Команда 37. Прогнозирование тем и рейтинга статей с habr.ru

Состав команды:

- Караулов Виталий (EDA, ML-Baseline, Service)
- Мясникова Ангелина (EDA, ML-Baseline, Service)
- Писцов Георгий (EDA, ML-Baseline, Service)
- Сопельник Дмитрий (Парсинг, EDA, ML-Baseline, Service)

Куратор проекта:

Чуприн Александр

Цель проекта

- Разработка сервиса с внедрением обученных ML/DL-моделей для предсказания тематики и рейтинга статей на основе данных, собранных с habr.ru

Задачи:

- Парсинг статей с habr.ru
- Предобработка данных и EDA
- Построение бейзлайна ML-модели
- Создание MVP-сервиса на основе Streamlit и FastAPI
- Улучшение бейзлайна (мы находимся здесь)
- Доработка ML-решения и внедрение DL
- Доработка сервиса

Собранный датасет, его обработка

	Title	Author	Publication_date	Hubs	Tags	Content	Comments	Views	URL	Reading_time	Images_links	Individ/Company	Rating	Positive/Negative	Bookmarks_cnt
0	Лечение приступов лени	complex	2009-08-03 14:34:35+00:00	GTD	лень, учись работать, самомотивация, мотивация	Пора лишать девственности свой бложик.\nТак как это происходит сегодня, в по...	67	6800	https://habr.com/ru/articles/66091/	2.0		individual	4	positive	25.0
1	Как я работал по два часа в день	Konovalov	2009-07-30 13:50:03+00:00	GTD	тайм-менеджмент, timemanagement, работа, эффективность, организация дел	Когда я только перешёл от офисной работы к домашней, первое время был на сед...	99	21000	https://habr.com/ru/articles/65783/	3.0		individual	193	positive	114.0

