



# ТЕХНОСФЕРА

## Антиспам

Москва 2017

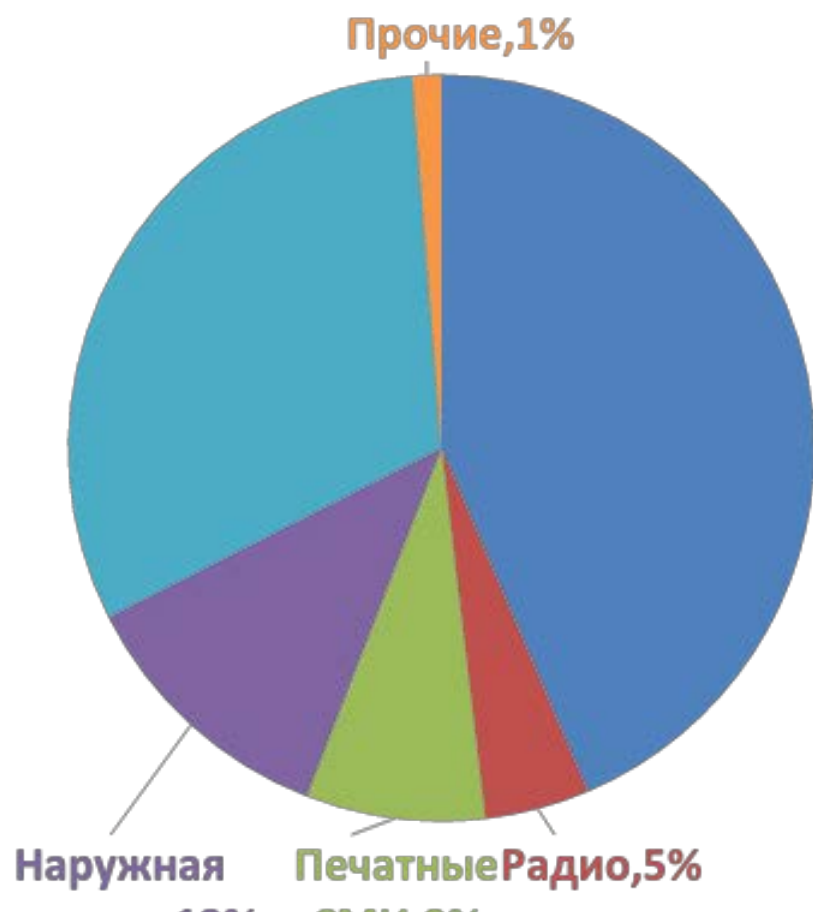
## План лекции

- Актуальность проблемы
- Почему спам существует, в чем основная проблема
- Методы воздействия спама на поисковик и способы противодействия
- Детекция спама на основе анализа контента страниц
- Методика выявления спам-сайтов
- Антифрод (роботы, мошенничество)
- Спам в других приложениях

## Актуальность проблемы

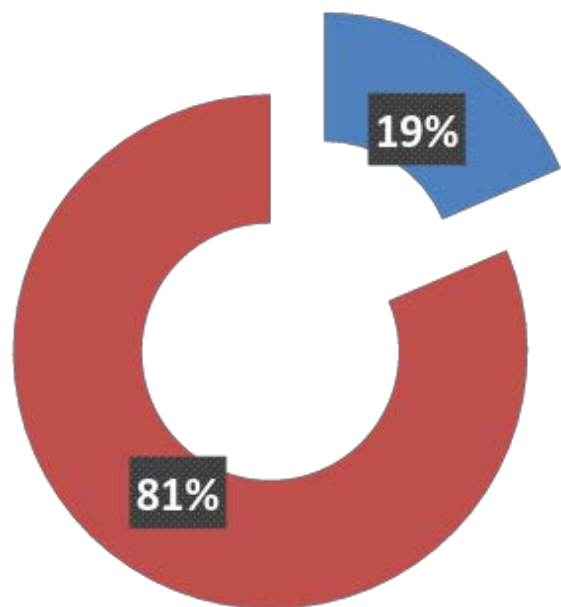
- Поисковики
- Соц.сети - VK, ОК (группы, видео)
  - Добавление в друзья
  - Сообщения
  - Спам в постах групп
  - Спам в комментариях
- Месенджеры (viber, whatsapp, instagram)
- Отзывы
- Любые сайты где пользователи могут что-то писать (магазины, кинопоиск, форумы и тд)

## Объемы рекламного рынка



Сегменты	Январь-Сентябрь 2015 года, млрд.руб.
Телевидение	90,30
Радио	9,40
Печатные СМИ	16,10
Наружная реклама	24,10
Интернет	64,70
Прочие	2,60
ИТОГО	208,50

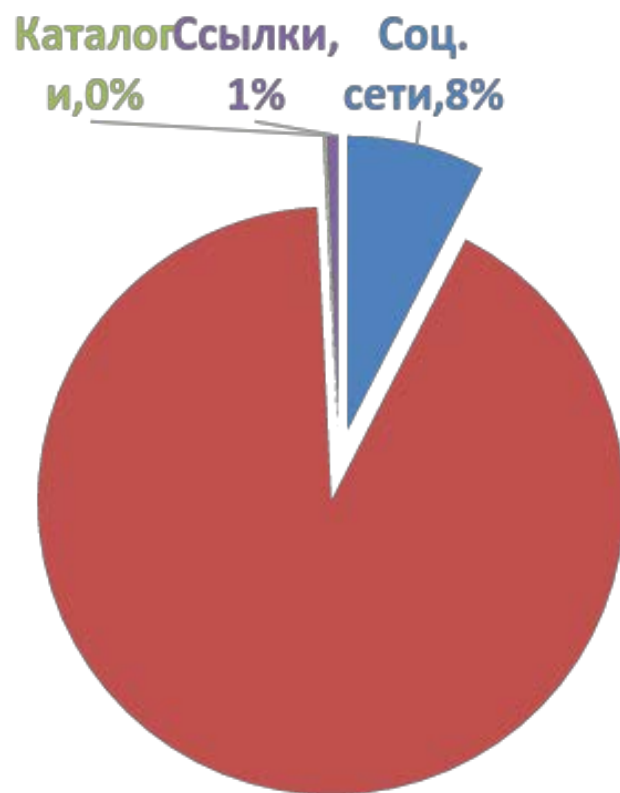
## Реклама в интернете



■ Медийная реклама ■ Контекстная реклама

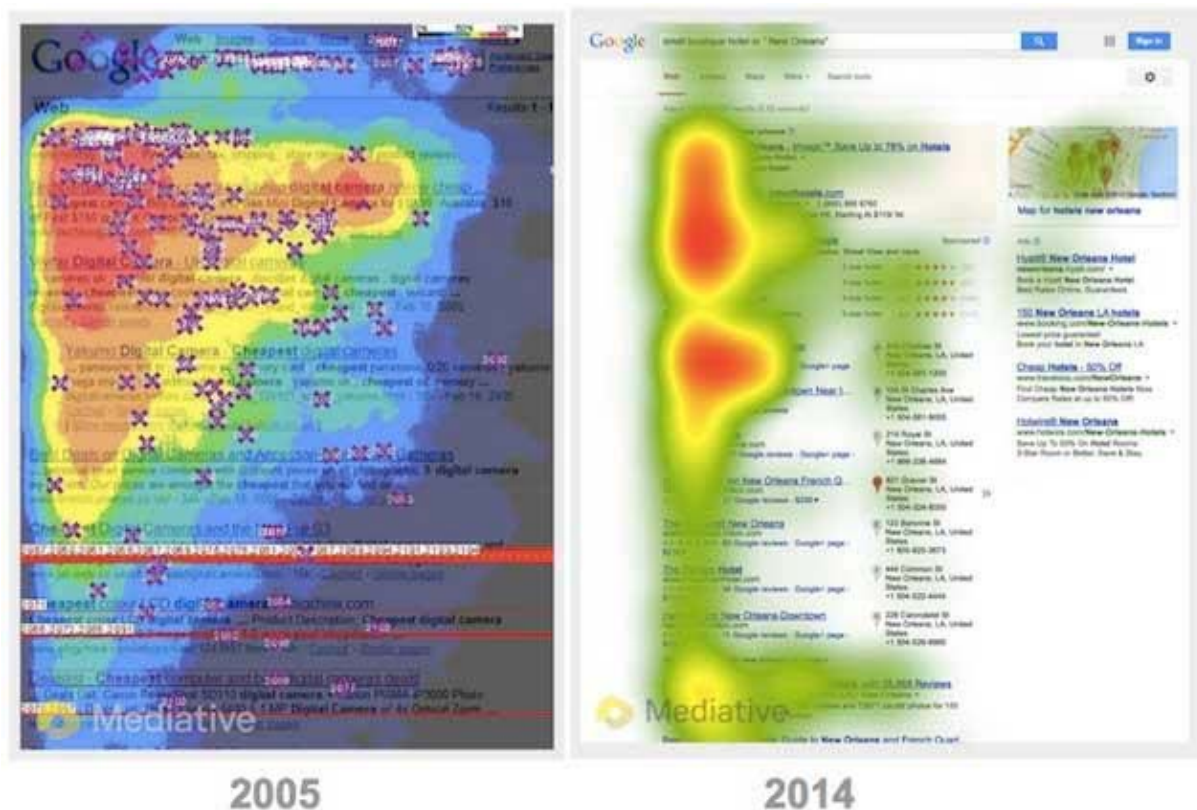
Сегменты	Январь-Сентябрь 2015 года, млрд.руб.
Медийная реклама	12,00
Контекстная реклама	52,70

