Временные ряды и модели ARIMA

Евгений Борисов



временной ряд - признак, значения которого измеряется через постоянные интервалы времени. если промежутки изменяются (случайно), то это уже не BP но случайный процесс.

особенность датасета — неслучайная выборка, зависимость данных, будущее зависит от прошлого



временной ряд - признак, значения которого измеряется через постоянные интервалы времени.

если промежутки изменяются (случайно), то это уже не ВР но случайный процесс.

особенность датасета - зависимость данных, будущее зависит от прошлого

задача прогнозирования

$$\{y_1,...,y_t\}$$
 $y_{t+h}=f(h|y_1,...,y_t)$ $h\in\{1,2,...,H\}$

Н — горизонт прогнозирования

особенность датасета

неслучайная выборка

зависимость данных, будущее зависит от прошлого

простая регрессия плохо справляеться с задачей

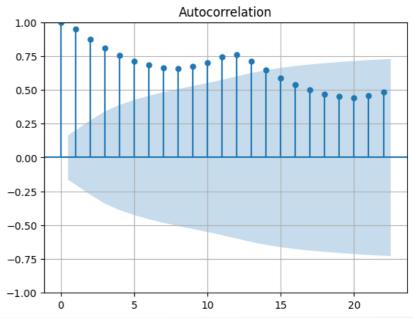




Как определить, что данные неслучайные но упорядоченные и зависимые (будущее зависит от прошлого)?

автокорреляция - корреляция Пирсона ряда с тем же рядом сдвинутым на t шагов (*лаг автокорреляции*)





Ососбенности временого ряда



тренд - долгосрочное (плавное) изменение ряда

сезонность - циклические изменения уровня ряда с постоянным периодом (зима/лето)

цикл - циклические изменения уровня ряда с НЕпостоянным периодом (экономические циклы)

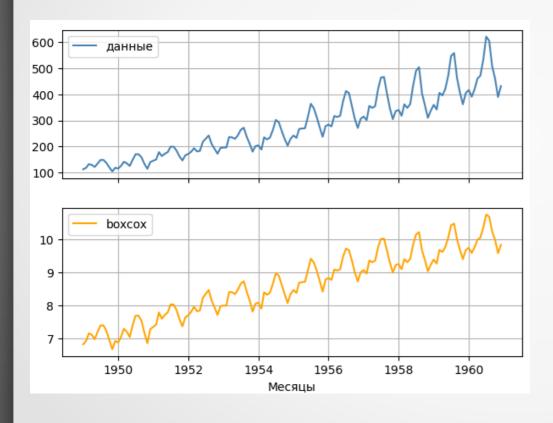
ошибка - непрогнозируемая случайная компонента ряда

стационарность - распределение в любом временном окне ряда одинаковое (тренд и сезонность нестационарны)

(критерии нестационарности ряда Дики-Фуллера)

Преобразование ряда в стационарный

стабилизация дисперсии



преобразование Бокса-Кокса

(BoxCox transform)

логарифмирование ряда,

сглаживает нарастающую амплитуду колебаний

значения должны быть > 0. сдвигаем на константу, выполняем преобразование, сдвигаем обратно

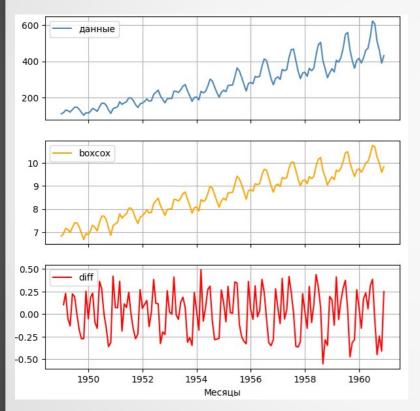
для выдачи окончательного прогноза необходимо применить обратное преобразование

$$y_i^{\lambda} = \begin{cases} \frac{y_i^{\lambda} - 1}{\lambda}, & \text{if } \lambda \neq 0, \\ \log(y_i), & \text{if } \lambda = 0. \end{cases}$$

однопараметрическое преобразование Бокса-Кокса с параметром λ

Преобразование ряда в стационарный

стабилизация дисперсии стабилизация тренда



дифференцирование ряда - переход к попарным разницам:

преобразует ряд в стационарный, прибивает тренды; можно применять несколько раз последовательно;

(применяем после стабилизации дисперсии с помощью ВохСох)

$$dy_t = y_t - y_{t-1}$$

обратное преобразование:

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

сезонное дифференцирование (вычитаем из текущего декабря предыдущий декабрь) т.е. переход к попарным разностям в соседних сезонах для прибивания сезонности



Модели прогноза

- тривиальный прогноз
- авторегрессия (AR)
- шум и скользяцее среднее (МА)
- комбинированные модели (SARIMAX)

тривиальный прогноз

predict(y) = y(t-1)

работает для прогноза погоды

авторегрессия - регрессия для предсказывания следующего значения по предыдущим

$$AR(p): y_t = \alpha + \sum_{i=1}^p \phi_i y_{t-i} + \epsilon_t$$

lpha—const; y_{t-i} — значение в момент t-1; ϕ_i —коэффициент; ϵ_t —гаусов шум, с нулевым мат. ожиданием и некоторой постоянной дисперсией σ_ϵ^2 ;