Размер исходного датасета

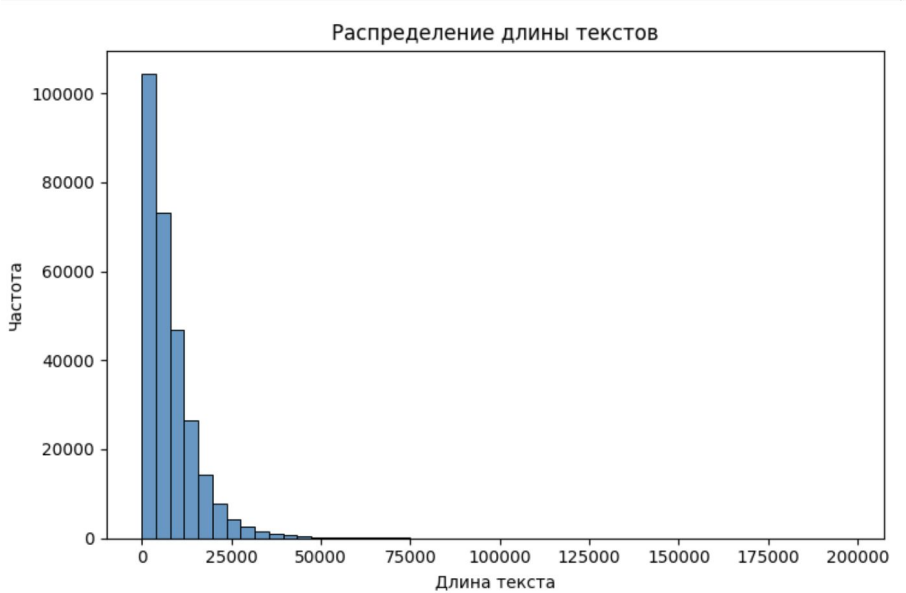
```
1 df.shape
```

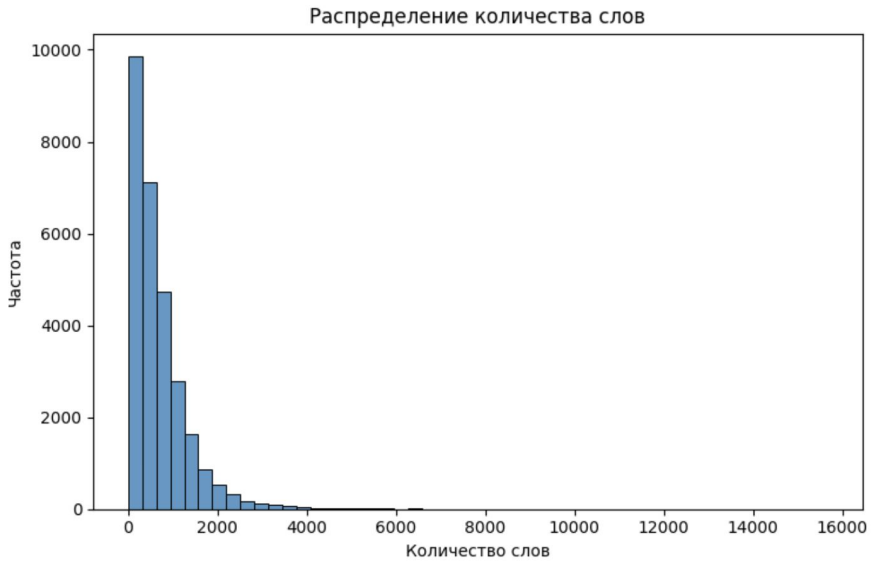
```
(285499, 15)
```

Текстовые колонки (Title, Author, Hubs, Tags, Content) были преобразованы так:

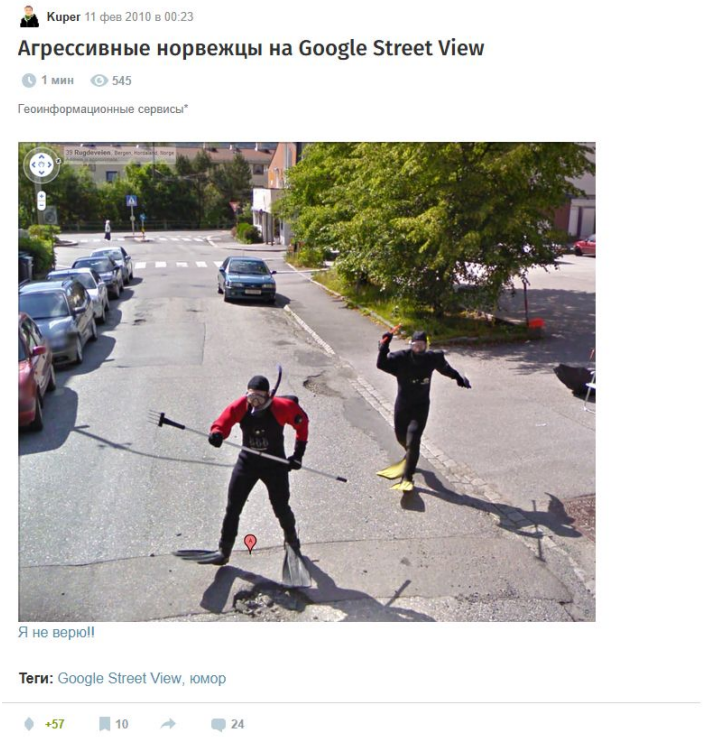
- Удалены лишние символы: html-тэги, специальные символы, цифры, лишние пробелы
- Удалены стоп-слова
- Слова приведены к нижнему регистру
- Проведена лемматизация и токенизация

