Применение классических

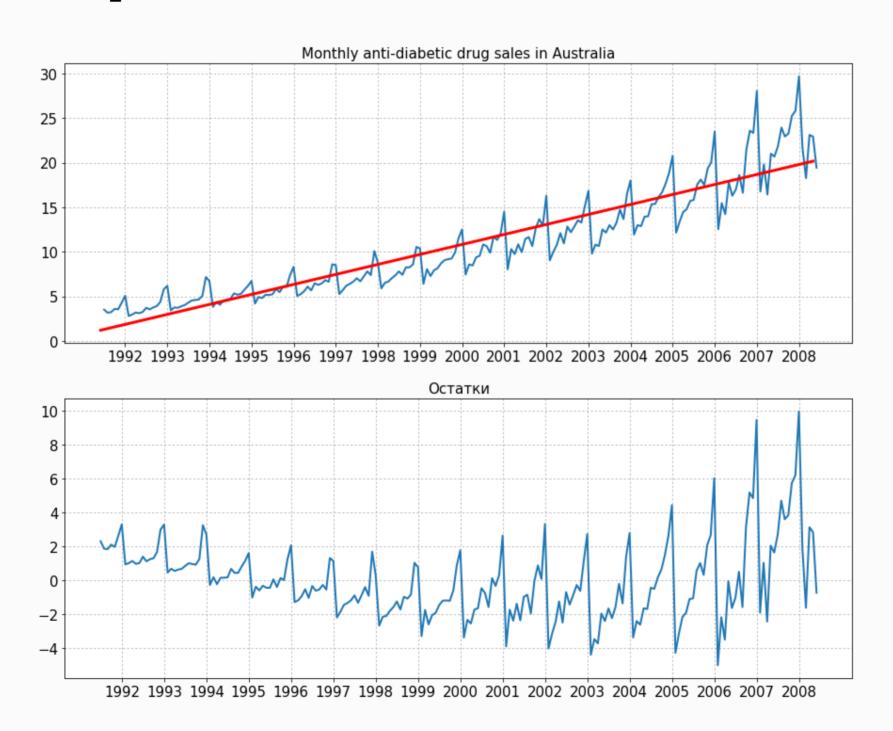
методов для решения задач прогнозирования

Цели темы

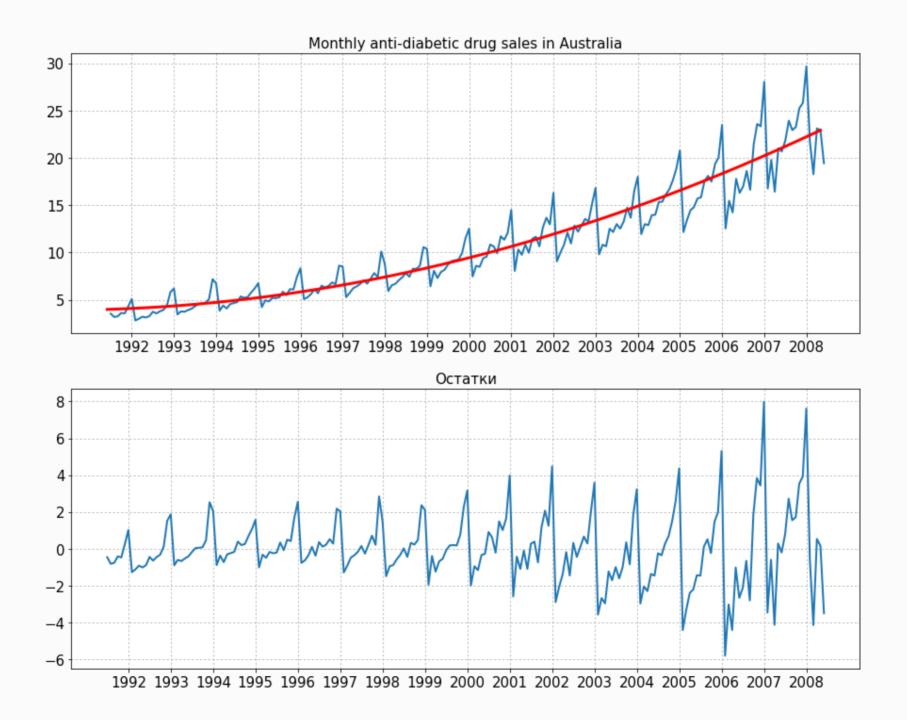
 Рассмотрите, как использовать классические модели регрессии для прогнозирования временных рядов

