

Тематическая классификация сайтов на основе контента

Разработчик отдела Machine Learning SkyDNS

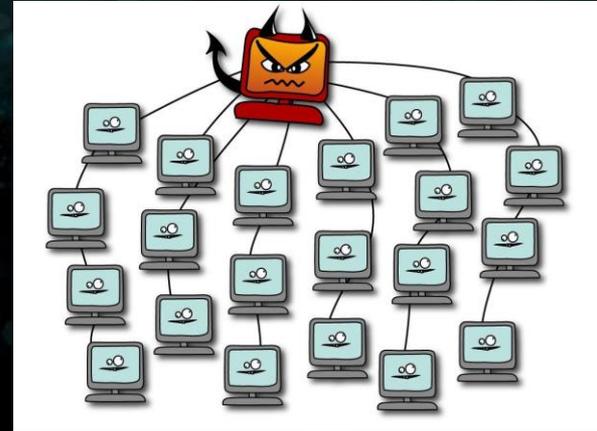
Аксёнов Александр



1. Чем занимается отдел ML в нашей компании
2. Сложности мультязычной классификации
3. Данные – нефть ML и DS
4. Особенности контентной классификации
5. Подведем итоги

Чем мы занимаемся

- Классификация интернет сайтов по всей интернет сети.
- На данный момент мы выделяем **63 категории**.
- Можем предложить клиентам многомиллионную базу доменов по необходимым им категориям, для дальнейшей бизнес-аналитики (более **109 млн уникальных сайтов**)
- Проводим анализ вредоносной активности в сети интернет: fishing сайты, сайты распространяющие вирусы, botnets...
- Стараемся сделать интернет более **структурированным, понятным и безопасным**



Задачи и цели отдела

Цель проста - классифицировать интернет

Проблематика:

- Сотни миллионов сайтов
- Сотни новых сайтов каждый день
- Смена владельцев и контента сайтов

Задачи и цели отдела

Решения:

- Открытые источники
- Контентные классификаторы
- Не контентные классификаторы
- Эвристики

1. Чем занимается отдел ML в нашей компании
2. Сложности мультязычной классификации
3. Данные – нефть ML и DS
4. Особенности контентной классификации
5. Подведем итоги

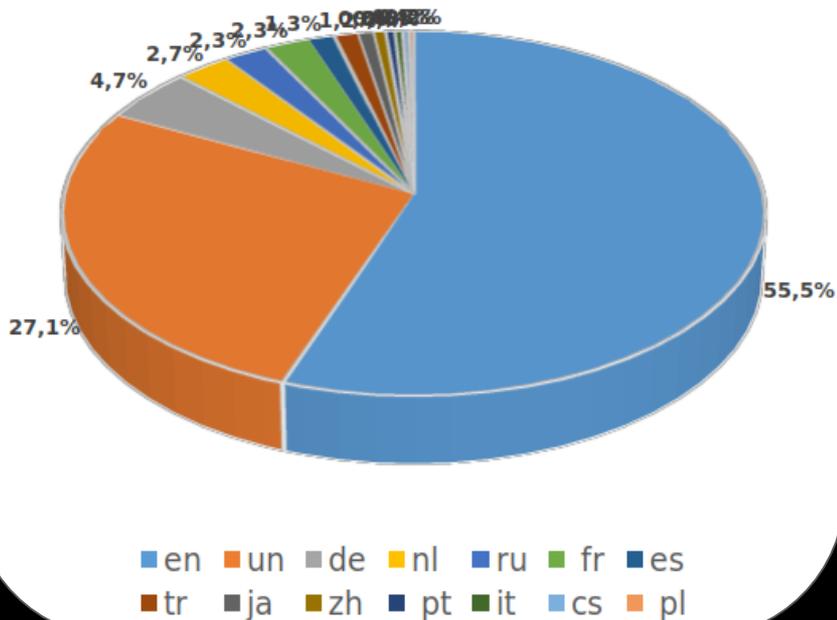
Мультиязычность

1. Почему это проблема?