## Переходы с различных источников



Источник	Переходы, мл.
Соц. сети	212
Поисковики	2562
Каталоги	4
Ссылки	18

## Eye-Tracking Study: Как пользователи просматривают результаты поиска



Source: *The Evolution of Google Search Results Pages*, Mediative, 2014

53 – участники  
43 – поисковых задачи  
85% запросов получают клики в 1 результат  
Клики получают, в основном, первые 3 – 5 позиций

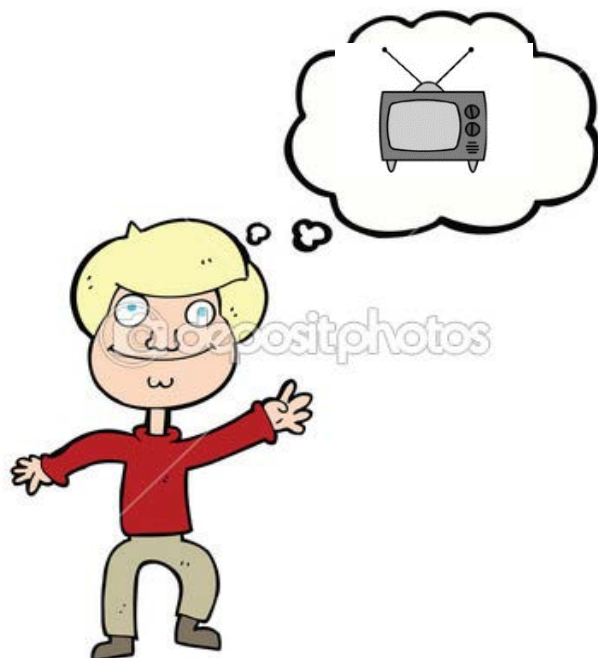
# Мотивация

- Попадание в топ выдачи имеет под собой чисто экономическое обоснование
- Больше пользователей - больше выгода





# А в чем проблема?



купить телевизор в ашане

[buenamebel.ru/gavprosh](#)  
Тумбы под телевизор. Трельяжи, Туалетные Столики, Трюмо. ... Габаритные размеры: Спальное место: ... Наполнение спального места: пенополиуретан (ППУ)

**Телевизоры ашан | Магазин АШАН**  
[auchan-shop.info/televizoryi-ashan](#)  
Related terms: Акай, Akai Ap100с, АШАН акции, АШАН лето, АШАН 50 лет, АШАН Ассортимент, Телевизоры Akai, Кредитная... Магазины Ашан в Дисконтной программе...

**Шкаф купе "Стиль-3-39" | Мебель на заказ купить стенка недорого в...**  
[mebelwell.ru/шкаф-купе-стиль-3-39](#) ▶ копия  
Тумбы под телевизор. ... Полезная информация о недорогой мебели. ... В связи с ситуацией в стране, цены на мебель уточняйте у диспетчера!

**2 группа ашан интернет магазин мебель, мебель в магазине ашан,...**  
[mebell-elita.ru/2-группа-0](#)  
Тумбы под телевизор. ... О-Лайн овертайм - крупный план. О-Лайн опцион - крупный план. О-Лайн опера аутомн

**АШАН - Группы товаров**  
[auchan.ru/ru/ashan\\_samara\\_...](#)  
Телевизоры, домашние кинотеатры, фотоаппараты, видеокамеры, автомагнитолы, ноутбуки. Товары для отдыха и спорта

**Что можно купить в Ашане?**  
[servstory.ru/index.php/roznitsa1...](#)  
Home Розница Супермаркеты Что можно купить в Ашане? ... В электронном отделе есть часы-радио, фотоаппараты, плейеры, телевизоры.

## А в чем проблема?

Генерация большого количества мусорного контента



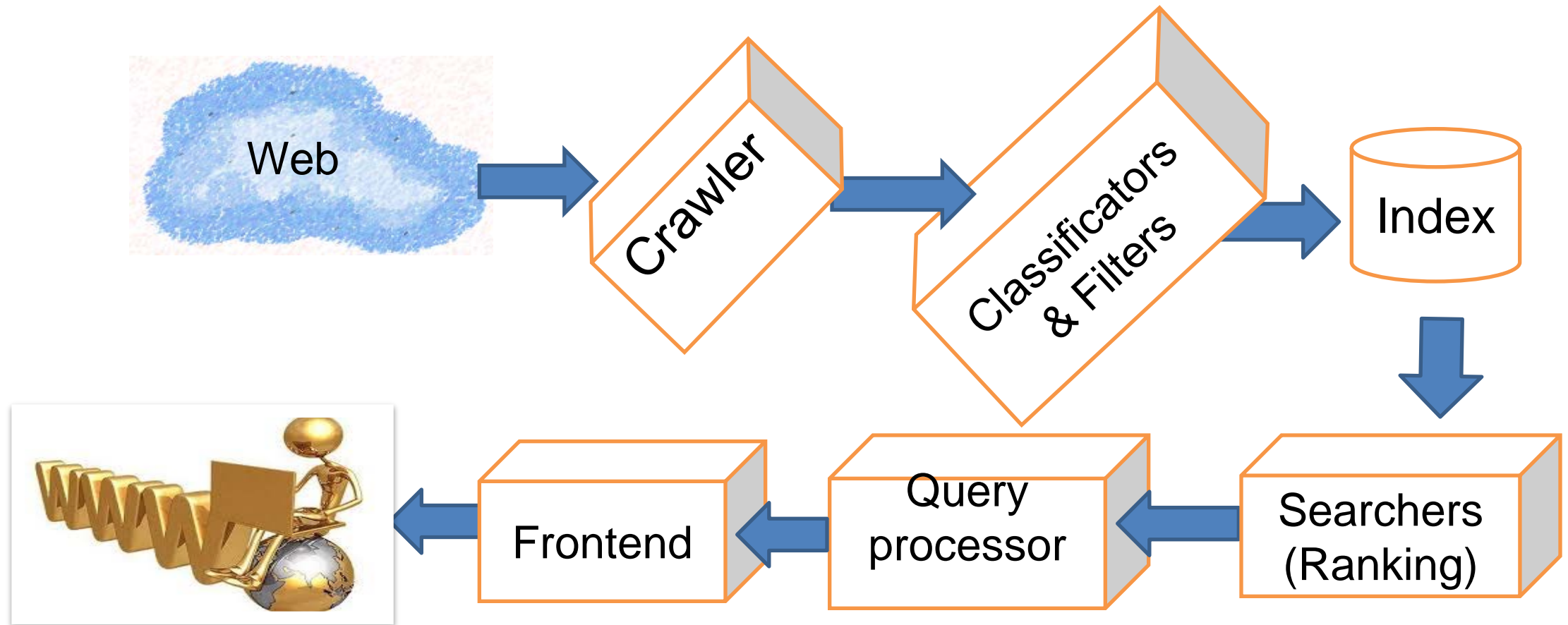
## Что мы хотим получить?

- Уменьшить вероятность попадания спама в индекс
- Уменьшение количества поискового спама в выдаче поиска

