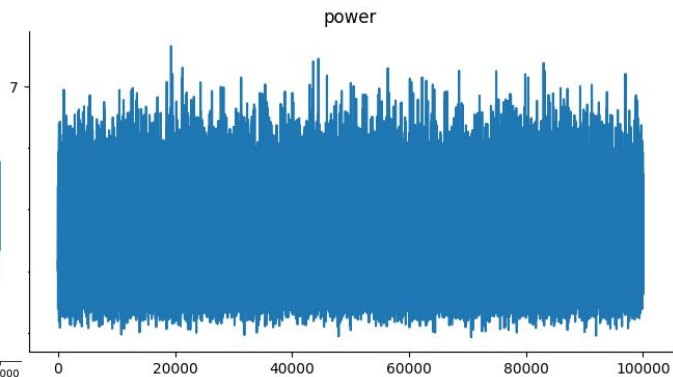
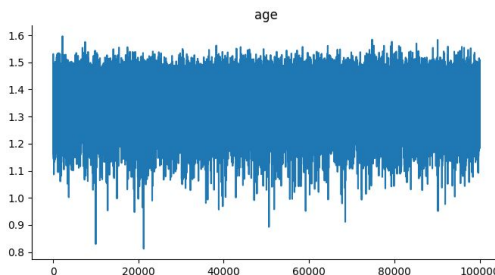
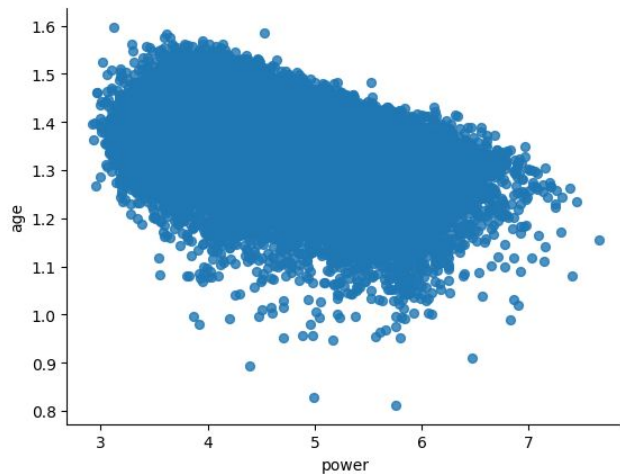
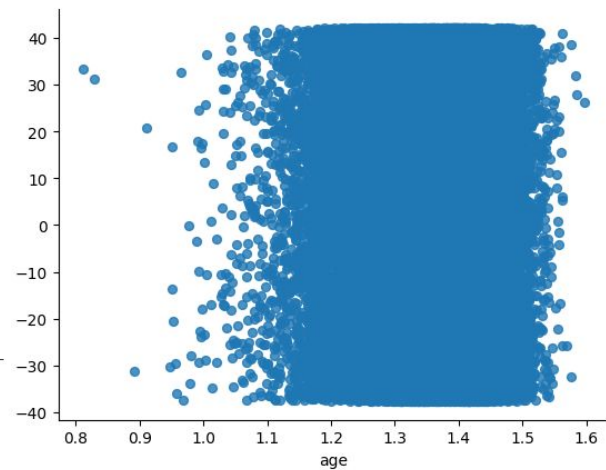
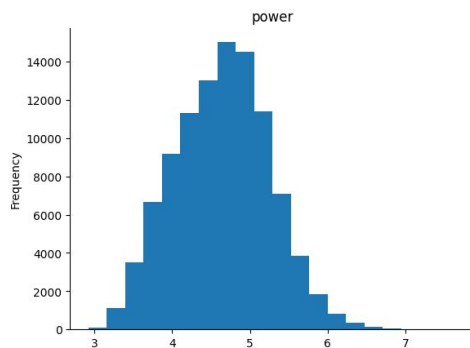


Моделирование следа космического луча

by “Квазипупсы”