Мультиязычность

Распределение доменов по языковому признаку



Распределение языков по версии «Википедия»

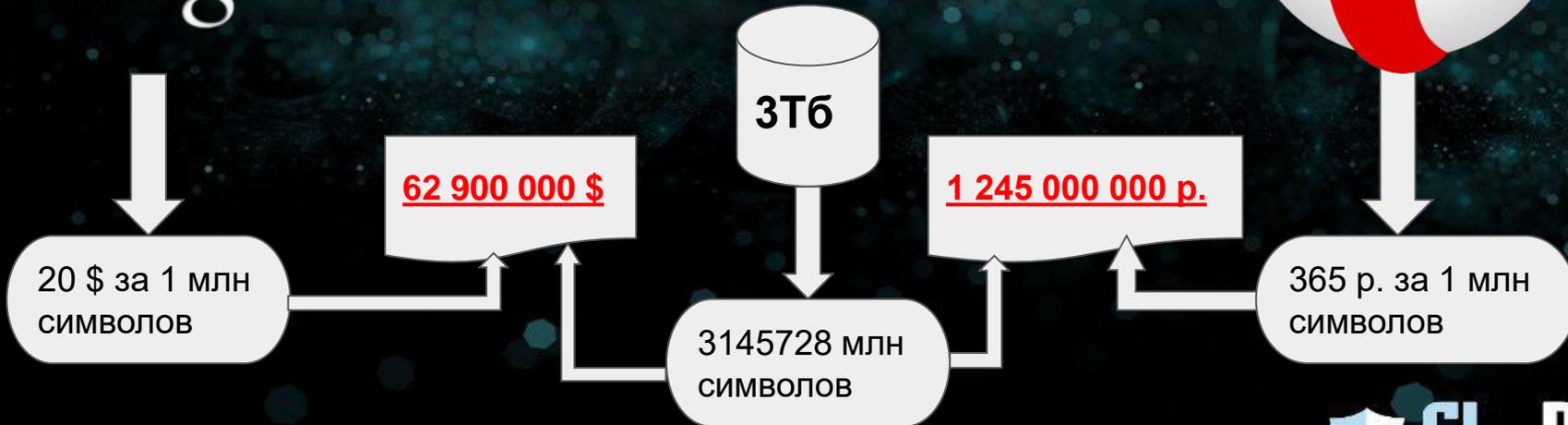
Язык	21.07.2019, %	1.01.2019, %	2011, %
Английский	54,0	54,0	57,6
Русский	6,1	6,0	4,8
Немецкий	5,7	6,0	4,7
Испанский	5,0	4,9	6,5
Французский	3,9	4,0	4,6
Японский	3,5	3,4	3,9
Португальский	2,9	2,9	2,0
Итальянский	2,4	2,3	2,1
Персидский	2,0	2,0	4,5
Польский	1,7	1,7	1,4
Китайский	1,6	1,7	1,1

Мультиязычность

Может быть нам помогут большие братья?

Google

Яндекс



Мультиязычность

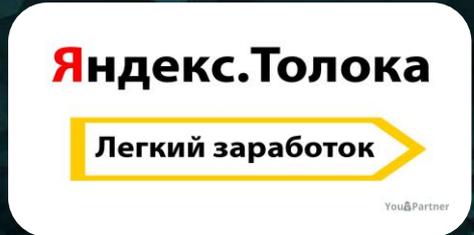
Распространенные библиотеки

Langdetect	Langid	spacy_cld	<u>pycld2</u>	NLTK
медленная, точная	быстрая, плохо работает с романской группой	обертка pycld2	быстрая , приемлемая точность	средняя по скорости, точная
https://pypi.org/project/langdetect/	https://pypi.org/project/langid/	https://github.com/nickdavidhaynes/spacy-cld	https://pypi.org/project/pycld2/	https://pypi.org/project/nltk/

