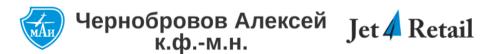
Подход к автоматизации решений задач ML на примере конкурса HackerEarth Machine Learning Challenge #1

Тренировка по машинному обучению Яндекс, 08.04.2017





Ранее в сериале...



Алексей Чернобровов

Анализ задачи предсказания выбора кредита (Tinkoff Data Science Challenge)







40+ часов изнурительного мозговой активности. Это всё, конечно, очень увлекательно, но...

МОТИВАЦИЯ К РАБОТЕ



stasg7 Feb 28th at 11:26 AM in #kaggle_crackers

Но если вкратце - в первой я опять тупо запустил скрипт, немного подправив. Сами данные не смотрел



Я подумал о том, что при решении задач:

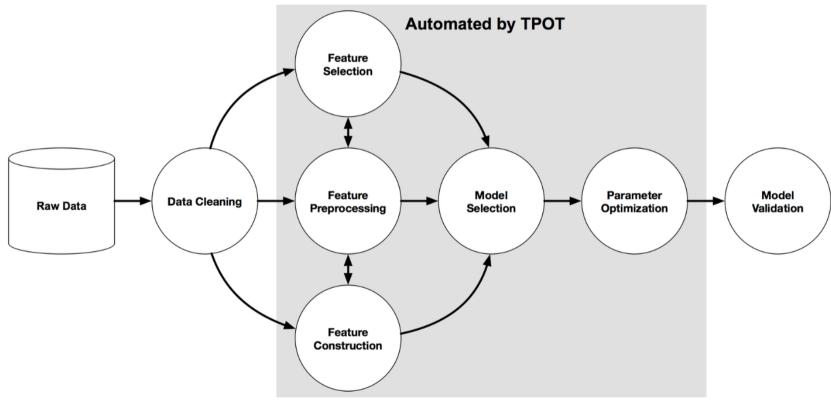
- 1. Очень много повторяющихся действий
- 2. Очень много данных, которые можно использовать повторно
- 3. Надо экономить время (личное и вычислительное)

Цель: написать скрипт, который бы решал задачи по ML за меня



Конечно же, я не первый, кому пришло это в голову...







Плюсы:

- 1. Простой интерфейс
- 2. Генерирует хороший код

Минусы:

- 1. Слабая возможность конфигурации
- 2. Не сохраняет промежуточные данные
- 3. Не стэкает
- 4. Часто бывает неадекватен :)



Как должен выглядеть хороший код

Data cleaning

```
df_train = pd.read_csv('train.csv', sep=',')
df_test = pd.read_csv('test.csv', sep=',')
X, y, X_to_predict = DataClean(df_train,df_test)
```

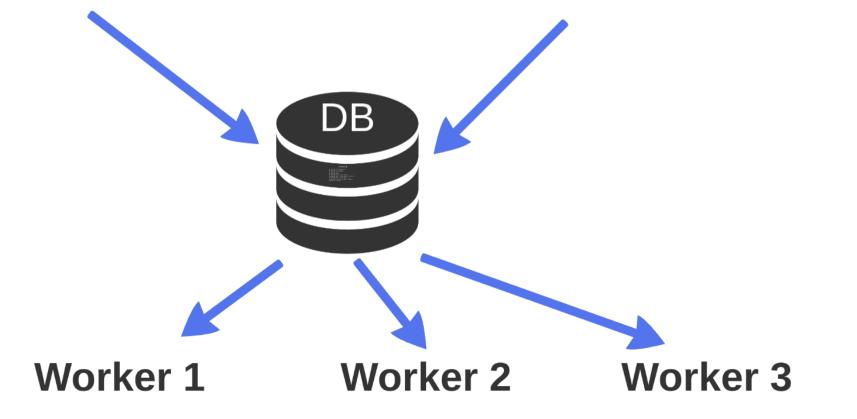
Pipelines

```
pipeline1=pipeline.make_pipeline(
    DropCols([1,2,10]),
    MultiColumnHotOneEncoder([4,5,7])
    StandardScaler(),
    LogisticRegression(penalty='l2', C=2.0)
)
pipeline2=pipeline.make_pipeline(
    DropCols([4,5,7,10,11,15]),
    RobustScaler(),
    KNeighborsClassifier(n_neighbors=100)
)
#...
clf_level2 = xgb.XGBClassifier(colsample_bytree=0.7,|n_estimators=330)
y_predict=Stack(clf_level2,[pipeline1,pipeline2,...]).fit(X,y).predict(X_to_predict)
```



Архитектура

Task generator 1 Task generator 2





Структура БД

- 1) Таблица трансформеров
- 2) Таблица предикторов
- 3) Таблица задач
- 4) Таблица результатов работы трансформеров (число колонок, названия)
- 5) Таблица результатов работы предикторов (кросс-валидация, feature importance, intercept, ...)