EDA. Тексты статей





EDA. Тексты статей



Kuper 11 фев 2010 в 00:23

Агрессивные норвежцы на Google Street View

1 мин 545

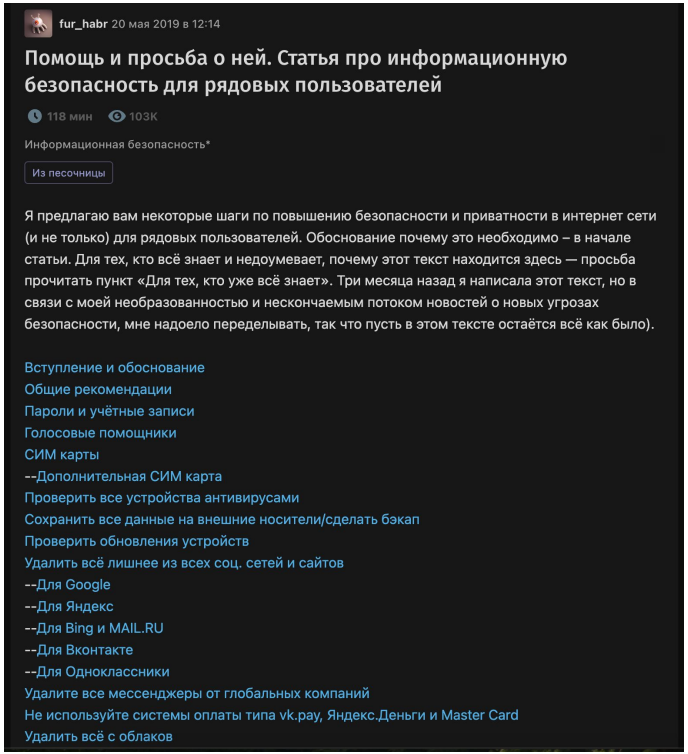
Геоинформационные сервисы*

Я не верю!!

Теги: Google Street View, юмор

+57 10 24

Пример статьи с околонулевой длиной текста



fur_habr 20 мая 2019 в 12:14

Помощь и просьба о ней. Статья про информационную безопасность для рядовых пользователей