1. Чем занимается отдел ML в нашей компании
2. Сложности мультязычной классификации
3. Данные – нефть ML и DS
4. Особенности контентной классификации
5. Подведем итоги

Обучающие данные

Новая нефть и методы ее добычи



Обучающие данные

Ручная разметка

1. Преимущества
2. Недостатки
3. Сухая статистика

2-3 недели на классификатор

11
проектов
за **9**
месяцев

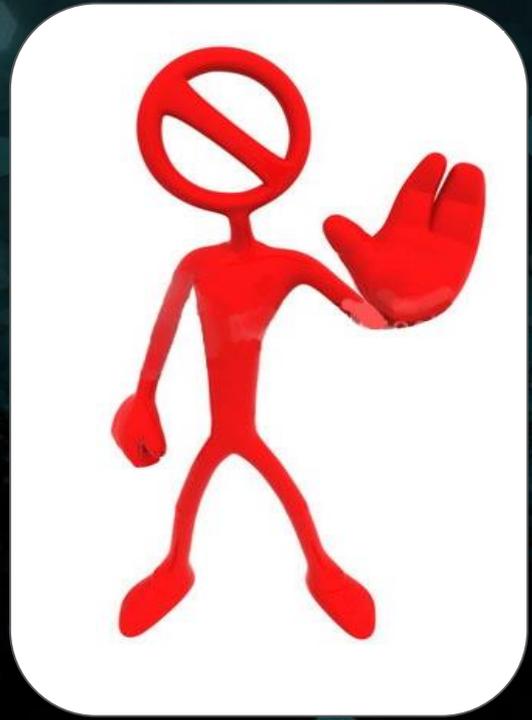
Восстановительный период

Анализ графов

Анализ логов запросов

Анализ взаимодействия

Исследование структур сайтов



Обучающие данные

Всегда есть лучшее решение!

1. Совместим преимущества FreeLance и собственного отдела
2. Как это работает?
3. Результаты

3-4 дня на классификатор

Время на аналитику и новые проекты

19
проектов за
6 месяца



1. Чем занимается отдел ML в нашей компании
2. Сложности мульти язычной классификации
3. Данные – нефть ML и DS
4. Особенности контентной классификации
5. Подведем итоги

Контентная классификация

Обучающие выборки

1. Сбалансированность - это еще не все...
2. Когда высокое качество на тесте может сильно подвести в проде

Политические
движения



Рестораны



Сайты предвыборных
кампаний



Фильмы



Сайты партий и
депутатов



Музыка



НО!



Контентная классификация

Алгоритмы не работают со словами

1. Machine Learning - это о числовых данных
2. Как сделать из слов цифру?
3. Как можно подготовить текст к превращению?

Контентная классификация

Предварительная обработка

1. Приведение данных к единому регистру

ТелеКом \neq телеком

1. Очистка от знаков пунктуации и других символов

嗨, مرحبا, بيلو

1. Создаем вектор слов. Токенизация (NLTK)

“на улице был чудесный день” \rightarrow [“на”, “улице”, “был”, “чудесный”, “день”]

Контентная классификация

Предварительная обработка

1. Приведение к нормальной форме

["на", "улице", "был", "чудесный", "день"] - было

["на", "улиц", "был", "чудесн", "ден"] - NLTK SnowballStemmer()

["на", "улица", "быть", "чудесный", "день"] - pymorphy2

1. Удаление stop-слов

["улица", "чудесный", "день"]



Контентная классификация

Векторное представление и векторные модели

1. Все сделано до нас.
2. Чье решение выбрали мы.

scikit-learn	gensim	facebook	microsoft
			

Контентная классификация

Векторное представление

1. Dictionary

["на", "улица", "быть", "чудесный", "день", "быть", "день"]

{0: быть, 1: день, 2: на, 3: улица, 4: чудесный} - словарь

1. bow2vec

[(0, 2), (1, 2), (2, 1), (3, 1), (4, 1)]

