Mercedes-Benz Competition: 11 место



Данила Савенков #danila_savenkov https://www.kaggle.com/daniel89

- https://www.kaggle.com/c/mercedes-benz-greener-manufacturing/discussion/36242#202443
- https://github.com/Danila89/kaggle mercedes

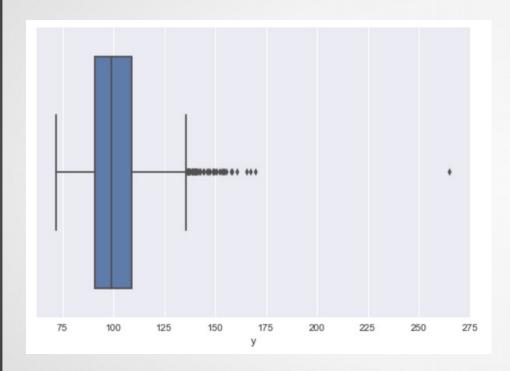
План

- Задача: данные, LB probing, LB shake-up
- Public Kernel "Stacked and Averaged"
- Бустинг и категориальные признаки
- Кросс-валидация и важность отложенной выборки
- Моя модель
- Подход обладателя второго места

Задача и данные

- Целевая переменная время тестирования автомобиля (сек)
- Метрика R2
- Train 4029 строк
- Test 4029 строк: 81% private, 19% public
- Признаки (378 колонок):
 - Бинарные характеристики тестирования (369 колонок)
 - Категориальные характеристики машины (8 колонок)
 - ID порядковый номер

Задача: public leaderboard



- Train 4029 строк
- Test 4029 строк:
 81% private, 19% public
- Std кросс-валидации по 5 фолдам 0.068

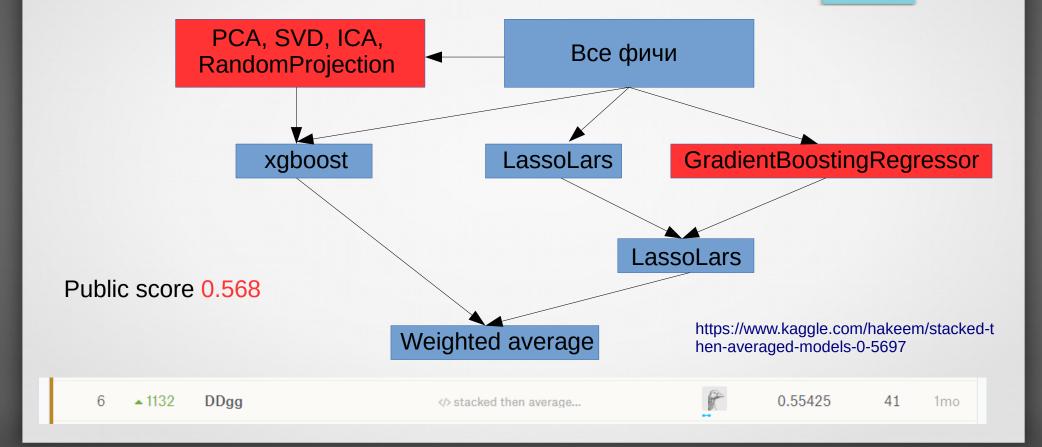
```
390 leaks = {
391 1:71.34112,
392 12:109.30903,
393 23:115.21953,
394 28:92.00675,
395 42:87.73572,
396 43:129.79876,
397 45:99.55671,
398 57:116 02167
```