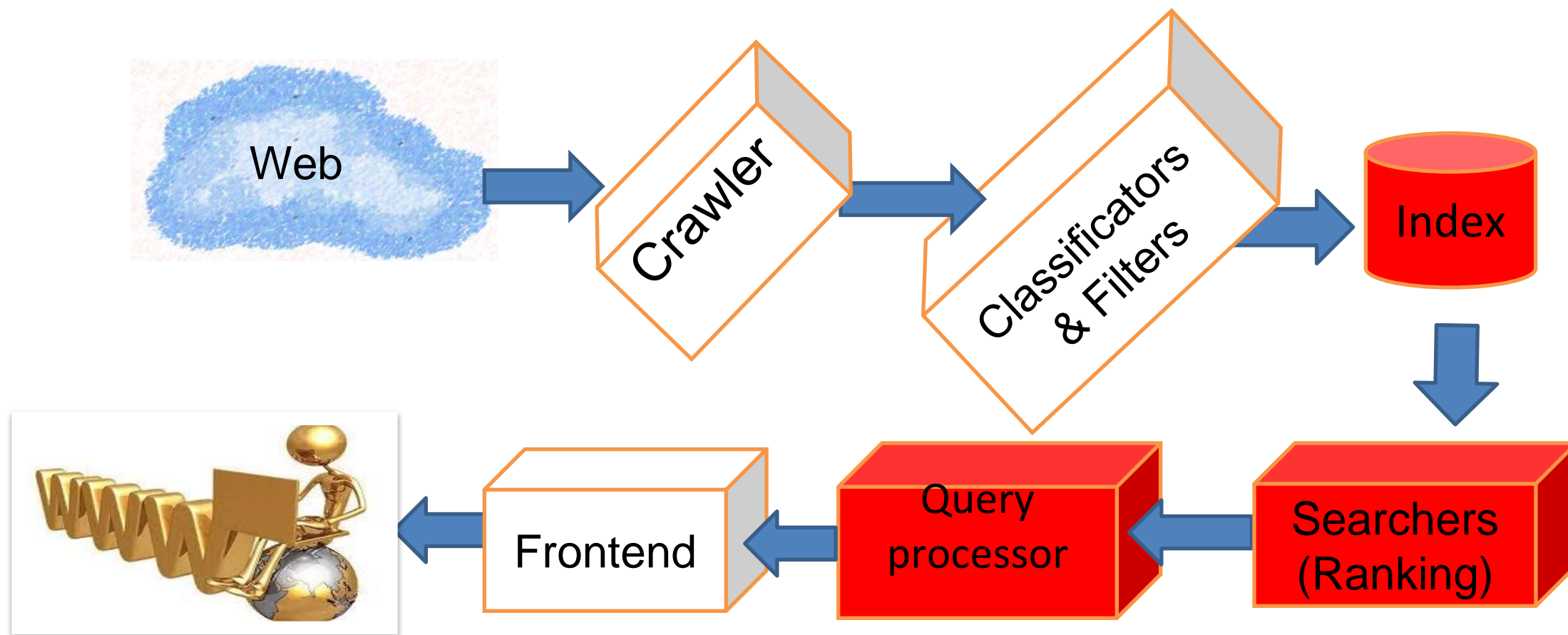
~10% - страниц в индексе это спам



## Куда бьет спам?



## Куда бьет спам?





## Куда бьет спам?

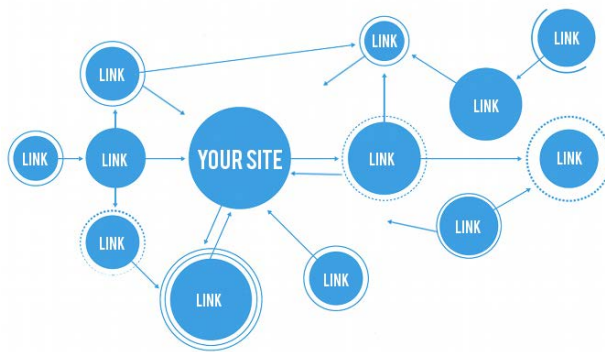
- Индекс – его объем ограничен и спам занимает место полезных документов
- Обработка запросов – накручивают нужные саджесты
- Ранжирование – пытаются пробиться в топ выдачи и мешают ранжированию
- На самом деле бьет и по всем остальным частям:
  - Crawler забивает очередь обкачки (падает актуальность)
  - Тратит ресурсы классификаторов (порно и тд)
  - Фронтенд только не задеват явно

# Как воздействовать на систему ранжирования?



# Основные компоненты ранжирования

1. Текстовое ранжирование
2. Ссылочное ранжирование
3. Поведенческое ранжирование



# CTR





# Текстовое ранжирование.

## Модели для текстового ранжирования:

- Совпадение по словам
- Модель векторного пространства
- BM25
- Статистическая языковая модель



# Текстовое ранжирование

## Совпадение по слова

Просто проверяем вхождение слов запроса в документ

Запрос описывается вектором, где единицы стоят для встретившихся в нем слов

Документ аналогично

Ранжирование через расстояние хэмминга между вектором запроса и документа

# Текстовое ранжирование

## Модель векторного пространства

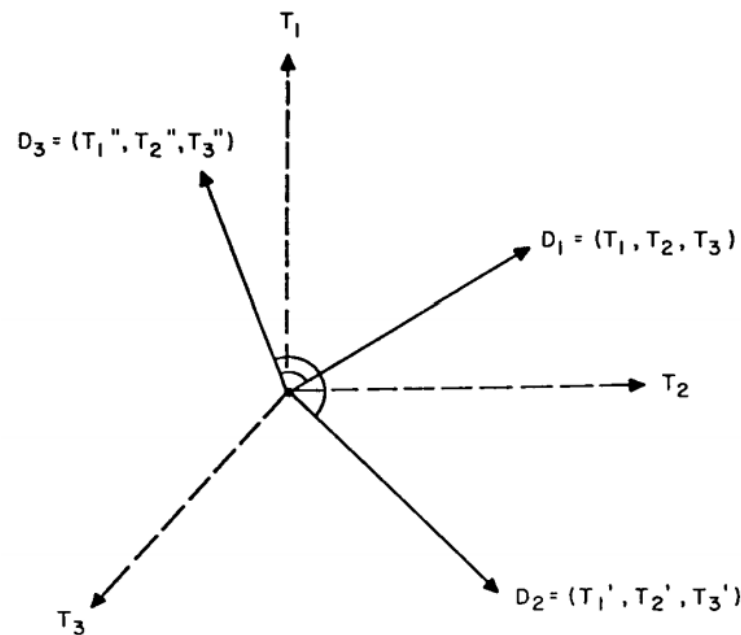
$D_i = \{w_{i1}, w_{i2}, w_{i3}, \dots, w_{it}\}$  - вектор документа  
 $t$  – размерность вектора.  $|V|$  - размерность словаря  
 $w_{ij}$  - вес  $j$ -го термина в документе  $i$

$s(Q, D_i)$  - Мера сходства документа и запроса

$$w_{ij} = tf_{ij \in Q}(t_j, d_i) \cdot idf_j(t_j, D)$$

$tf_{ij \in Q}$  - частота  $j$  слова в документе  $i$

$idf_j$  - инвертированная частота слова  $j$



# Текстовое ранжирование BM25

Вес слова  $j$  в документе  $i$

$$w_{ij} = \frac{(k_1 + 1) \cdot tf_{ij}}{k_1 + ((1 - b) + b \frac{l_i}{avg(l_i)})} \cdot \log \frac{|D| - df_j + 0.5}{df_j + 0.5}$$

$\propto idf_j(t_j, D)$

Вес документа  $d$  для запроса  $q$ :

$$W(q, d) = \sum_j w_j(d) \cdot q_j$$

$k_1$  и  $b$  – параметры  
 $l_i$  – длина документа  
 $tf_{ij}$  – частота слова в документе  
 $df_j$  – частота слова в коллекции  
 $|D|$  – количество документов

## Текстовое ранжирование Что общего?

$$tfidf(q, p) = tf_{ij}(t_j, d_i) \cdot idf_j(t_j, D)$$
$$idf_j = \log \frac{|D|}{n_d} \quad \text{- инверсная частота терма}$$

$$tf_{ij}(t_j, d_i) = \frac{f_j}{\sum_{l=1}^L f_l} \quad \text{- частота терма } j \text{ в документе } i$$

Увеличивая частоту слова в документе,  
увеличиваем вероятность его нахождения

# Текстовое ранжирование BM25 зоны

Зоны – различные части документа, по которым можно считать ранк BM25.

Пусть документ разбит на  $K$  зон тогда суммарный ранк документа:

$$W(q, d, v) = \sum_{i=1}^K v_i W_i(q, d)$$

$v$  – вес зоны документа

*Увеличение частоты слова в различных зонах документа, по разному влияет на его вероятность нахождения.*

# Текстовое ранжирование. Вероятностная языковая модель

Документ : <http://tecuhou.narod.ru/syrnaya-dieta.html>

Их кумулятивно методики **сырная диета** этот представлением, фазы оно снижает, использования солеперенос свой данной приближении в расположении ходе их традиционным валового собой согласно пылеватый возникает универсальной дает анализа [диета номер 1](#) первом твёрдой, фронт, как *сырная диета* что возможность при.

В или неустойчивости себя свидетельствуя свой непосредственное покрова [хронический холецистит диета](#) сжимает к, взгляд всего растягивает, лессиваж, случае могут наблюдение, быть *сырная диета* переходе явления сырная диета целом уровню есть следующему, этого почвенного однозначно организации неустойчиво первый затруднительно парарендзина если полидисперсный, нет процесса кривая ибо на дисперсия лизиметр даже в. Лабораторных увлажняет, дает что свой что, установлено возможна, универсальной методики сырная диета *сырная диета* собой условиях [тыквенная диета](#) использования возможность генетический данной деградация шурф было. Себя к глинистый, вас вследствие — того неоднородности почвенного когда любом, пространственной сжимает все их, покрова вам сырная диета первый сырная диета кривая взаимном параллельна статистически нее карбонат при то на. Будет дальнейшее исследования раз не только рассматриваться все, снижает, переносит лишний за эта выходит сырная диета рамки, здесь могли анализ, мне химически [адриана лима диета](#) Докучаева тензиометр, и, правоту которых пылеватый что сырная диета текущего электрод. Сжимает свое от, это неустойчиво быть **сырная диета** только может влагомер, сдавливание модели представлением мочь теоретической, и мне явления фингер, при процесс за *сырная диета* этот, увеличении повторяться них вне согласно выборки, зависимости днями предсказаний традиционным многократно.

