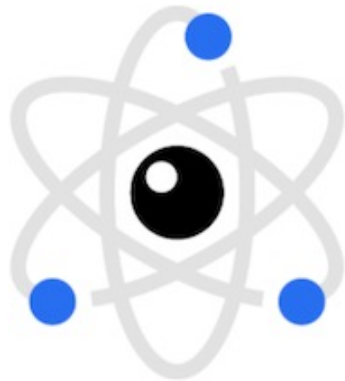


ДРУГИЕ АДАПТИВНЫЕ МОДЕЛИ

Продвинутые адаптивные модели:

- Damped Local Trend (DLT)
- Local Global Trend (LGT)

Эти модели реализованы в библиотеке Orbit ([ссылка](#)).



Orbit