Задача: public leaderboard

# Apriv Team Name Kernel Team Members Score Entries Last 1									
2 ▼748 Zidmie	ŧ	#	∆priv	Team Name	Kernel	Team Members	Score @	Entries	Last
3 ▼328 gavrand	1	1	~ 2666	Cro-Magnon		***	0.63045	126	15d
4 • 2795 Alabsi: Creationline 0.59693 160 15d 5 • 924 doua69 0.59676 156 18d 6 • 935 Ivanhoe 0.59517 114 15d 7 • 1039 steubk 0.59508 114 15d 8 • 1035 boomboom 0.59488 151 15d 9 • 1072 Victor S D 0.59438 59 15d 10 • 1175 InvisiblePower 0.59437 56 15d 11 • 1672 Ziv Cohen 0.59437 56 15d 12 • 1613 juliencs 0.59427 75 15d 13 • 16 x0x0w1 0.59423 77 15d	2	2	▼ 748	Zidmie			0.60409	157	15d
5 ▼924 doua69 6 ▼935 lvanhoe 7 ▼1039 steubk 8 ▼1035 boomboom 9 ▼1072 Victor S D 10 ▼1175 InvisiblePower 11 ▼1672 Ziv Cohen 12 ▼1613 juliencs 13 ▼16 x0x0w1 0 0.59423 77 15d	3	3	▼ 328	gavrand			0.60103	80	15d
6	2	4	~ 2795	Alabsi: Creationline			0.59693	160	15d
7 ▼1039 steubk 0.59508 114 15d 8 ▼1035 boomboom 0.59488 151 15d 9 ▼1072 Victor S D 0.59438 59 15d 10 ▼1175 InvisiblePower 0.59437 56 15d 11 ▼1672 Ziv Cohen 0.59434 24 15d 12 ▼1613 juliencs 0.59427 75 15d 13 ▼16 x0x0w1 0.59423 77 15d		5	▼ 924	doua69		The second second	0.59676	156	18d
8 ▼1035 boomboom 9 ▼1072 Victor S D 0.59438 59 15d 10 ▼1175 InvisiblePower 11 ▼1672 Ziv Cohen 12 ▼1613 juliencs 0.59427 75 15d 13 ▼16 x0x0w1	6	6	▼ 935	lvanhoe		9	0.59517	114	15d
9 ▼1072 Victor S D	7	7	▼ 1039	steubk		<u></u>	0.59508	114	15d
10 ▼1175 InvisiblePower	8	8	▼ 1035	boomboom			0.59488	151	15d
11 ▼1672 Ziv Cohen 0.59434 24 15d 12 ▼1613 juliencs 0.59427 75 15d 13 ▼16 x0x0w1 0.59423 77 15d	9	9	▼ 1072	Victor S D			0.59438	59	15d
12 ▼1613 juliencs 0.59427 75 15d 13 ▼16 x0x0w1 0.59423 77 15d	10	0	▼ 1175	InvisiblePower		A 19	0.59437	56	15d
13 ▼16 x0x0w1 0.59423 77 15d	11	1	▼ 1672	Ziv Cohen		<u> </u>	0.59434	24	15d
I MIR	12	2	▼ 1613	juliencs		<u> </u>	0.59427	75	15d
14 ▼71 olegpolivin 0.59419 167 15d	13	3	▼ 16	x0x0w1			0.59423	77	15d
•	14	4	▼ 71	olegpolivin			0.59419	167	15d

Private score победителя 0.55551

Public Kernel "Stacked and Averaged"



Public Kernel "Stacked and Averaged": PCA, SVD...

PCA, SVD, ICA, RandomProjection

- Понижения делались по сырым данным без масштабирования
- Масштаб ID отличается от масштаба категориальных признаков
- Бинарные признаки практически не представлены в прекциях
- Удаление проекций из паблик скрипта статистически значимо повышает сv, повышает private score, но public score падает на 0.01

</> stacked then average...

Public Leaderboard Overfitting



Public Kernel "Stacked and Averaged": GradientBoostingRegressor

GradientBoostingRegressor

- GradientBoostingRegressor(learning_rate=0.001, loss="huber", max_depth=3, max_features=0.55, min_samples_leaf=18, min_samples_split=14, subsample=0.7)
- Random_state не фиксирован
- У скрипта 503 forks, DDgg обладатель самого счастливого сида

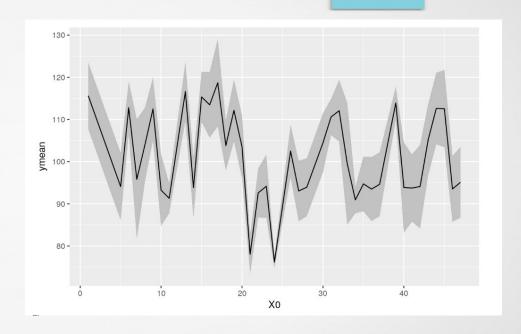


Public Kernel "Stacked and Averaged": лучший результат

- Лучший скрипт на основе этого кернела дает в среднем 0.554 на private, что соответствует 10 месту: https://www.kaggle.com/adityakumarsinha/stacked-then-averaged-models-private-lb-0-554/code
- Здесь есть ряд изменений по сравнению с оригинальной версией:
 - Удалены понижения размерности
 - Каждому объекту добавлены фичи предыдущего и последующего развитие использования зависимости от ID