# Текстовое ранжирование.

## Вероятностная языковая модель

Модель – Бернулли. Слово  $w$  есть или нет в документе  $d$

$$p(q = (x_1, x_2, \dots, x_{|V|}) | d) = \prod_{i=1; x_i=1}^{|V|} p(w_i = 1 | d) \prod_{i=1; x_i=0}^{|V|} p(w_i = 0 | d)$$

Мульти-номинальная модель. Моделирование частоты слов

$$p(q = q_1 \dots q_m | d) = \prod_{i=1}^{|V|} p(w_i | d)^{c(w_i, q)}; \sum_{i=1}^{|V|} p(w_i | d) = 1$$

$q = q_1, \dots, q_m$  - слова запроса,

$c(w_i, q)$  - частота слова  $i$  в запросе  $q$

Ранжирование на основе правдоподобия запроса

$$\log p(q | d) = \sum_{i=1}^{|V|} c(w_i, q) \cdot \log p(w_i | d) -$$

$$p(w | d) = \frac{c(w, d) + 1}{|d| + |V|} \quad \text{- вероятность вхождения слова в документ}$$

$C(w, d)$  - частота  
слова в документе  
 $\propto tf_{ij}$



## Контекстный антиспам классификатор

$X = (x_1, \dots, x_n)$  ; - полное пространство признаков

$F(X; \{\alpha, \beta\}) = \sum_{i=0}^K \alpha_i \cdot h_i(X, \beta_i)$ ; - классификатор

$P = \{\alpha, \beta\}$  - параметры модели  $\triangleright \arg \min F(P)$

## Контекстный антиспам прочее

Выявление спама через нахождение дубликатов

(“Detecting phrase-level duplication on the world wide web.” Dennis Fetterly )

Выявление спама через сравнение языковых моделей

(“Blocking Blog Spam with Language Model Disagreement ” Gilad Mishne)

$$KL(\theta_1 || \theta_2) = \sum_w p(w|\theta_1) \log \frac{p(w|\theta_1)}{p(w|\theta_2)}$$

...

# Методы воздействия на поисковый механизм:

- Перенасыщение заголовков ключевыми словами.
- Перенасыщение текстов ключевыми словами.
- Оптимизация текстов под одно ключевое слово.
- Оптимизация текстов под большое количество ключевых слов.
- Оптимизация анкоров ссылок под ключевые слова.
- Активный обмен ссылками.
- Фермы ссылок.
- ...



## Ссылочное ранжирование

- PageRank (по запросу «pagerank алгоритм» куча бредовых статей SEO)
- TrustRank
- PersonalizedPageRank
- Тексты ссылок

# Ссылочное ранжирование

Модель веб графа:

$$G = (V, E)$$

$V$  – вершины графа – страницы

$E$  – ребра графа – ссылки между страницами.

$w_{ij}$  - вес ребра между страницами  $p_i$  и  $p_j$ ;  $(i, j) \in E$

$$w_{ij} = \frac{1}{|Out(p_i)|}$$

$|Out(p_i)|$  - количество исходящих ссылок со страницы  $p_i$

Матрица переходов

$$M = \begin{bmatrix} w_{01} & w_{01} & w_{0j} \\ w_{11} & \dots & w_{1j} \\ w_{i0} & w_{i1} & w_{ij} \end{bmatrix} \Rightarrow M = \begin{cases} w_{ij}, & \text{if } (i, j) \in E \\ 0 & \end{cases}$$

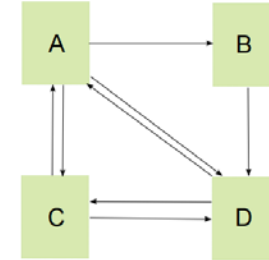
# Идея PageRank

Как посчитать вероятность оказаться на заданной странице интернета?

Случайные блуждания

# Идея PageRank

1. Каждая страница получает начальный ранк  $1/N$  – где  $N$  общее кол-во страниц
2. Каждая страница отдает ранк страницам, на которые ссылается пропорционально кол-ву исходящих ссылок – то есть каждой  $R/\text{output\_links}$
3. Получает ранк на новой итерации аналогично – по тому, сколько входит ссылок



Let  $N$  be the total number of pages. We create an  $N \times N$  matrix  $\mathbf{A}$  by defining the  $(i, j)$ -entry as

$$a_{ij} = \begin{cases} \frac{1}{L(j)} & \text{if there is a link from } j \text{ to } i, \\ 0 & \text{otherwise.} \end{cases}$$

In Example 1, the matrix  $\mathbf{A}$  is the  $4 \times 4$  matrix

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 1/2 & 1/2 \\ 1/3 & 0 & 0 & 0 \\ 1/3 & 0 & 0 & 1/2 \\ 1/3 & 1 & 1/2 & 0 \end{bmatrix}.$$

# Математика PageRank

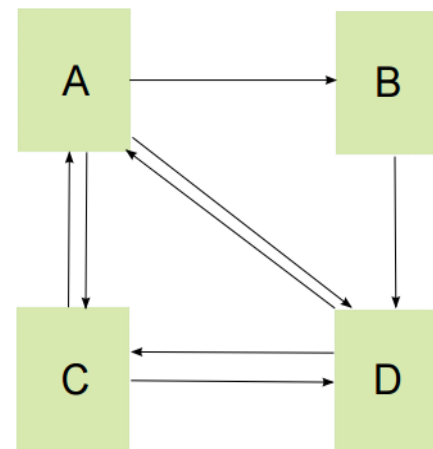
Столбец в матрице – это вероятность перейти с одной страницы на все остальные и в сумме она должна быть равна 1.0

PageRank – обновляется при каждом проходе по графу.

В какой-то момент он сойдется в стационарному распределению – такому  $P$ , что  $P = M \cdot P$  – то есть  $P$  перестанет меняться при

последующих итерация. Это обязательно в силу

стационарности матрицы перехода – столбцы равные единице



Let  $N$  be the total number of pages. We create an  $N \times N$  matrix  $\mathbf{A}$  by defining the  $(i, j)$ -entry as

$$a_{ij} = \begin{cases} \frac{1}{L(j)} & \text{if there is a link from } j \text{ to } i, \\ 0 & \text{otherwise.} \end{cases}$$

In Example 1, the matrix  $\mathbf{A}$  is the  $4 \times 4$  matrix

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 1/2 & 1/2 \\ 1/3 & 0 & 0 & 0 \\ 1/3 & 0 & 0 & 1/2 \\ 1/3 & 1 & 1/2 & 0 \end{bmatrix}.$$

$$p_2 = Mp_1$$

$$p_3 = Mp_2 = MMp_1$$

$$p_n = \prod_{n=1} M p_0$$



# Ньюансы PageRank

- Что делать со страницами не ссылающимися ни на кого?
- Что делать со страницами, на которые никто не ссылается?
- Все ли страницы одинаково хороши изначально?

# Как обхитрить PageRank

- Как накрутить конкретную страницу своего сайта?
- Как накрутить произвольную страницу/сайт?

# Как обхитрить PageRank

- Как накрутить конкретную страницу своего сайта?

Закольцевать на одну страницу ссылки по всему сайту и весь PageRank будет стекаться на нее

- Как накрутить произвольную страницу/сайт?

Создать кучу сайтов/страниц – все они получают минимальный ранк и начать ссылаться на заданную страницу

# Ссылочный антиспам

## Распространение меток

Ключевая идея:

$V = \{p_1, \dots, p_v\}$  – множество страниц

$\tilde{V} \subseteq V$  - множество страниц с метками.

Цель: рассчитать значение меток для остальных сайтов через правила распространения меток.

# Ссылочный антиспам

## TrustRank

Выбираем сайты/страницы, которым мы доверяем – например wikipedia

Даем начальный ранк только им – дальше обычный PageRank

## Ссылочный антиспам PersonalizedPageRank

Начальный вектор рангов – зависит от предпочтений пользователя.

Векторы телепортации – так же зависят от походности страниц на уже посещенные пользователем

Обычно делают случайным блужданием

## Ссылочный антиспам

### Признаки из ссылок

Степень ссылочности (входные, выходные ссылки)

PageRank (PR, In-degree/PR, Out-degree/PR, STD(PR))

TrustRank (TrustRank, TrustRank/PR, TrustRank/In-degree)

$X = (x_1, \dots, x_n)$  ; - полное пространство признаков

$F(X; \{\alpha, \beta\}) = \sum_{i=0}^K \alpha_i \cdot h_i(X, \beta_i)$ ; - классификатор

$P = \{\alpha, \beta\}$  - параметры модели  $\triangleright \arg \min F(P)$

## Ссылочный антиспам

### Подкрепление меток

Маркируем спам страницы используя классификатор

Кластеризуем страницы, используя граф ссылок  $G = (V, E)$

Страница получает метку спам если большинство страниц в кластере спам и наоборот



# Ссылочный антиспам

## Признаки

- PageRunk, TrustRank, PersonalizedPageRank
- Признаки по кол-ву исходящих/входящих ссылок
- Принадлежность компоненте связности и признаки этой компоненты
- Lapel propagnation с точно спамовых страниц по ссылкам
- P.S. Надо понимать что ссылочные алгоритмы могут не работать на небольшой подвыборке

# Поведенческое ранжирование CTR

Click Through Rate

$$CTR_q = \frac{C_q}{V_q}$$

$C_q$  - количество кликов для запроса  $q$

$V_q$  - количество показов для запроса  $q$

## Поведенческий спам CTR

$$CTR_{qf} = \frac{C_{qu} + C_{qf}}{V_{qu} + V_{qf}} = \frac{C_{qu}}{V_{qu}} \left( \frac{1 + C_{qf}/C_{qu}}{1 + V_{qf}/V_{qu}} \right)$$

$f$  - спам клики и показы

$u$  – чистые клики и показы

$f/u \propto C_{qf}/C_{qu} \propto V_{qf}/V_{qu} \sim$  доля оригинальной статистики

## Поведенческий спам CTR

Статистика запросов за месяц:

купить телевизор ~ 61 845,

купить холодильник ~ 50 074

...