может описывать стационарный ряд

скользящее среднее - авторегрессия на шум

моделируем значение через белый гаусовский шум

$$MA(q): y_t = \alpha + \sum_{i=1}^q \theta_i \epsilon_{t-i} + \epsilon_t$$

 α -const;

 θ_i – коэффициент;

 $\epsilon_{_t}$ — гаусов шум , с нулевым мат . ожидаением и некоторой постоянной дисперсией σ_{ϵ}^2 ;

ARMA - авторегрессионная модель скользящего среднего

комбинация AR(p) и MA(q)

$$ARMA(p,q): y_{t} = \alpha + \sum_{i=1}^{p} \phi_{i} y_{t-i} + \sum_{i=1}^{q} \theta_{i} \epsilon_{t-i} + \epsilon_{t}$$

 y_{t-i} — стационарный BP ; α — const ; ϕ_i — коэффициент ; θ_i — коэффициент ;

 ϵ_{t} — гаусов шум, с нулевым мат. ожидаением и некоторой постоянной дисперсией σ_{ϵ}^{2} ;

теорема Вольда: стационарный ряд может быть описан моделью ARMA с любой точностью

SARMA - ARMA с учётом сезонности периода S

$$SARMA(p,q)x(P,Q): y_t = \alpha + \sum_{i=1}^p \phi_i y_{t-i} + \sum_{i=1}^q \theta_i \epsilon_{t-i} + \epsilon_t + \sum_{i=1}^P \phi_{i\dot{S}} y_{t-i\dot{S}} + \sum_{i=1}^Q \theta_{i\dot{S}} \epsilon_{t-i\dot{S}}$$

$$y_{t-i} - \text{стационарный BP};$$

$$\alpha - \text{const};$$

$$\phi_i - \text{коэффициент};$$

$$\theta_i - \text{коэффициент};$$

$$\epsilon_t - \text{гаусов шум}, c$$
 нулевым мат . ожидаением и некоторой постоянной дисперсией σ_ϵ^2 ;

дополнительные компоненты с шагом S

ARIMA - autoregressive integrated moving average

ARIMA(p,d,q) - к d раз продифференцированному ВР применяем ARMA(p,q)

SARIMA - добавление сезонности к ARIMA

SARIMA(p,d,q) x (P,D,Q)

применяем d раз обычное дифференцирование и D раз - сезонное (с шагом S)

SARIMAX - дополнительные признаки к SARIMA

например: бинарный признак "в этот день праздник"

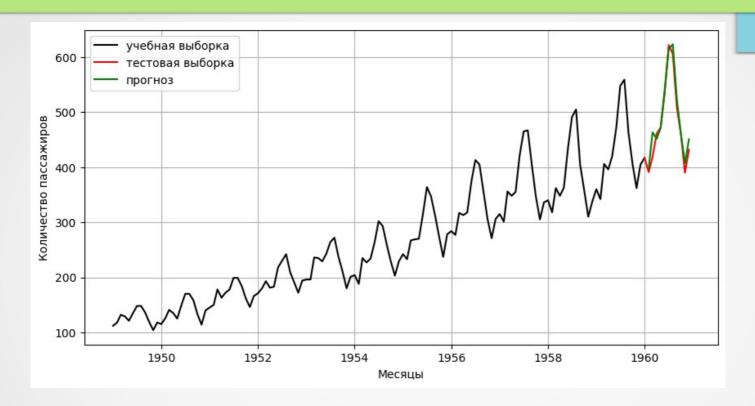
Временные ряды: схема применения моделей

- стабилизируем дисперсию, применяем бокса-кокса (логарифмирование)
- оцениваем сезонность
- преобразуем в стационарный, применяем дифференцирование (сезонное), проверяем критерием Дики-Фуллера
- применяем ARMA
- выполняем обратное преобразование для выдачи прогноза

эвристики для улучшения результата

- суммы за месяц можно делить на количество дней в месяце
- если в начале ряда имеем аномалию, то её можно обрезать
- выбросы оказывают значительное влияние на результат ARIMA, их стоит выкинуть (заменить на N/A)

Временные ряды: оценка результата



остаток - разница между фактом и прогнозом

остатки должны быть

- несмещённые т.е. среднее должно быть близко к нулю
- стационарными т.е. не зависеть от времени
- неавтокоррелироваными

Временные ряды: литература

Борисов E.C. Методы машинного обучения. 2024 https://github.com/mechanoid5/ml_lectorium_2024_I

Дмитрий Макаров Временные ряды https://www.dmitrymakarov.ru/intro/time-series-20/

Евгений Рябенко Прогнозирование временных рядов https://www.youtube.com/watch?v=u433nrxdf5k

Рон Хайндман и Джордж Атанасопулос Прогнозирование: принципы и практика / пер. с англ. А. В. Логунова. – М.: ДМК Пресс, 2023. – 458 с.: ил. ISBN 978-5-93700-151-1