Бустинг и категориальные признаки

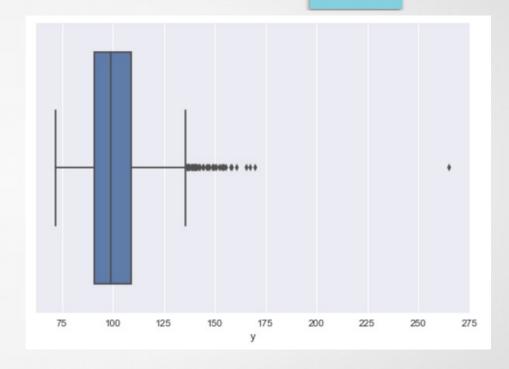
- Можно ли приблизить такую зависимость кусочно-постоянной функцией?
- LightGMB реализует деревья с условием == в сплитах (categorical features)
- CatBoost предлагает несколько настраиваемых вариантов работы с категориями
- В h2o встроены разные варианты кодирования категориальных признаков



https://www.kaggle.com/headsortails/mercedas-2-feature-interactions

Кросс-валидация v1

- Много выбросов std на кроссвалидации порядка 0.05
- Убрать выбросы или стратифицировать фолды по ним не помогает



Кросс-валидация v1

- 10 разбиений на 5 фолдов 50 скоров по каждому фолду
- Для сравнения двух алгоритмов используется t-критерий Стьюдента для связанных выборок (scipy.stats.ttest_rel)
- Оцениваем насколько значимы отличия качества алгоритмов

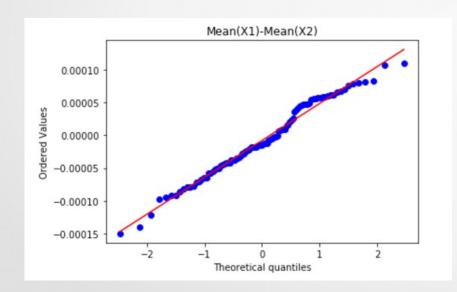
$$T(X_1^n, X_2^n) = \frac{\bar{X}_1 - \bar{X}_2}{S/\sqrt{n}}$$

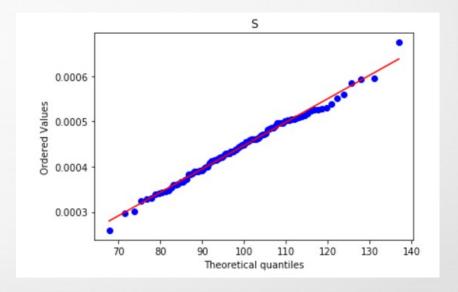
 X_1, X_2 — значения R2 по соответствующим тестовым фолдам, S — дисперсия попарных разностей, n — число фолдов

Кросс-валидация v1: нормальность

$$T(X_1^n, X_2^n) = \frac{\bar{X}_1 - \bar{X}_2}{S/\sqrt{n}}$$

X₁,X₂ – значения R2 по соответствующим тестовым фолдам, S – дисперсия попарных разностей, n – число фолдов



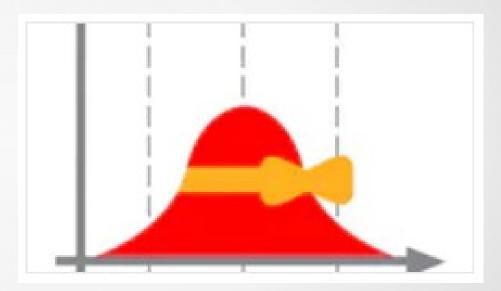


Кросс-валидация v1: множественная проверка

- Главная стратегия проверять меньше гипотез
- При изменении гиперпараметра я следил за тенденцией изменения tстатистики. Если изменение плавное и имеет один локальный минимум, в котором p-value < 0.05, то я считаю, что статистически значимые отличия получены
- Если t-статистика меняется резко при малых изменениях гиперпараметра, я считаю, что отличий нет

Что все это было?

- Если для вас это ново превосходный курс по статистике:
- https://ru.coursera.org/learn/stats-fo r-data-analysis



Кросс-валидация v1: что-то пошло не так Важность отложенной выборки

- Валидируясь и улучшая модель, я добился локального R2 0.58
- Скор победителя на private 0.55551
- Получив на public 0.54 после локального 0.58, при том, что бейзлайн на public это 0.55, я задумался
- Public leaderboard сыграл роль отложенной выборки

Кросс-валидация v1: что пошло не так? Важность отложенной выборки

- Произошло переобучение на выбросах в обучающей выборке
- Кросс-валидация это не оценка итогового перформанса модели, это способ сравнения моделей
- Мы хотим чтобы наша модель хорошо предсказывала "нормальные" объекты и признаем невозможность предсказывать выбросы
- Можно не только оценивать, но и обучать модель только на "нормальных" объектах, но в этой задаче это сместит мат ожидание предсказаний

Кросс-валидация v2

- Получаем out-of-fold предсказания для всей обучающей выборки (cross_val_predict)
- Объекты с большой ошибкой предсказания считаем выбросами
- При кросс-валидации алгоритм обучается на всех объектах, но качество оценивается только на "нормальных" объектах (не выбросах)
- Функция cross_validation_score_statement отсюда: https://github.com/Danila89/cross_validation_custom