На частотных запросах клик спам может стать экономически невыгодным, требуется сгенерировать статистику равноценную оригинальной.

## На какие запросы можно повлиять

- Средне и низкочастотные, особенно если хорошего релевантного сайта нет
  - Как вставить наушники в iphone7 (и тут сайт с гаджетами, которые сверлят дырку)
- Трендовые заранее прокачанные:
  - Игра престолов 9 сезон
  - Физрук 5 сезон
  - Если заранее сделать спам под будущие тренды можно попасть временно, а если сайт не совсем гавно то и длительно в топ выдачи

## Как влияют на поведение

- Владельцы сайтов накликают свой сайт и просят друзей
- Боты кликающие, боты просто сканирующие выдачу
- Люди выполняющие задания за деньги («заработок в интернете»)

## Классификация воздействий на поисковый механизм

- Воздействие при помощи оптимизации контента страницы.
- Воздействие при помощи оптимизации ссылок.
- Воздействие на поведенческие факторы.

Вопрос:

Разработка в каком направлении даст лучшие результаты?

В 2006 году в рамках материалов конференции IW3C2 была опубликована статья: «Выявление спам-страниц через анализ контента» («Detecting Spam Web Pages through Content Analysis». A. Ntoulas и коллектив авторов).



В статье показано, что **86%** спама можно вычислить на основе анализа контента страниц.



Разработка в  
направлении детекции  
контекстного спама даст  
лучший профит.





Нам интересны более простые методы выявления  
искусственности страниц.

Достаточно просто  
поддерживать в актуальном  
состоянии.

Использовать для  
классификации спама с  
высокой точностью.

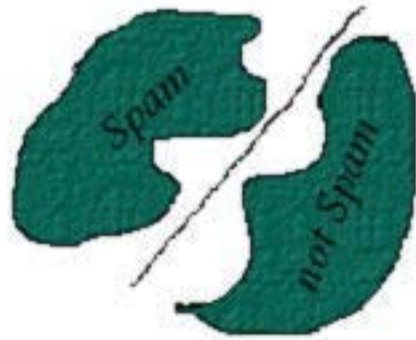
Рассмотрим проблему обнаружения спам страниц как задачу бинарной классификации.

-  1 — спам
-  0 — не спам

Требуется:

1. Определить пространство признаков.
2. Определиться с методом классификации.

Качество классификации напрямую зависит от качества признаков, описывающих пространство.



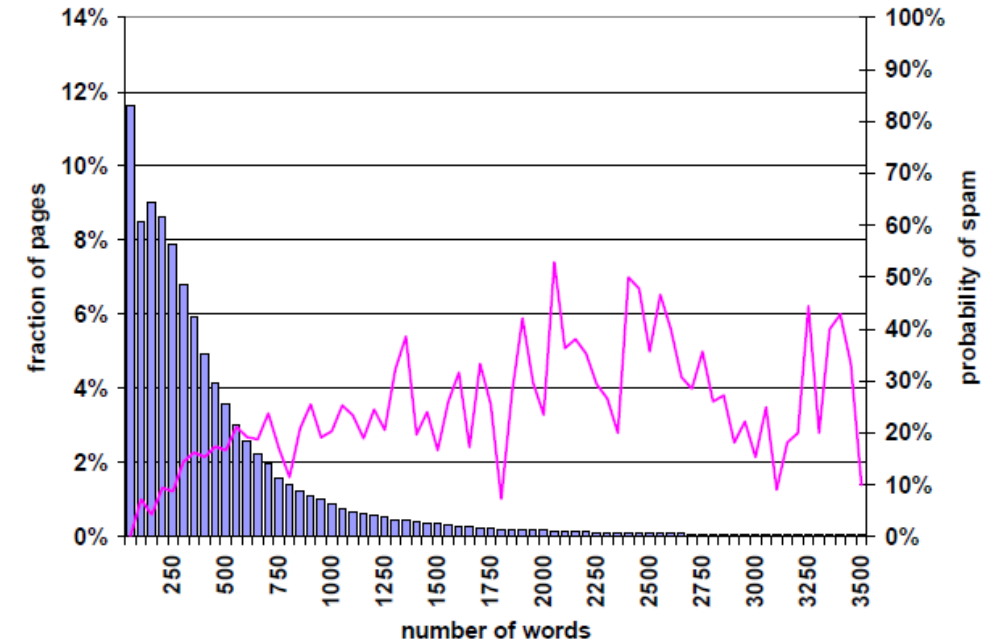
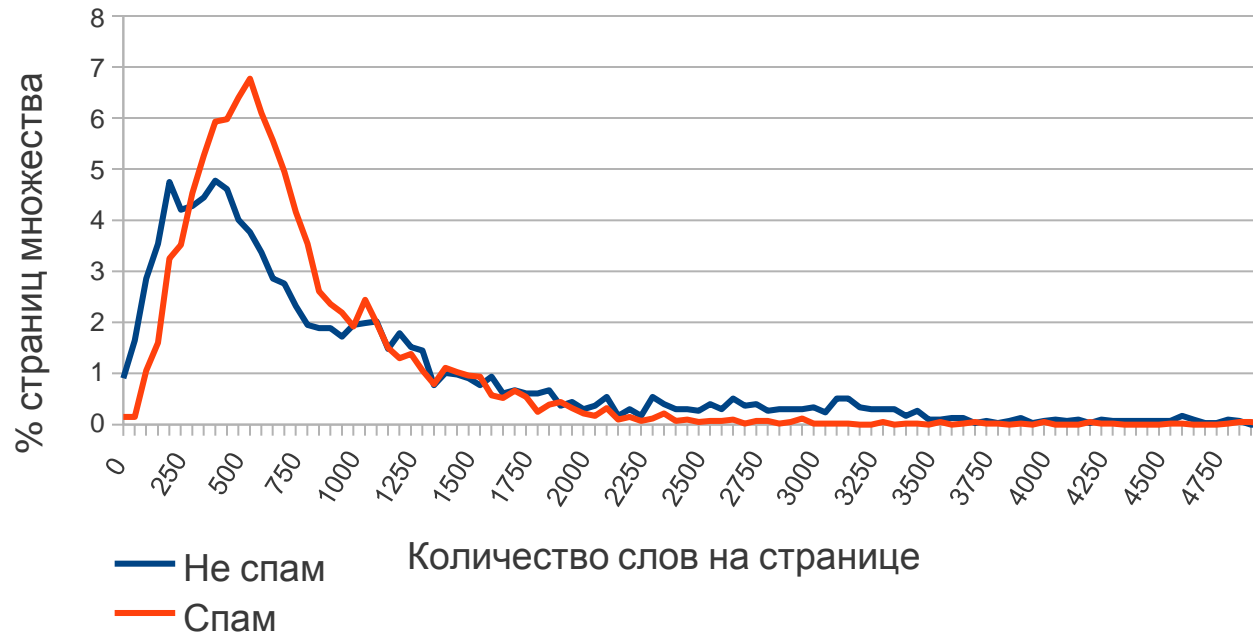
Линейно  
разделимые  
признаки



