CTR prediction

- План
- 1. xgb
- 2. DeepCTR
- 3. xlearn
- 4. Ансамбль (самая интересная часть)

План

Изначально планировал получить три решения:

- 1. xgb на всем датасете с hyperopt
- 2. Модель из DeepCTR
- 3. Модель из xlearn

1. xgb

Ключевые моменты:

- пробовал делать one hot encoding для всех категориальных фичей, и это даже считалось, но одна итерация обучения бустинга занимала около 30 минут, что очень долго для подбора параметров
- поэтому решил использовать другой подход для категориальных фичей: а именно catboost encoder из categorical encoding (правда этот пакет не умеет работать с pyspark, поэтому пришлось вначале сдеать все в pandas Dataframe, а затем перевести в spark что могло бы являться проблемой, если данных было бы сильно больше)
- Для подбора параметров:
 - не просто hp.choice, так как зачастую есть порядок в гиперпараметрах (num_round, eta, ...),
 a hp.quniform, hp.uniform (hyperopt parameter expresion)
 - решил подбирать все параметры сразу, а не поочередно

• Общее пространство поиска параметров:

```
space = {
    # Optimize
    'num_round': hp.quniform('num_round', 10, 100, 10),
    'eta': hp.uniform('eta', 0.025, 0.8),

    'max_depth': hp.quniform('max_depth', 3, 9, 1),
    'min_child_weight': hp.quniform('min_child_weight', 0, 100, 15),

    'gamma': hp.loguniform('gamma', -3, 0),

    'subsample': hp.uniform('subsample', 0.3, 1.),
    'colsample_bytree': hp.uniform('colsample_bytree', 0.3, 1.),

**static_params
}
```

- выставил 30 попыток, что, возможно, маловато
- поиск занял 1 час 20 минут
- лучшие параметры нашлись при последней (sic!) попытке
- Подбор параметро дал 1.4 прироста ate по roc-auc относительно модели со стандартными параметрами
- Ha kaggle с этим решением получил следующий результат:

```
full_dataset_mte_xgb.csv
9 days ago by Yury Belousov
full train, mte, xgb, tuned

0.77948

0.77880

√
```

- (возможно), если бы отправил нетюненую модель, то все равно стал бы вторым
- Обучение на всем датасете дало 0.045 прироста по гос-аис в сравнении с обучением на случайной половине с подбором параметров (разница с моделью на половине без подбора 0.056), что достаточно много, и в очередной раз показывает, что обучение на подвыборке не самый лучший подход.
- код доступен в 01.ctr_xgb.ipynb

2. DeepCTR

- Понравилась библиотека, достаточно легко с ней работать.
- Использовал самую стандартную модель DeepFM, легко завести и работать (единственное что tensorflow почему-то не может строить граф с переменными, которые содержат нижнее подчеркивание, поэтому нужно обязательно переименовать колонки:

```
train.rename(columns=lambda x: x.replace(' ', ''))).
```

- и нужно обязательно dense фичи скастить к np.float32, a sparse к string
- Для категориальных фичей использовал DeepCTR feature hashing
- На kaggle вполне хороший результат:



- И это при том, что я не особо экспериментировал и побирал параметры
- код доступен в 02.1.ctr_deepctr_deepfm.ipynb

•	После окончания контеста попробовал другую модель: FGCNN, и она тоже показала себя неплохо
	(правда обучалась в 4 раза дольше):

FGCNN_full_dataset.csv 9 days ago by Yury Belousov	0.76246	0.76169	
full train, hash, FGCNN			

• код доступен в 02.2.ctr_deepctr_fgcnn.ipynb

3. xlearn

- Захотел использовать алгоритм FFM, который использовался в выигрышном решении оригинального соревнования. Но оригинальная реализация (LIBFFM) достаточно древняя, поэтому решил использовать более новую и быструю (по заявлению авторов) реализацию xlearn
- Однако этот интерфейс я тоже не до конца понял, а именно что за libffm формат (конкретно как составляется field).
- Поэтому использовал просто factorization machine (FM), так как нашел понятный FM пример с использованием scikit learn api.
- Но результат совсем не очень:

FMM_full_dataset.csv	0.65948	0.65786	
9 days ago by Yury Belousov			
full train, FMM			

код доступен в 03.ctr_xl_fm.ipynb

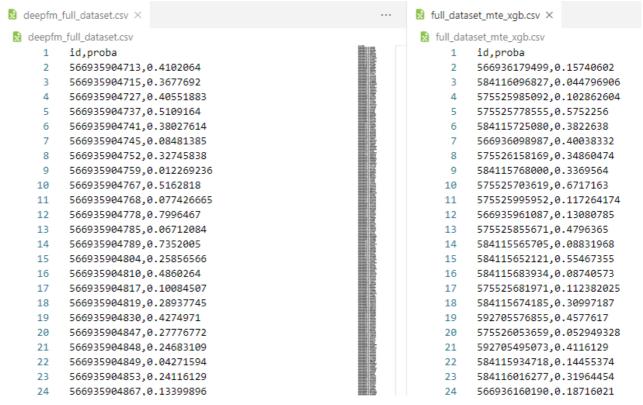
4. Ансамбль (самая интересная часть)

- Как известно, зачастую в соревнованиях побеждают комбинации различных алгоритмов (а формально теорема Кондорсе о присяжных).
- Поэтому я захотел объединить результаты первого и второго подхода.
- Быстро написав и отправив код, я очень удивился:

	combined.csv 9 days ago by Yury Belousov mean of deepfm and xgb	0.70540	0.70417	
	deepfm_full_dataset.csv 9 days ago by Yury Belousov full train, hash, deepfm	0.77862	0.77674	~
	full_dataset_mte_xgb.csv 9 days ago by Yury Belousov full train, mte, xgb, tuned	0.77948	0.77880	~

- Так как результат объединения сильно хуже каждого из подхода по отдельности.
- Это была последняя попытка в последний день, поэтому я ничего не мог уже исправить

• Лишь на следующий день, когда я посмотрел на результаты первых двух подходов:



я заметил, что в csv от pyspark id идут группами по 5 (возможно это количество партиций).

• а вот как у меня было написано объединение:

```
probs = []
submission_filenames = ['deepfm_full_dataset.csv', 'full_dataset_mte_xgb.csv']
for submission_filename in submission_filenames:
    submission = pd.read_csv(submission_filename)
    probs.append(submission['proba'])
proba = np.array(probs).mean(axis=0)
```

- то есть у меня никак не учитывался порядок id 窗 窗 窗
- Для исправления достаточно было добавить sort values или, ещё лучше, написать через merge.
- В итоге, исправив, я получил следующий результат:



Что почти на 0.01 больше чем у первого места 😧

• неправильный код доступен в 04.CombineSolutions.ipynb