Команда

F.R.I.E.N.D.S.

Прогнозирование просрочки по контрагенту

Евгений Васильев
Игорь Ситник

Постановка задачи

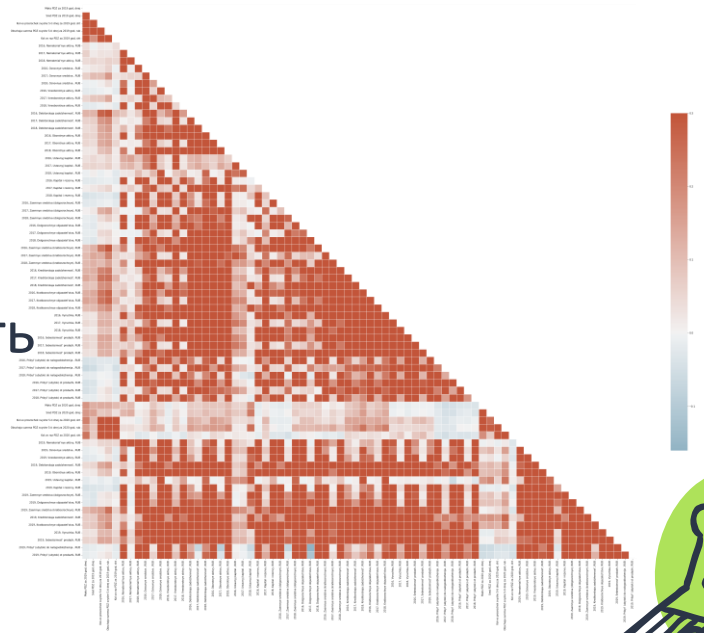
- На основе имеющихся данных мы будем обучать модель, которая будет предсказывать ПДЗ (столбец среднее ПДЗ) для компании на основе ее различных финансовых показателей

Предобработка / чистка данных

- Склеиваем таблицы
- Удаляем компании, у которых ПДЗ больше года
- Избавляемся от значений с выбросами - в столбцах с финансами заменяем все выбросы на 3σ
- Нормируем столбцы с финансами (z-score)

Корреляция между столбцами

- Максимальная корреляция 0.3, высокоскоррелированные столбцы выделять и убирать не нужно



Модели машинного обучения

- Scipy LinearRegression
  - + Высокая «понятность»: вес каждого столбца в результат
  - - Низкая точность решения

- Градиентный бустинг деревьев LightGBM
  - + Высокая точность работы (5x по сравнению с LR)
  - - Низкая «понятность» решения (сложность интерпретации всех деревьев)
  - - Проблемы с запуском LightGBM на компьютерах Apple

Качество предсказания

- LightGBM:
  - RMSE of train prediction is: **6.87 days of PDZ**
  - RMSE of test prediction is: **6.87 days of PDZ**

```
Real PDZ vs Predict PDZ
[(0.0, 0.3184776679155854), (2.230769230769231, 2.2313607913457902), (0.0, 0.14882691135021892), (2.0, 2.037981087260
3703), (1.0, 1.68975210659412), (3.6875, 4.752579287360798), (1.285714285714286, 5.517705301501126), (0.0, 0.30937375
75160942), (0.0, 0.1608612973047478), (0.0, 0.2558285608599299), (0.0, 0.37129420815916064), (4.028409090909091, 4.81
2839394295932), (13.05555555555556, 44.52165918620892), (4.125, 5.177495597631054), (0.0, 0.6865030957275444), (4.888
888888888889, 5.061362981853052), (0.0, 0.31703596310177695), (0.0, 0.026266389246912412), (3.886178861788618, 2.7957
13062900803), (0.0, 1.2851609741393555), (1.0, 1.1175475456655046), (0.0, 0.5564979519464874), (0.0, 2.51544580451791
78), (68.0909090909091, 49.60227184034706), (5.0, 4.752064854750671), (1.0, 1.7092949100119292), (15.5, 11.8168028708
35382), (7.422222222222222, 4.525680094166303), (12.3125, 6.382823828546713), (11.0, 10.874289922239333), (0.0, 0.478
48727586877554), (5.0, 4.367903958791516), (5.0, 4.129358557517205), (17.66666666666667, 13.482654066373104), (0.0,
0.32875147830688106), (0.0, 2.558524869664252), (0.0, 0.25915789178519827), (0.0, 0.37534650636908484), (12.333333333
33333, 12.89781024875428), (0.0, 0.371602662680674), (6.2, 5.344424665570279), (0.0, 1.105143225414187), (7.0, 11.792
34900959343), (0.0, 2.0067375488340162), (6.25, 9.163656610070012), (0.0, -0.20261494972067534), (8.125, 8.6670484335
42206), (9.0, 10.424274342320217), (4.522388059701493, 6.492257006350921), (0.0, 0.37100666825018563)]
```