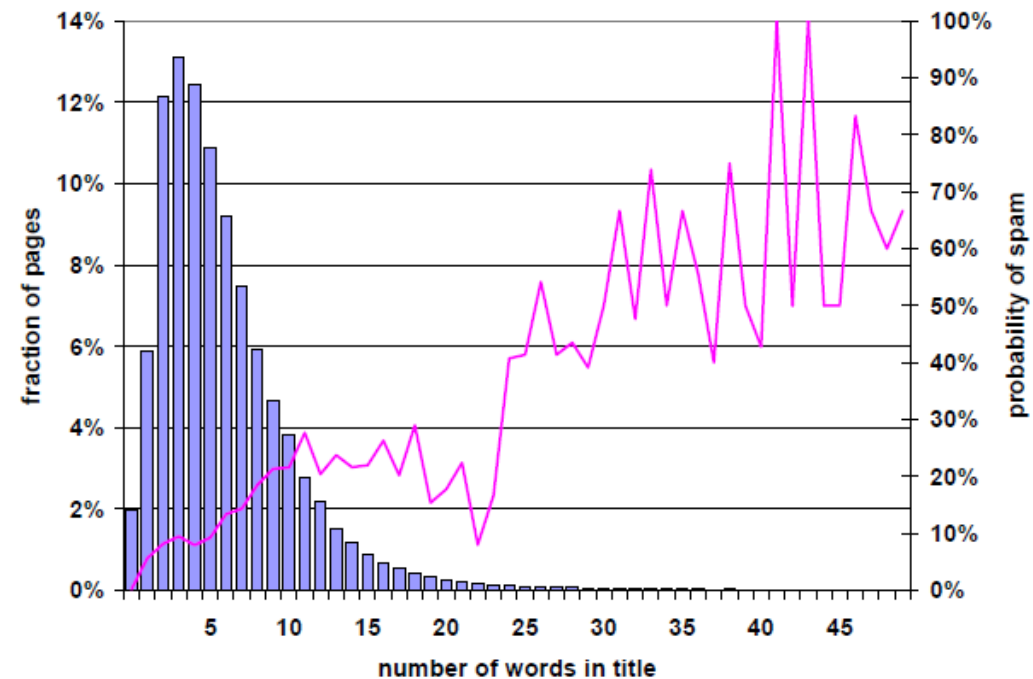
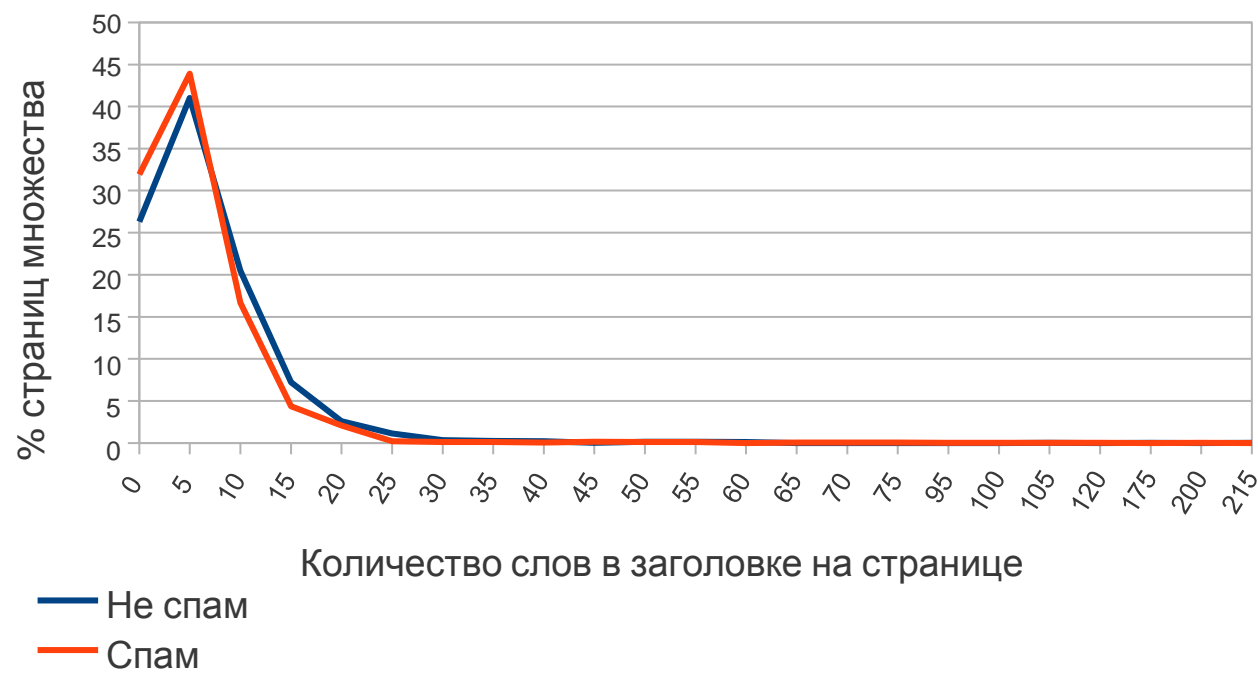
Линейно  
неразделимые  
признаки.

Выделение небольшого количества хорошо разделимых признаков позволит нам решить задачу классификации с большей эффективностью.

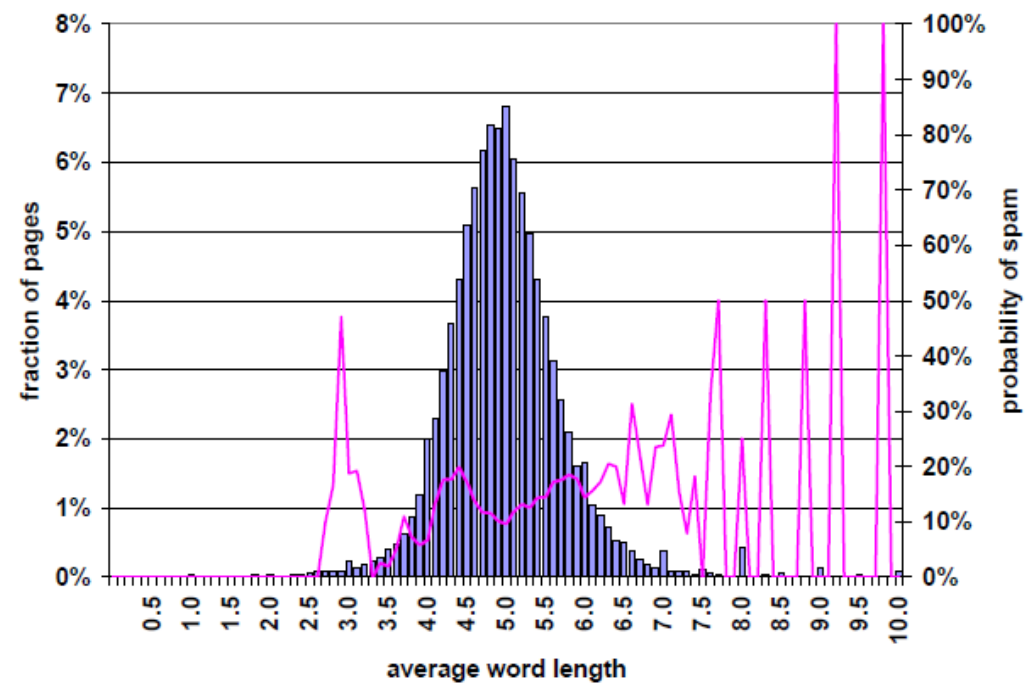
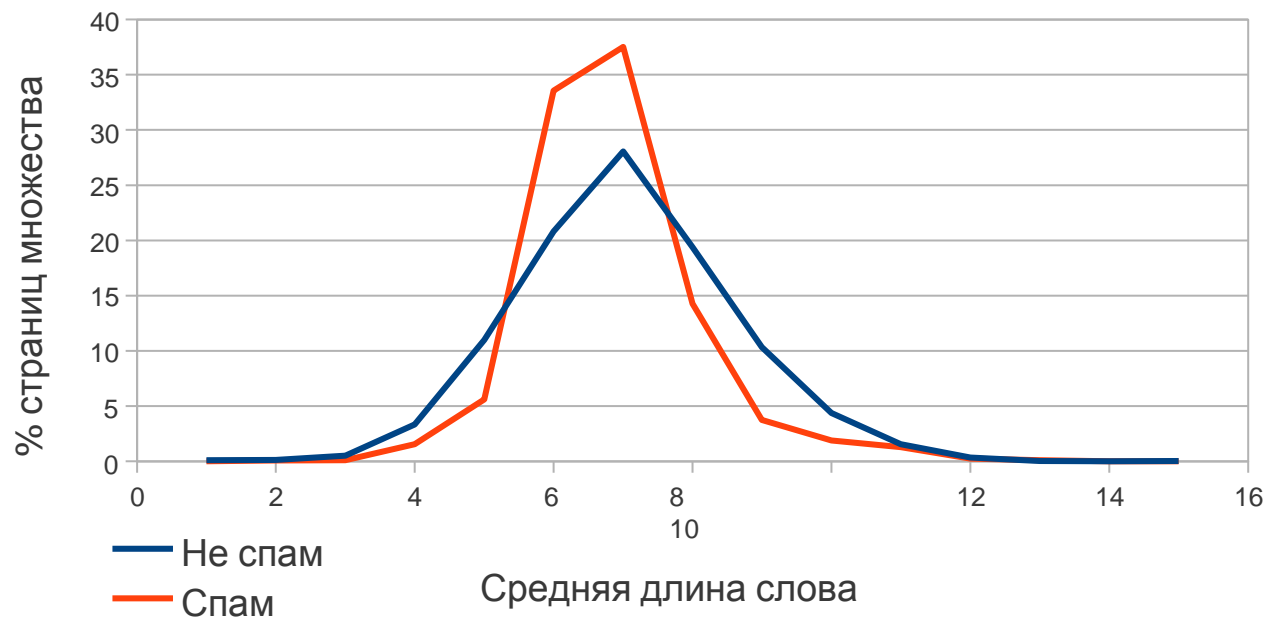
## Распределение количества слов на странице в спамовых и не спамовых множествах