118 мин 103K

Информационная безопасность*

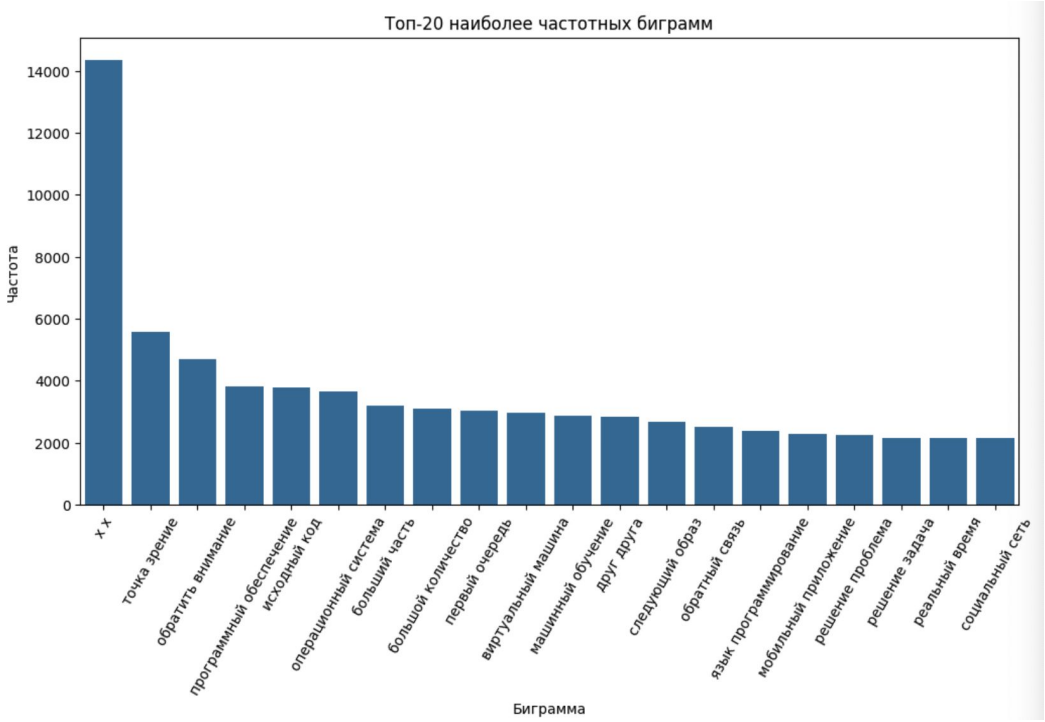
Из песочницы

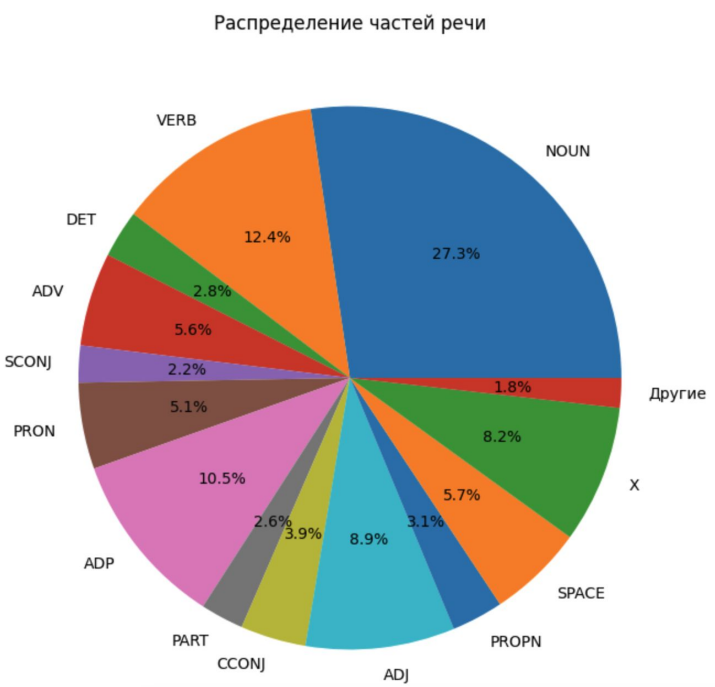
Я предлагаю вам некоторые шаги по повышению безопасности и приватности в интернет сети (и не только) для рядовых пользователей. Обоснование почему это необходимо – в начале статьи. Для тех, кто всё знает и недоумевает, почему этот текст находится здесь — просьба прочитать пункт «Для тех, кто уже всё знает». Три месяца назад я написала этот текст, но в связи с моей необразованностью и нескончаемым потоком новостей о новых угрозах безопасности, мне надоело переделывать, так что пусть в этом тексте остаётся всё как было).

Вступление и обоснование
Общие рекомендации
Пароли и учётные записи
Голосовые помощники
СИМ карты
--Дополнительная СИМ карта
Проверить все устройства антивирусами
Сохранить все данные на внешние носители/сделать бэкап
Проверить обновления устройств
Удалить всё лишнее из всех соц. сетей и сайтов
--Для Google
--Для Яндекс
--Для Bing и MAIL.RU
--Для Вконтакте
--Для Одноклассники
Удалите все мессенджеры от глобальных компаний
Не используйте системы оплаты типа vk.pay, Яндекс.Деньги и Master Card
Удалить всё с облаков

Самая длинная статья в датасете (197359 символов)