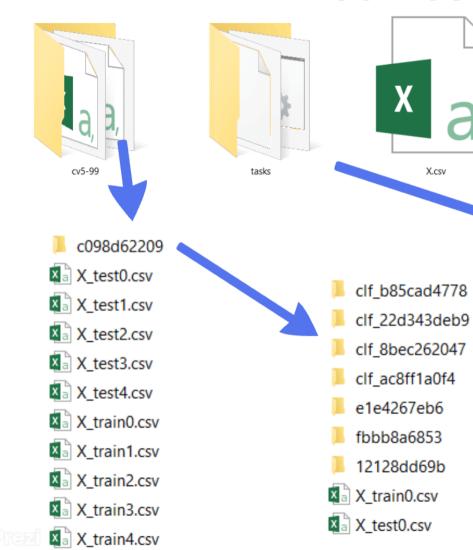


Конфиг Task Generatora

- Objective
- Cross-validation (folds, random_state)
- Metrics
- Genetic algorithm (selection, mutation, ...)
- Fetures type (numeric, categorial, binary)
- Transformers
- Predictors
- *Zoo



Структура папок







- task1.bat
- task1_clf.py
- task1_transformer.py

В итоге получился soft:

- 1. Отказоустойчивый
- 2. Масштабируемый
- 3. Расширяемый
- 4. Почти без проблем "холодного старта"
- 5. С широкими возможностями для конфигурации
- 6. Стэкает из коробки:)



HackerEarth Machine Learning Challenge #1

Это весь Data cleaning

```
X = pd.read csv('train indessa.csv', sep=',')
X test = pd.read csv('test indessa.csv', sep=',')
df = pd.concat([X, X test])
df['term']=df['term'].apply(lambda x: int(x.replace(' months',"")))
grade dict={'A': 1,'B': 2,'C': 3, 'D': 4,'E': 5,'F': 6,'G': 7}
for i in grade dict:
    df['sub grade']=df['sub grade'].apply(lambda x: (x.replace(i,grade dict[i])))
df['emp length']=df['emp length'].apply(lambda x: (x.replace(' years',"")))
df['emp length']=df['emp length'].apply(lambda x: (x.replace('10+',"11")))
df['emp length']=df['emp length'].apply(lambda x: (x.replace('< 1 year', "0")))</pre>
df['emp length']=df['emp length'].apply(lambda x: (x.replace('1 year',"1")))
df['emp length']=df['emp length'].apply(lambda x: int(x.replace('n/a',"-1")))
cat features0 = ['pymnt plan', 'purpose', 'initial list status', 'application type', 'addr state']
for col in cat features0:
   df[col], = pd.factorize(df[col])
df['zip code1']=df['zip code'].apply(lambda x: int(x[0]))
df['zip code2']=df['zip code'].apply(lambda x: int(x[0:2]))
df['zip code']=df['zip code'].apply(lambda x: int(x.replace('xx',"")))
df['last_week_pay']=df['last_week_pay'].apply(lambda x: (x.replace('th week',"")))
df['last week pay']=df['last week pay'].apply(lambda x: (x.replace('NA',"-1")))
df['desc isnan']=pd.isnull(df['desc'])
df['emp title isnan']=pd.isnull(df['emp title'])
cat to del=['desc','funded amnt','grade','loan amnt','batch enrolled']
```



Я просто запустил свой скрипт и... НАЧАЛ ПРАВИТЬ БАГИ :)



Далеко не полный перечень проблем:

- 1. Нужно быть очень аккуратным с параметрами алгоритмов
- 2. Любой баг в "шаблоне" приводит к полному отсутствию предиктора
- 3. Нужно следить за именами колонок.
- 4. Делать РСА 3 раза подряд не самая лучшая идея.
- 5. Такая же история с PolynomialFeatures...:)
- 6. У некоторых классификаторов нет predict_poba, а только predict

. . .



В итоге:

1. Финальная модель:

Стэкинг из 5 lgbm, 3 xgb, 2 adabost, 1 rf, 1 et. Для большинства из них были разные трансфомеры. И xgb на втором уровне.

2. Время работы.

Moe: 4 vaca (2 vaca data cleaning)

Вычислительное: примерно 60-70 часов.

3. Результат: 9 место из 3000+



Полезные ссылки

- 1. Яндекс изнутри: как машинное обучение делает поиск умнее
- youtu.be/HYKdyhB1Kcs
- 2. **Юрий Кашницкий.** 16 ядер и 30 Гб под капотом Вашего Jupyter за \$0.25 в час
- Habrahabr.ru/post/280562/



Спасибо за внимание!

Вопросы?













vk.com/chernobrovov



OpenDataScience @alex4er

Алексей Чернобровов