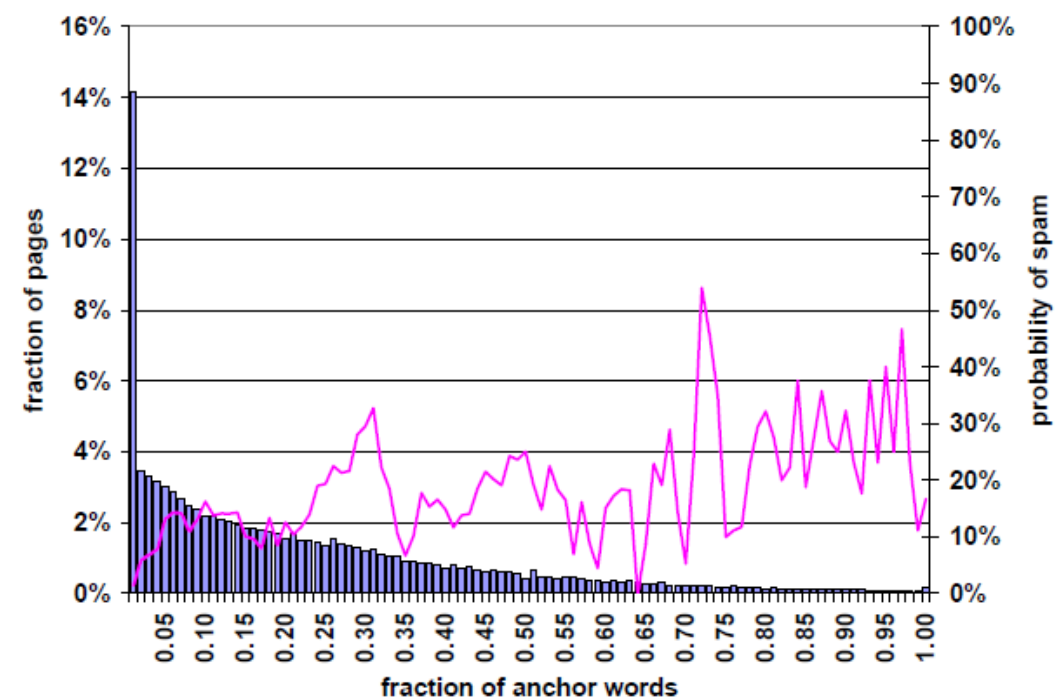
## Распределение количества слов в заголовке страниц



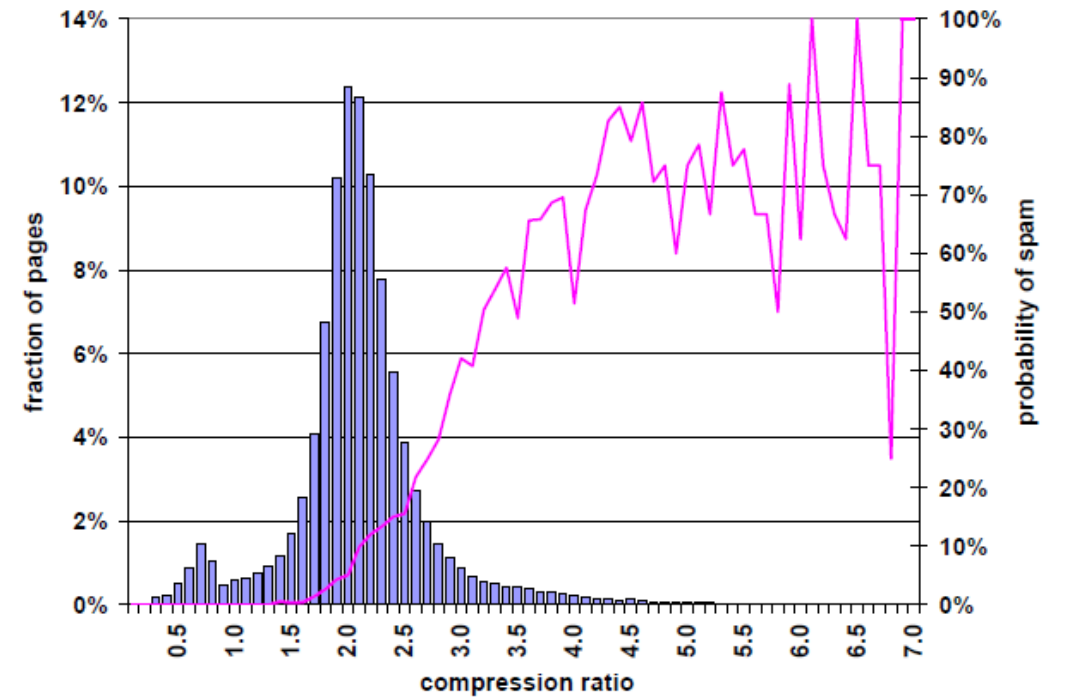
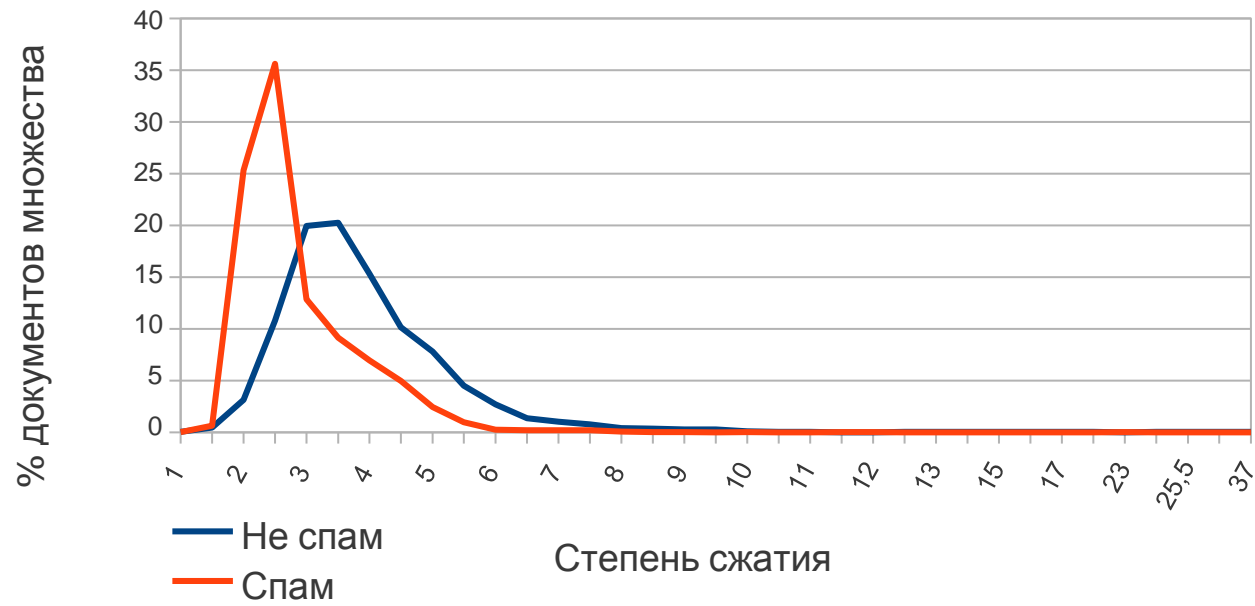
## Распределение средней длины слова



## Количество слов в анкерах ссылок



## Степень сжатия документов

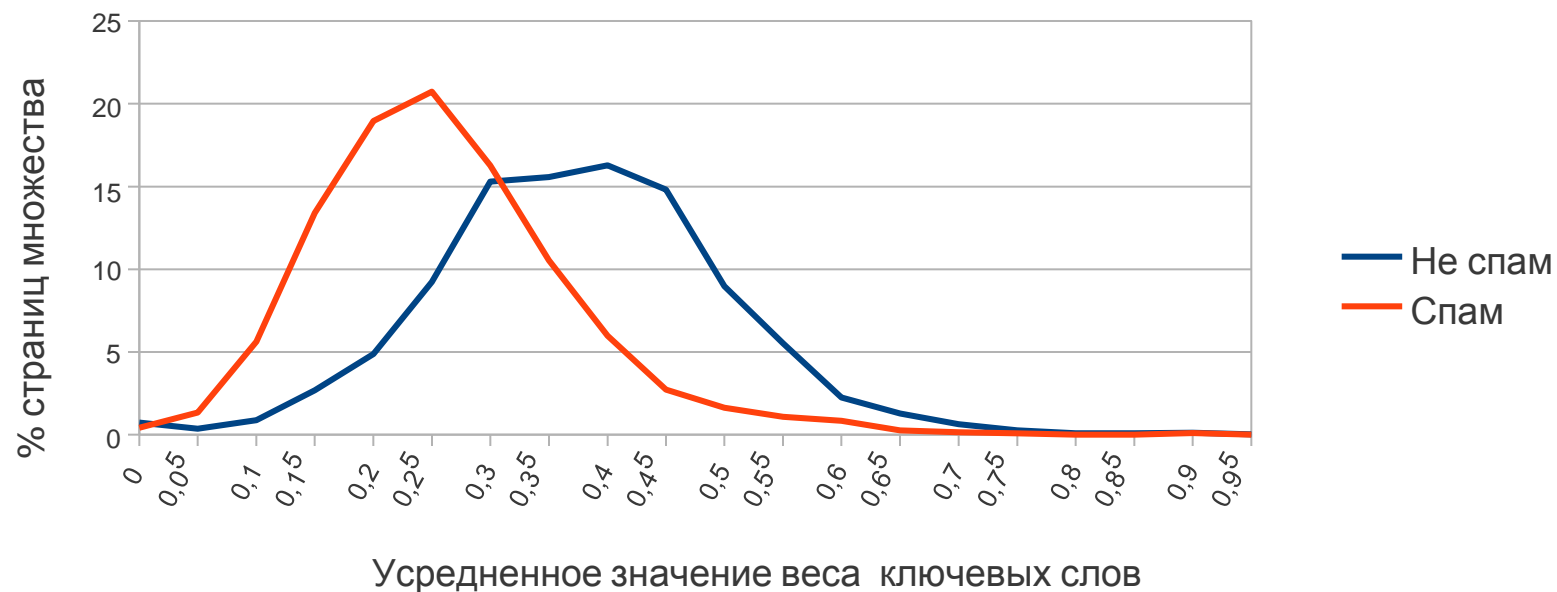




Сравнивая приведенные данные с ранними исследованиями, приходим к выводу, что спам подвергается мутациям, в сторону обычных страниц.