EDA. Тексты статей



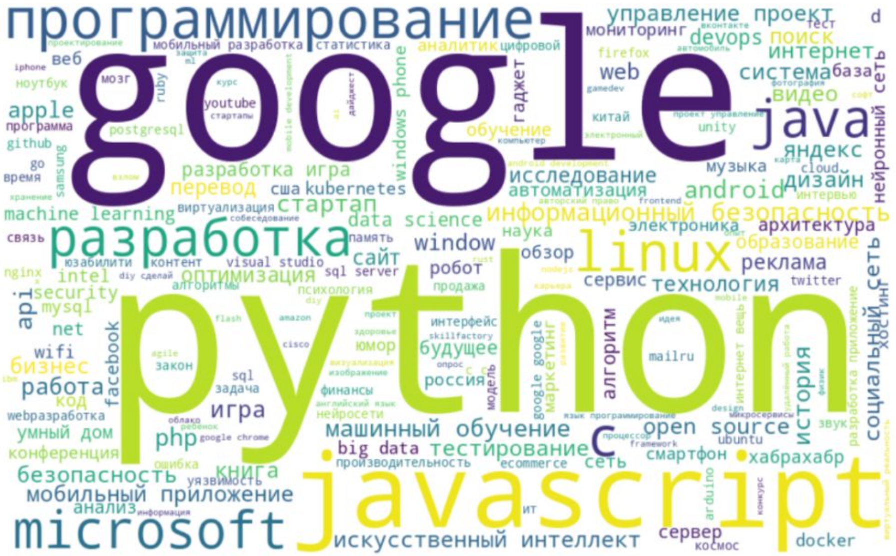


EDA. Облако слов текстов статей

EDA. Облака слов заголовков и тегов

Облако слов для заголовков

Облако слов для тегов



EDA. Итоговый вид датасета и распределение классов

	author	publication_date	hubs	comments	views	url	reading_time	individ/company	bookmarks_cnt	text_length	tags_tokens	title_tokens	rating_new	text_tokens	text_pos_tags
0	complex	2009-08-03 14:34:35+00:00	GTD	67	6800	https://habr.com/ru/articles/66091/	2.0	individual	25.0	2027	['лень' 'учись' 'работать' 'самомотивация' 'мотивация']	['лечение' 'приступ' 'лень']	4.0	['лишать' 'девственность' 'бложик' 'происходить' 'сегодня' 'понедельник' 'д...	[NOUN, VERB, NOUN, DET, NOUN, ADV, SCONJ, PRON, VERB, ADV, ADP, NOUN, ADP, N...
1	popotam2	2009-07-15 20:24:31+00:00	GTD	13	3100	https://habr.com/ru/articles/64586/	1.0	individual	6.0	424	['развитие' 'работоспособность' 'организация' 'дело' 'дело']	['организация' 'рабочий' 'время' 'помощь' 'цвет']	1.0	['предлагать' 'вариант' 'сделать' 'организованный' 'успеть' 'сделать' 'кале...	[VERB, ADV, NUM, NOUN, VERB, PRON, ADV, ADJ, CCONJ, PRON, VERB, PRON, VERB, ...

