Временные ряды и модели ARIMA

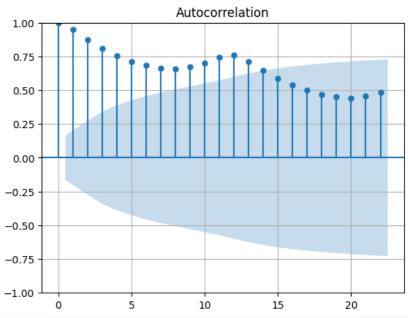
Евгений Борисов

Временные ряды: основные определения и методы

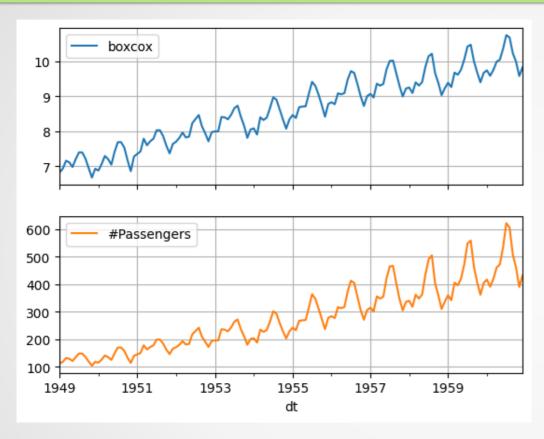


датасет ВР содержит упорядоченные зависимые данные (будущее зависит от прошлого)

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



Временные ряды: основные определения и методы



стабилизация дисперсии - логарифмирование ряда, преобразование Бокса-Кокса (BoxCox transform)

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

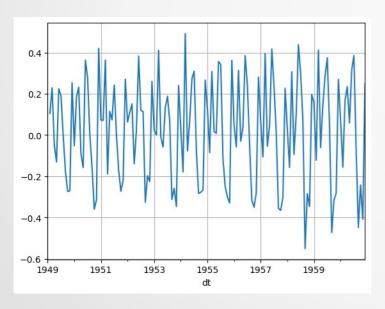
Временные ряды: основные определения и методы



ряд стационарный - если распределение в любом временном окне ряда одинаковое

Пример нестационарности - тренд, сезонность

критерий стационарности Дики-Фуллера



дифференцирование ряда - переход к попарным разницам:

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

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

(применяем после стабилизации дисперсии с помощью ВохСох)

обратное преобразование: $y_t = dy_t + y_{t-1}$



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

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

 α -const;

 y_{t-i} — значение в момент t-1;

 ϕ_i – коэ ϕ фициент;

 ϵ_{t} — $\mathit{ray}\mathit{cos}$ шум , c 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 – коэ ϕ фициент;

 $\epsilon_{_t}$ – 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 — коэ ϕ фициент; θ_i — коэ ϕ фициент;

 $\epsilon_{_t}$ —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

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

дополнительные компоненты с шагом S

ARIMA - autoregressive integrated moving average

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

SARIMA - добавление сезонности к ARIMA

 $SARIMA(p,d,q) \times (P,D,Q)$

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

SARIMAX - дополнительные признаки к SARIMA

например: бинарный признак "в этот день праздник"

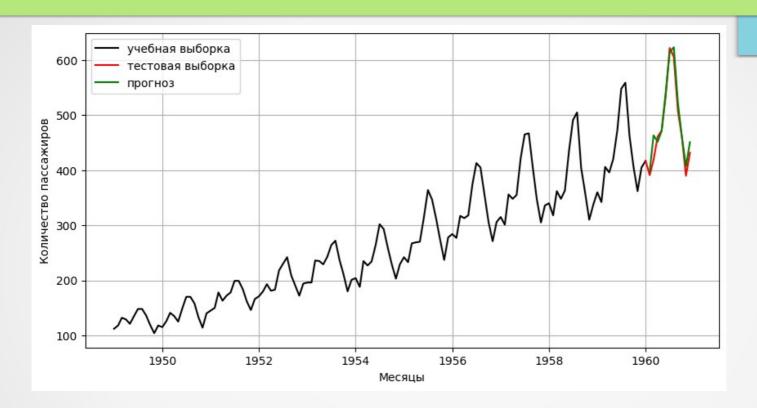
Временные ряды: схема применения моделей

- 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