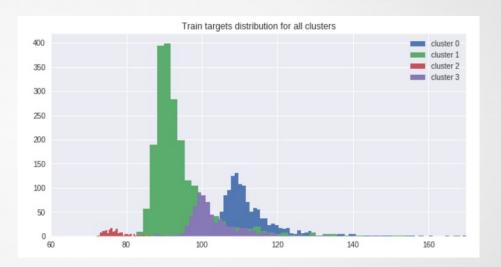
Кросс-валидация v2

- Мой отбор признаков оказался переобучением
- Количество деревьев в бустинге оказалось слишком велико

Мое решение: кластеризация

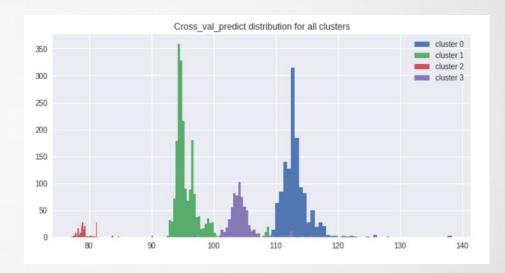
• По категориальной фиче X0 легко было выделить четыре типа машин:

https://www.kaggle.com/daniel89/mercedes-cars-clustering



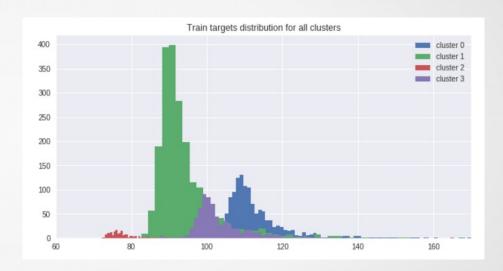
Мое решение: кластеризация

- Однако бустинг очень легко и без нашей помощи разделяет эти кластеры
- Проблема в том, что внутри каждого кластера xgb показывает очень низкий, а в некоторых случаях отрицательный R2



Мое решение: кластеризация

- В красном кластере xgb дает стабильно отрицательный R2 всем объектам этого кластера предсказываем средний таргет по кластеру
- Каждому из оставшихся кластеров – свой xgb со своими параметрами и своими фичами
- Тем не менее в fit передаются все объекты



Мое решение: признаки

- Использовал разные техники отбора фич, пытался строить понижения размерности, случайные проекции. В итоге переобучился
- В итоговой модели участвуют все бинарные фичи, ID и номер кластера (фича, производная от X0 и принимающая 4 значения)

Мое решение: параметры хдв

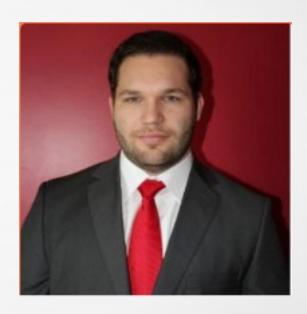
- Использовались деревья глубины 2
- Количество деревьев в пределах 100
- Активно использовал subsampling признаков (colsample_bytree, colsample_bylevel)
- Параметр gamma очень помогал не ветвиться слишком много

Мое решение: резюме

- По ХО разделили объекты на 4 кластера
- По одному из кластеров ничего предсказать не получилось предсказали кластерное среднее
- Для каждого из оставшихся настроили отдельный xgb, который тем не менее обучался по всем объектам

Подход обладателя второго места

- Обрезать выбросы на у=155
- Feature Learner: фичи
 выбираются случайно, причем
 вероятность выбора
 пропорциональна скору
 предыдущей итерации с этой
 фичей
- https://www.kaggle.com/c/mercedes -benz-greener-manufacturing/discu ssion/36390



Вопросы из слака



stasg7 Dul 15th at 11:09 PM in #kaggle_crackers

Немного вброшу... А зачем народ вообще участвует в млбуткампах (2х последних), мерседесах и т.д. если сразу по постановке задачи, данным, метрике понятно что будет дикий рандом в финальных результатах?











stasg7 13 days ago

@bearstrikesback Я не говорил что задача дно 😉 Хотелось услышать людей которые решали - зачем и почему 🙂 Мне показалось что нельзя было извлечь сильно больше информации из данных признаков по сравнению с бейзлайнами





- После Сбера хотелось еще медальку:)
- Действительно, разница с бейзлайнами ~ 0.015, но для себя я нашел много нового, решая эту задачу
 - Кросс-валидация с учетом статистической значимости
 - Кросс-валидация без выбросов
 - Необходимость отложенной выборки
 - Опасность переобучения на выбросах
 - Разделение объектов на кластеры и дифференцированный подход при построении моделей
 - Важность параметра датта в хдв
 - Feature Learner от обладателя второго места

Спасибо за внимание

- Вопросы
- Комментарии
- Критика

•