Размер итогового датасета

```
df.shape
```

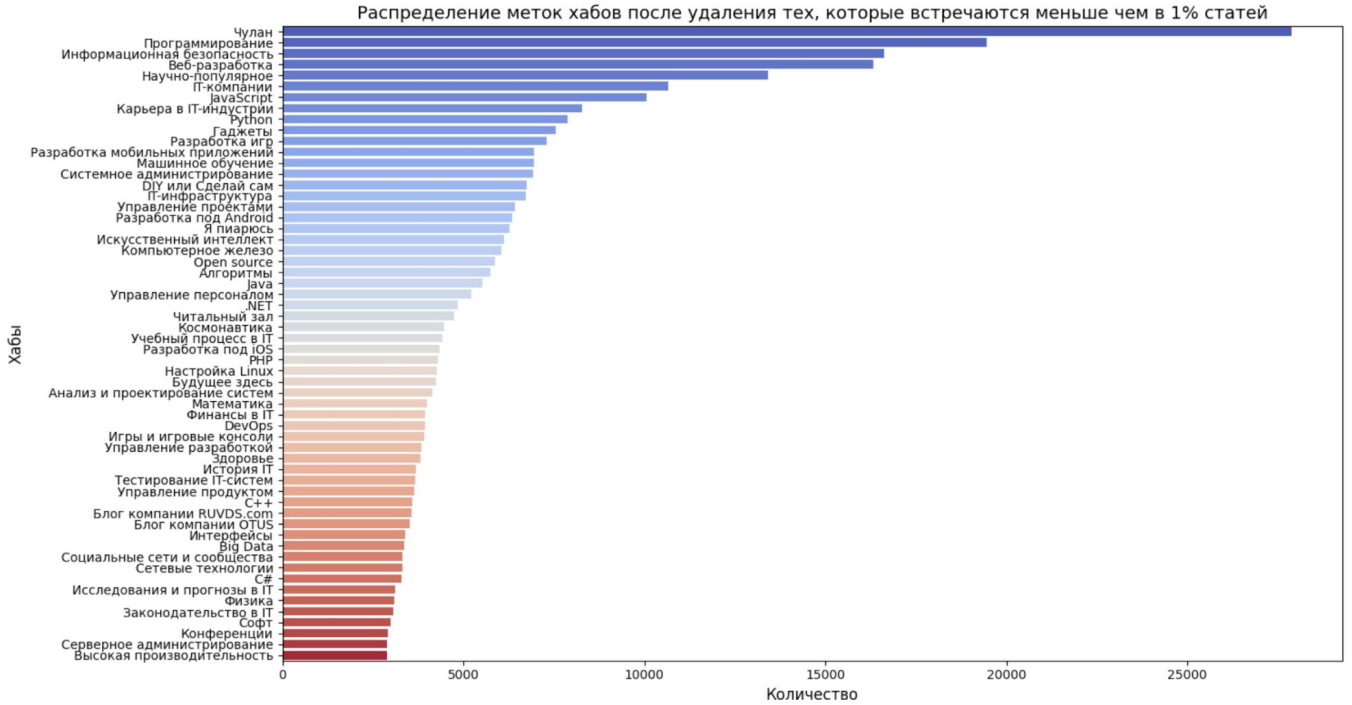
```
(282640, 15)
```

Распределение классов в хабах и рейтинге

```
hubs
Чулан                                27888
Программирование                     19469
Информационная безопасность          16627
Веб-разработка                       16320
Научно-популярное                    13431
                                     ...
Блог компании «Медиа Грус»               1
Блог компании Fixico                     1
Блог компании iRuPay                     1
Блог компании Чистилка                   1
Блог компании Indexisto                  1
Name: count, Length: 2255, dtype: int64
```

rating_level	
1	110927
0	75106
2	57297
-1	7468
-2	3578

ML. Распределение классов в хабах (темах)



После удаления редких классов всего осталось 58 хабов (тем)

ML. Метрики лучших линейных моделей

Хабы - TfidfVectorizer + OneVsRestClassifier(LinearSVC):

micro - {'Precision': 0.3828, 'Recall': 0.7205, 'F1-Score': 0.4999, 'Hamming Loss': 0.0167}
macro - {'Precision': 0.377, 'Recall': 0.7084, 'F1-Score': 0.4766, 'Hamming Loss': 0.0167}
weighted - {'Precision': 0.4405, 'Recall': 0.7205, 'F1-Score': 0.5361, 'Hamming Loss': 0.0167}

Рейтинг - TfidfVectorizer + Logistic Regression:

micro - {'Precision': 0.496, 'Recall': 0.496, 'F1-Score': 0.496, 'Hamming Loss': 0.504}
macro - {'Precision': 0.2889, 'Recall': 0.4111, 'F1-Score': 0.288, 'Hamming Loss': 0.504}
weighted - {'Precision': 0.5604, 'Recall': 0.496, 'F1-Score': 0.5173, 'Hamming Loss': 0.504}

Нелинейные модели. Хабы

Для предсказания хабов статей использовали все признаки датасета, а не только текст. Результаты на 10% датасета (для подбора оптимальной модели):

- **OVR (CatBoost)** показал улучшение всех метрик:

micro - {'Precision': 0.8194, 'Recall': 0.4836, 'F1-Score': 0.6082, 'Hamming Loss': 0.0162}
macro - {'Precision': 0.8241, 'Recall': 0.4462, 'F1-Score': 0.5613, 'Hamming Loss': 0.0162}
weighted - {'Precision': 0.8199, 'Recall': 0.4836, 'F1-Score': 0.5909, 'Hamming Loss': 0.0162}