Узнаете, как и зачем выделять фичи из временного ряда

Линейная регрессия



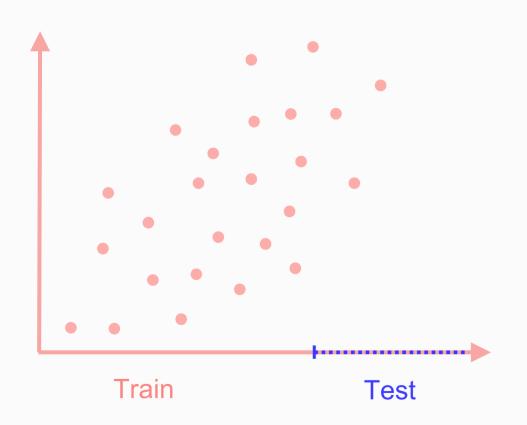
Добавление квадратичного признака



Задача с собеседования

Есть три модели: линейной регрессии, KNN, random forest.

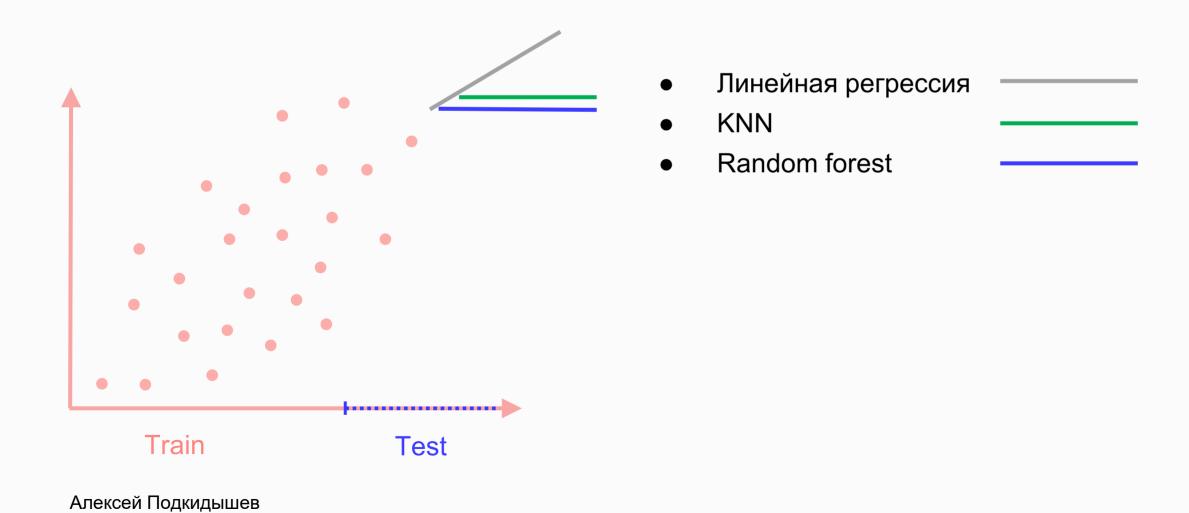
Как будут выглядеть предсказания на тесте?



- Линейная регрессия
- KNN
- Random forest

Задача с собеседования: ответ

Высота линии в KNN-зависит от выбранного количества соседей.



Построение прогноза классическими моделями

Модель $y_t = f(y_1, \dots, y_{t-1})$,

где f — произвольная функция

Идея: построить функцию f некоторым ML-методом

ML-модели регрессии:

- линейная регрессия
- решающие деревья
- бустинги
- нейронные сети
 - о свёрточные (CNN)
 - рекуррентные (RNN)

Построение прогноза классическими моделями

Возьмите предыдущие значения.

В день 60 * 24 признака.

За полгода 60 * 24 * 180 ~= 260 000.