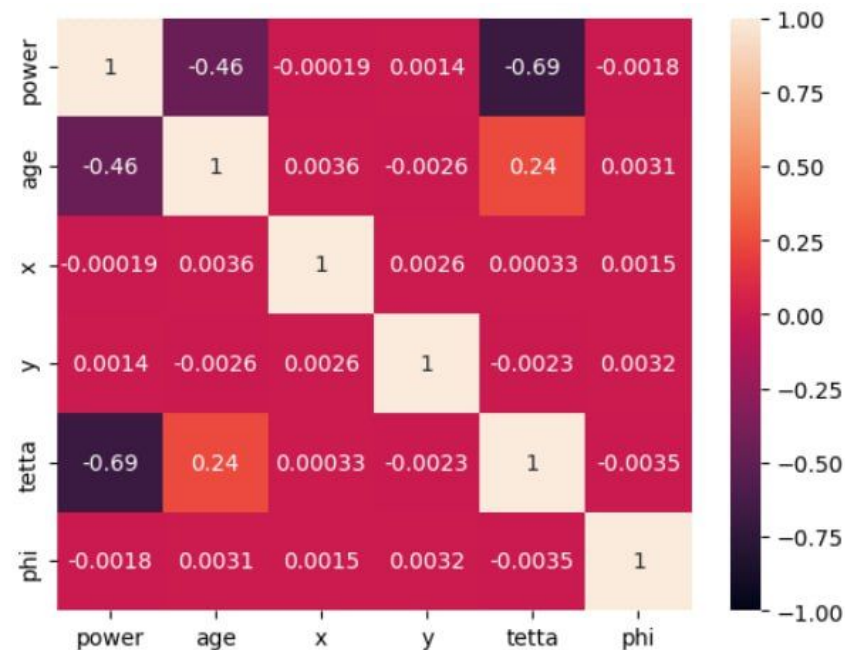
Анализ таргетных значений:

— — —

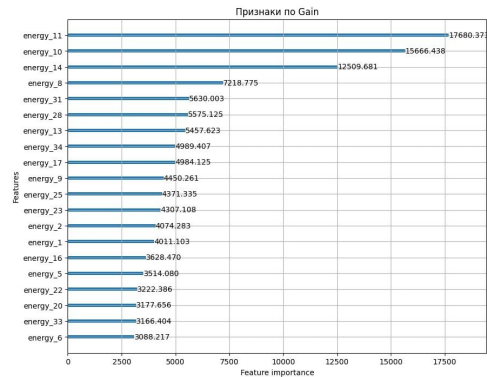
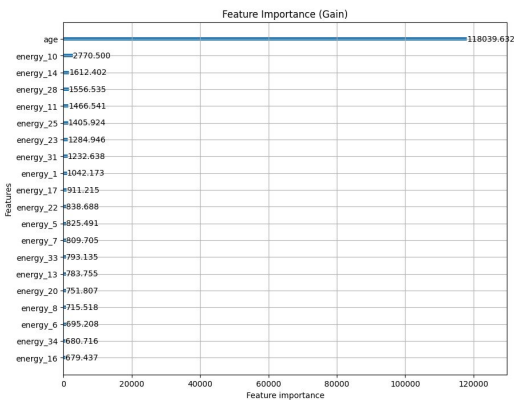


Анализ целевых значений:

Матрица корреляций

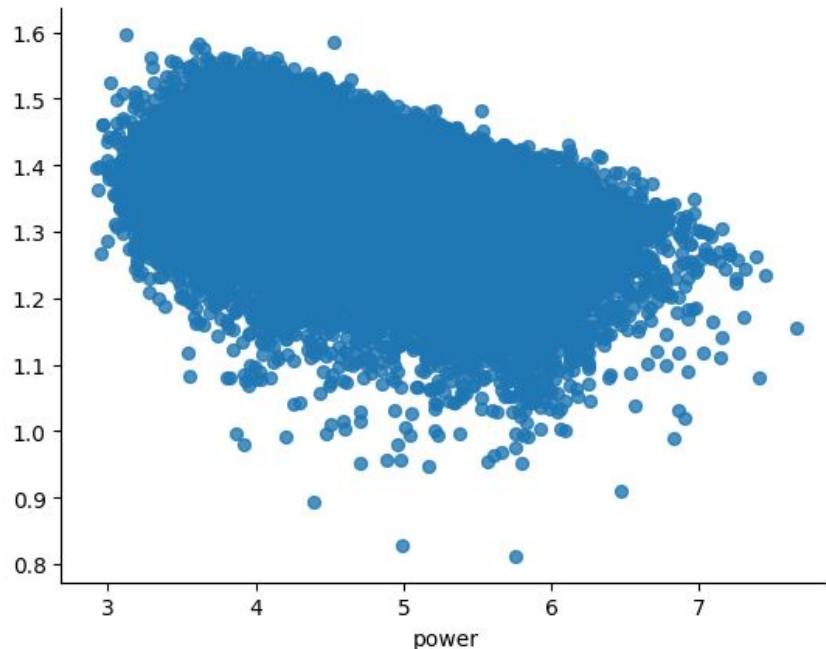


С помощью встроенного метода в pandas и визуализации seaborn, мы посмотрели линейные корреляции между целевыми признаками на поиск доступного стекинга



Age и power

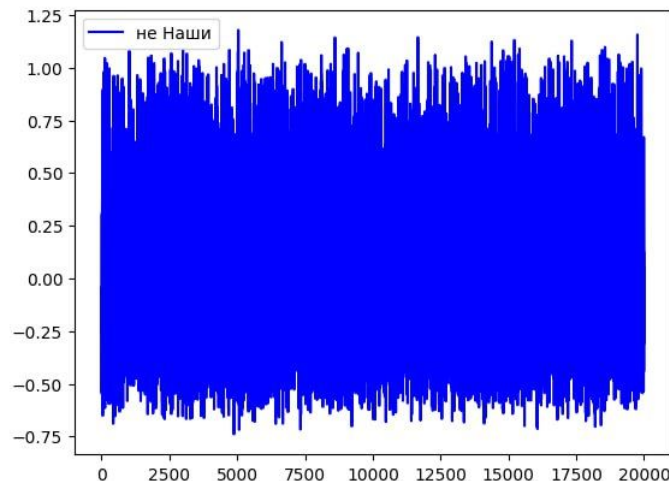
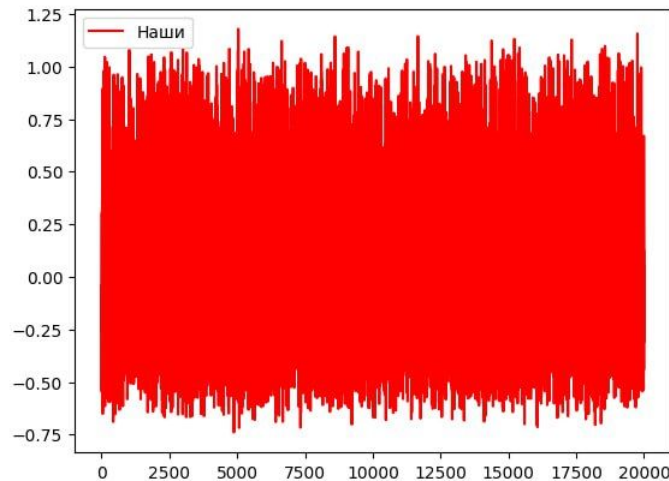
Продолжая идею стекинга, мы проверили гипотезу на обучении модели power по age. Также была проверена модель phi и tetta, что не показало нужной точности.



Результаты тестов

Лучше всего в течение экспериментов показали себя градиентный бустинг и трансформер.

В частности для трансформера был использован механизм из 6 слоев multihead attention, выходящий в два полносвязных слоя: с активацией RELU и выходной.



Основные методы и метрики для всех таргетных значений

— — —

Использованные алгоритмы:

- Сверточная нейронная сеть
- Градиентный бустинг
- Трансформер

Использованные функции ошибок:

- MSE
- RMSE
- R2

Использованные библиотеки/зависимости:

- pandas
- matplotlib
- numpy
- os
- lightgbm
- sklearn
- tensorflow
- pytorch

Результаты работы

Точность предсказаний моделей
для целевых признаков:

age: R^2 : 0.3065 – бустинг

x: R^2 : 0.7341 – трансформер

y: R^2 : 0.8966 – бустинг

phi: R^2 : 0.2739 – бустинг

tetta: R^2 : 0.5818 – бустинг

power: R^2 : 0.9409 – трансформер

— — —

Спасибо за внимание

ссылка на git: github.com/mexalis/