- **OVR (RandomForest)** показал лучшую точность, но меньшую полноту, чем CatBoost, F1 снизился:

micro - {'Precision': 0.8831, 'Recall': 0.4134, 'F1-Score': 0.5632, 'Hamming Loss': 0.0167}
macro - {'Precision': 0.901, 'Recall': 0.3702, 'F1-Score': 0.5106, 'Hamming Loss': 0.0167}
weighted - {'Precision': 0.893, 'Recall': 0.4134, 'F1-Score': 0.5485, 'Hamming Loss': 0.0167}

- Итоговой моделью взяли **OneVsRestClassifier (CatBoostClassifier)**, как лучшую по метрикам

Нелинейные модели. Сравнение моделей для хабов

Лучшая бейзлайн-модель (только текстовые признаки) - **TfidfVectorizer + OneVsRestClassifier(LinearSVC):**

micro - {'Precision': 0.3828, 'Recall': 0.7205, 'F1-Score': 0.4999, 'Hamming Loss': 0.0167}

macro - {'Precision': 0.377, 'Recall': 0.7084, 'F1-Score': 0.4766, 'Hamming Loss': 0.0167}

weighted - {'Precision': 0.4405, 'Recall': 0.7205, 'F1-Score': 0.5361, 'Hamming Loss': 0.0167}

Нелинейная модель (все признаки) - **TfidfVectorizer + OneVsRestClassifier(CatBoostClassifier)**

micro - {'Precision': 0.7591, 'Recall': 0.4352, 'F1-Score': 0.5532, 'Hamming Loss': 0.0187}
macro - {'Precision': 0.7407, 'Recall': 0.3892, 'F1-Score': 0.4884, 'Hamming Loss': 0.0187}
weighted - {'Precision': 0.7437, 'Recall': 0.4352, 'F1-Score': 0.5279, 'Hamming Loss': 0.0187}
Итог:

- снижение Recall, увеличение Precision и F1-score, Hamming Loss остался на том же уровне
- применение CatBoost является более предпочтительным благодаря лучшим метрикам качества

Нелинейные модели. Рейтинг

На 10% от исходного датасета попробовали:

- **RandomForest (TfidfVectorizer)** показал наилучший результат из всех моделей (micro F1-score: 0.7)
- **CatBoost (TfidfVectorizer)** показал метрики чуть хуже, чем RandomForest (micro F1-score: 0.69)
- **CatBoost (text_features)** показал почти идентичные метрики, как у CatBoostr (TfidfVectorizer)

Итог:

Лучше всего показал себя RandomForest, поэтому взяли его за основу для обучения на полном датасете

Нелинейные модели. Сравнение моделей для рейтинга

Лучшая бейзлайн-модель (только текстовые признаки) - **TfidfVectorizer + Logistic Regression:**

micro - {'Precision': 0.496, 'Recall': 0.496, 'F1-Score': 0.496, 'Hamming Loss': 0.504}
macro - {'Precision': 0.2889, 'Recall': 0.4111, 'F1-Score': 0.288, 'Hamming Loss': 0.504}
weighted - {'Precision': 0.5604, 'Recall': 0.496, 'F1-Score': 0.5173, 'Hamming Loss': 0.504}

Нелинейная модель (все признаки) - **TfidfVectorizer + RandomForest:**

micro - {'Precision': 0.6526, 'Recall': 0.6526, 'F1-Score': 0.6526, 'Hamming Loss': 0.3474}
macro - {'Precision': 0.7436, 'Recall': 0.4327, 'F1-Score': 0.4596, 'Hamming Loss': 0.3474}
weighted - {'Precision': 0.6659, 'Recall': 0.6526, 'F1-Score': 0.6415, 'Hamming Loss': 0.3474}

Итог:

- Существенный буст по всем метрикам (и всем усреднениям), значительное снижение Hamming Loss, получаем новую эталонную модель для предсказаний рейтинга статей
- Наиболее сильно вырос макро-Precision (с 0.29 до 0.74), благодаря чему F1-score также вырос (с 0.29 до 0.46), то есть нелинейная модель лучше дает предсказание для редких классов

MVP-сервис. Демонстрация работы