Вывод: для бустинга лучше не использовать значения временного ряда, а генерировать более разумные фичи.

Классические модели

Преимущества

- Удобство
- Много рядов много моделей

Недостатки

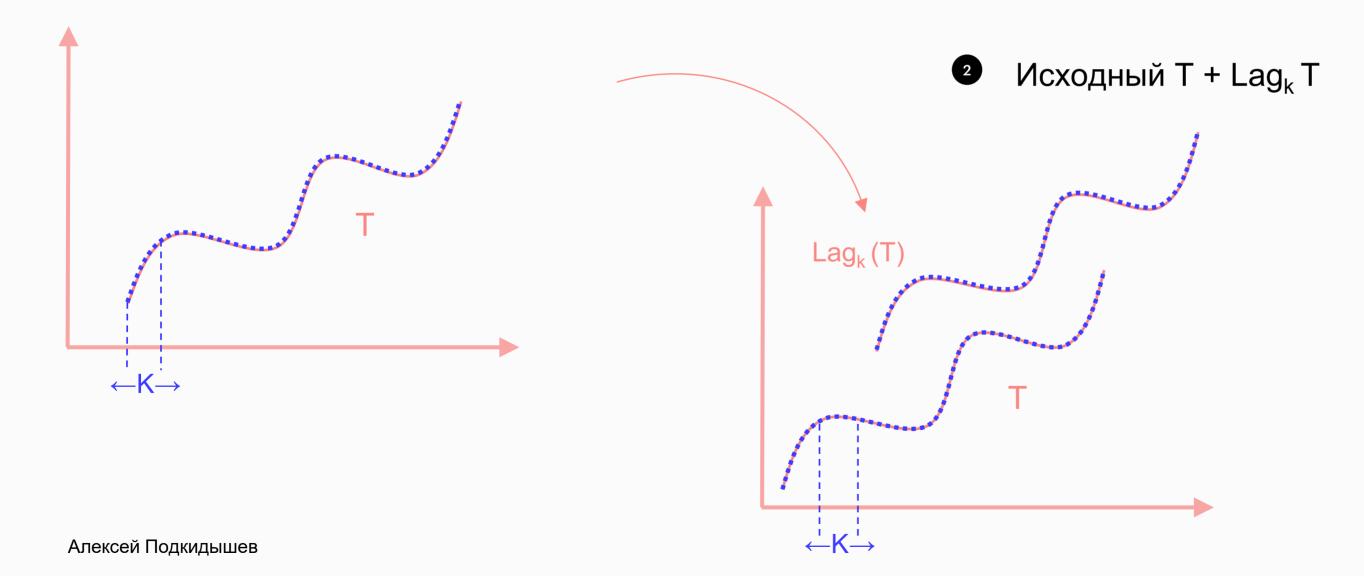
- Предсказательные интервалы не строятся напрямую
- Иногда работают хуже стандартных моделей
- Нужно обрабатывать признаки и генерировать фичи
- Понимание моделей может вызывать трудности

Примеры «рабочих» признаков для даты

- День недели
- Месяц
- Год
- Сезон
- Праздник
- Выходной
- Час

Предыдущее значение ряда (Лаг, Lag)

• Исходный ряд Т



Предыдущее значение ряда (Лаг, Lag)

Date	Value	Value _{t-1}		Value _{t-2}	
1/1/2017	200	NA 🍁	Ι	NA	
1/2/2017	220	200		NA 、	,
1/3/2017	215	220		200	١
1/4/2017	230	215		220	
1/5/2017	235	230		215	
1/6/2017	225	235		230	
1/7/2017	220	225		235	
1/8/2017	225	220		225	
1/9/2017	240	225		220	
1/10/2017	245	240		225	

Главное о признаках

- Используйте только данные из прошлого
- Большое количество признаков может улучшить предсказание, но приведёт к вычислительным затратам
- Можно генерировать и другие признаки предметной области

Что делать, если после подсчёта статистик у вас появились None-ы?

Например, при подсчёте Lag N первые N значения ряда будут None.