1. Tf-Idf (Term Frequency — Inverse Document Frequency)

[(1, 0.582), (2, 0.291), (3, 0.701), (4, 0.291)]

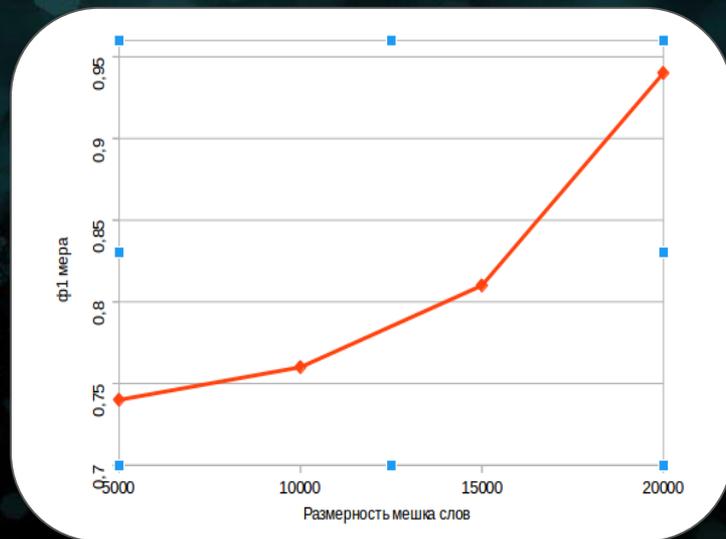
Контентная классификация

Используем мешок слов!

При тренировке качество $f1=0.94$

НО!

- громадные вектора
- долго считаем
- Снижение размерности (PCA) не помогло. Возникли проблемы с точностью



Контентная классификация

Векторные модели

1. LSI (SVD)
2. LDA
3. Word2Vec
4. Doc2Vec
5. FastText

Пример LDA вектора

'0.006*"iphone" + 0.006*"визитка" + 0.006*"полиграфия" +
0.004*"типография" + 0.004*"листовка" + 0.004*"макет" +
0.004*"широкоформатный" + 0.003*"буклет" +
0.003*"офсетный" + 0.003*"тираж"

Контентная классификация

Наш выбор и некоторые особенности работы

1. Одна модель хорошо, но три лучше
2. Какой алгоритм способен извлечь максимум результата?

	Tfidf	LDA	LSI	Doc2Vec	All
RandomForest	0.909	0.900	0.915	0.886	0.931
SVM	0.902	0.887	0.907	0.858	0.899
DecisionTree	0.889	0.871	0.818	0.645	0.856
LogisticRegression	0.896	0.886	0.892	0.862	0.881
NearestNeighbours	0.88	0.882	0.881	0.729	0.724
NaiveBayes	0.86	0.825	0.710	0.634	0.876

Контентная классификация

Немного о больших данных

1. На чем учить модели?
2. Преимущества более сложных моделей

Tfidf - длина вектора 574667
Время работы - 8-10 часов

vs

LDA + LSI + FastText - длина вектора 800
Время работы - 3-4 часа

	Tfidf	LDA	LSI	Doc2Vec	All
RandomForest	0.909	0.900	0.915	0.886	0.931

1. Чем занимается отдел ML в нашей компании
2. Сложности мультязычной классификации
3. Данные – нефть ML и DS
4. Особенности контентной классификации
5. Подведем итоги

Подведение итогов

Методы валидации и системы весов

1. Ступенчатый подход к валидации
2. Выбор доверительной отсечки
3. Несколько градаций доверия
4. Обратная связь
5. Production!!!



Подведение итогов

Немного проблематики

1. Рост количества классификаторов - рост времени выполнения
2. Вопрос работы с контентом из менее распространенных языковых зон
3. Своевременный анализ актуальности доменов в базе
4. Больше метрик качества алгоритмов классификации и самой базы

THIS IS
THE END