Внедрение новых признаков для данных

- коэффициент ликвидности абсолютной:
  - $$КЛабс = \frac{ДенСр + КрФинВл}{КрКр + КрКредЗад + ПрОбяз}$$
- коэффициент ликвидности срочной:
  - $$КЛср = \frac{ДенСр + КрФинВл + КрДебЗад}{КрКред + КрКредЗад + ПрОбяз}$$

Качество предсказания с новыми признаками

- LightGBM:
  - RMSE of train prediction is: **6.97 days of PDZ**
  - RMSE of test prediction is: **6.75 (0.12 better) days of PDZ**

```
Real PDZ vs Predict PDZ
[(5.26, 5.266798495106416), (2.25, 2.130370950508777), (0.0, 0.09766996041400978), (5.0, 3.8976785177454953), (2.4545
45454545455, 6.001245038111608), (5.739130434782608, 12.34322584021027), (0.0, 0.27781536293793696), (0.0, 0.48970465
94220893), (1.238095238095238, 1.6112510116365288), (3.1, 3.4406758013754195), (3.0, 3.042668078338976), (0.0, 0.0411
3280451890544), (19.0, 42.35711350007193), (0.0, 1.4978140139703273), (17.84210526315789, 36.18051194425227), (1.5,
1.921057409448517), (0.0, -0.17321463904435902), (9.666666666666666, 10.273342641663351), (0.0, 1.4246927416837807),
(0.0, 1.4910416647388252), (3.5, 4.3018519865629266), (0.0, 0.32408317121543984), (5.2, 9.86462750832846), (0.0, 0.54
92323988391139), (2.888888888888889, 5.3739053714636), (0.0, 0.4393396827855795), (3.725, 6.5754008872633225), (13.01
369863013699, 34.34523754863687), (2.428571428571428, 4.024494102400365), (5.576923076923077, 6.703791689282296), (0.
0, 0.42172638231446996), (3.059523809523809, 3.3636331020857457), (1.858870967741935, 2.2528824042589988), (79.104278
39958699, 42.06254415528244), (0.0, 0.19318656362536374), (0.0, -0.7714663928714989), (1.0, 1.031163776792429), (13.
0, 12.108407115701084), (3.0, 7.357810924467498), (2.348837209302326, 2.7661239222417104), (0.0, 1.5756311171427415),
(8.05586592178771, 12.500693861651838), (1.0, 1.348754833157988), (4.0, 3.6675537610648816), (5.251101321585903, 4.22
6013137564795), (3.0, 4.15745144201805), (0.0, -0.06685509986428534), (7.0, 5.668753418843815), (4.0, 4.7627178252827
75), (0.0, 0.8131512517068853)]
```

Качество предсказания с новыми признаками

- **Подсчитываем точность по классификации ПДЗ [0, 1-30, 31-90, 91-365]**:
  - Accuracy of train prediction is: **93.798%**
  - Accuracy of test prediction is: **89.147%**

Кластеризация компаний

- Интерес для будущего исследования представляет кластеризация компаний на несколько кластеров
- Есть видение, что при кластеризации компаний мы сможем лучше предсказывать просрочку, обучаясь внутри кластеров
- Для кластеризация предполагается использовать алгоритм DBScan

Евгений Васильев

eugene.unn@gmail.com

t.me/vasiliev_e

Игорь Ситник

Email

t.me/

Thanks!

Any questions?

You can find me at:

- t.me/vasiliev_e
- eugene.unn@gmail.com