Библиотека tsfresh

For extracting all features, we do:



```
from tsfresh import extract_features
extracted_features = extract_features(timeseries, column_id="id", column_sort="time")
```

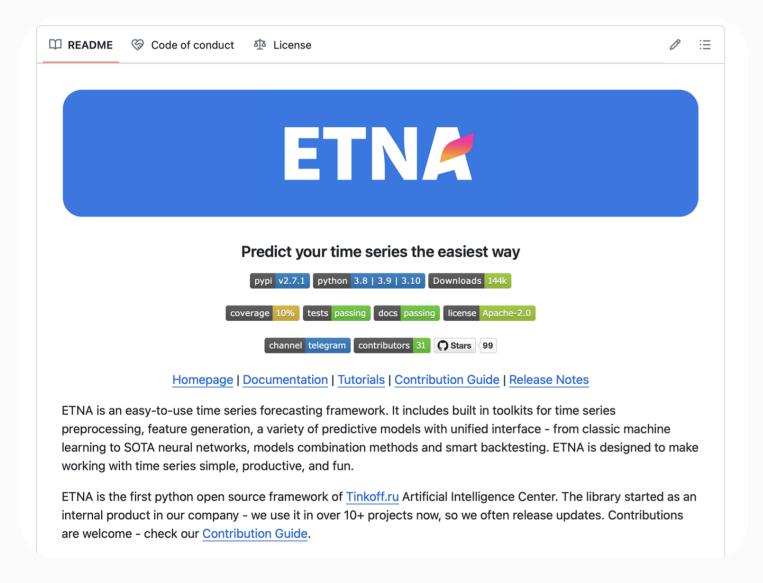
You end up with the DataFrame extracted_features with more than 1200 different extracted features. We will now first, remove all NaN values (which were created by feature calculators that can not be used on the given data, e.g., because the statistics are too low), and then select only the relevant features:



```
from tsfresh import select_features
from tsfresh.utilities.dataframe_functions import impute
impute(extracted_features)
features_filtered = select_features(extracted_features, y)
```

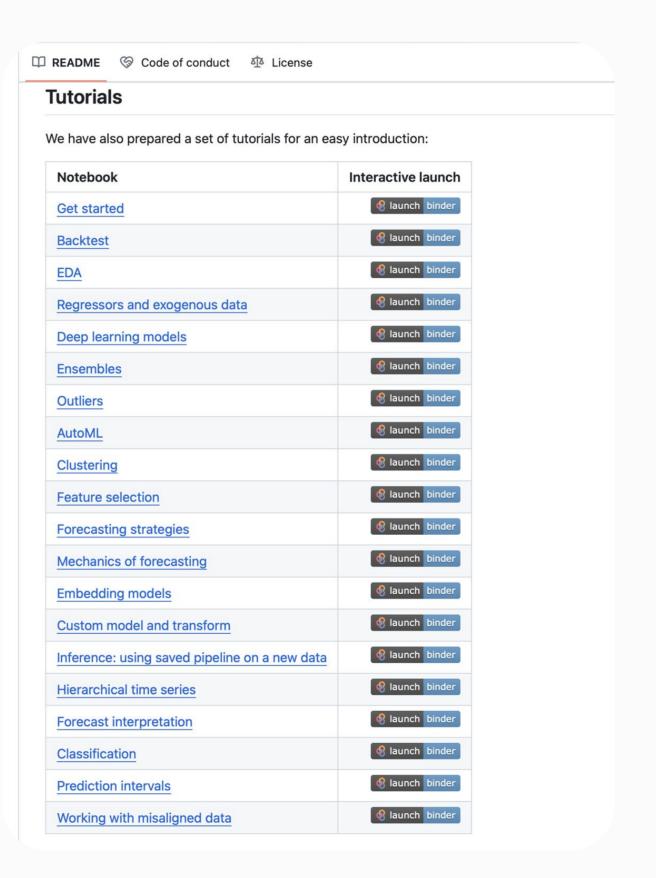
Библиотека tsfresh

Библиотека ETNA



Библиотека ETNA

GitHub, Inc / github.com



Выводы темы

- Разобрали задачу с собеседования об использовании регрессионных моделей для прогнозирование 2D-данных
- Рассмотрели библиотеки для удобного построения фичей и прогнозирования рядов