Хотя, в распределениях все еще присутствует явная «искусственность».

## Распределение усредненного веса (idf) ключевых слов для спам и обычных страниц

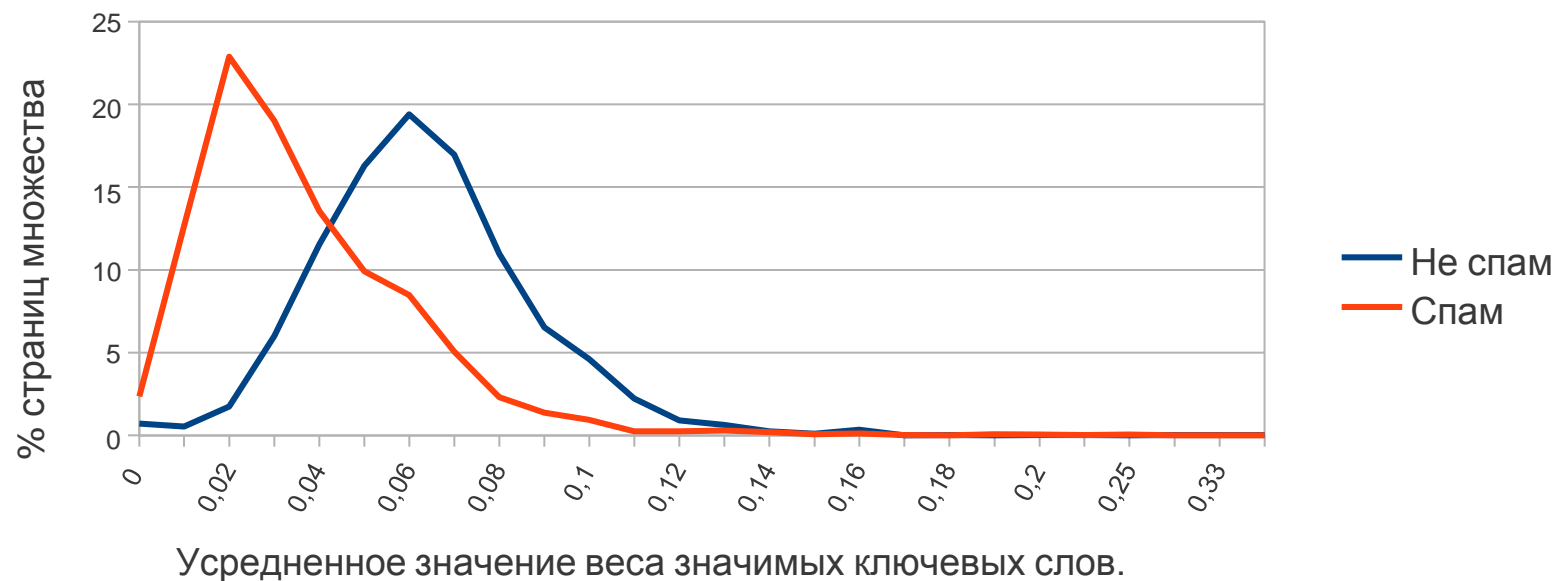


Усредненное значение веса ключевых слов документа:

$w_i$  вес ключевого слова

$N$  количество ключевых слов

## Распределение отношения веса значимых ключевых слов к общему количеству слов в спамовых и неспамовых множествах



Усредненное значение веса значимых ключевых слов документа:

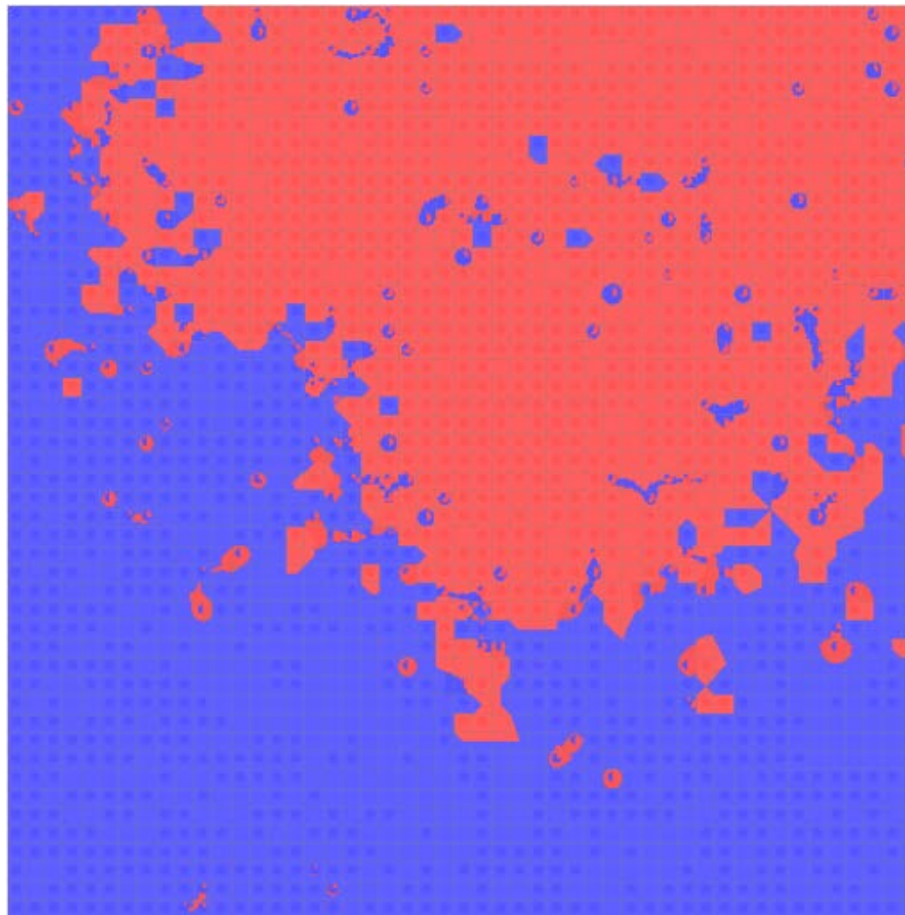
- $w_i$  вес ключевого слова
- $N$  количество ключевых слов
- $K$  количество значимых слов

Мы привели несколько характеристических языковых признаков и увидели, что они дают лучшее разделение, чем признаки, полученные на основе параметров страницы.

В эксперименте мы рассчитали 10 дополнительных признаков, основанных на статистике распределения слов в текстах. Теперь, имея хороший набор факторов, перейдем к решению поставленной задачи, а именно – попробуем создать классификатор на основе описанных признаков.

## Карта классов (SOM)

Class Legend  
 Spam  
 Not Spam



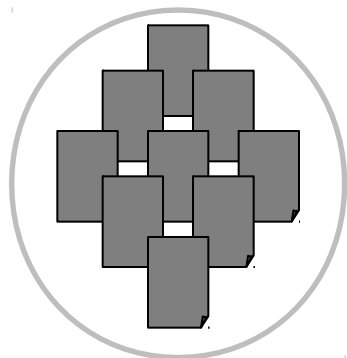
Результат показывает, что использование признаков, связанных со статистикой распределения слов и грамматических конструкций в текстах, привело к значительному улучшению качества классификации спам-страниц, даже несмотря на использование слабого алгоритма классификации.

## Что делать дальше.

Можно ли использовать информацию, полученную  
из контента страниц, для классификации  
сайтов?

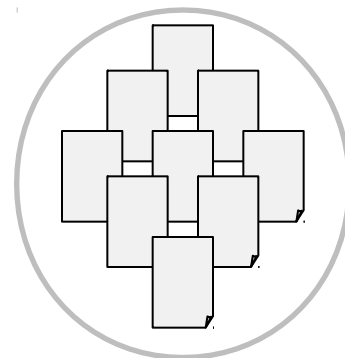
## Спам или нет?

Спам сайт



100% = спам

Не спам сайт

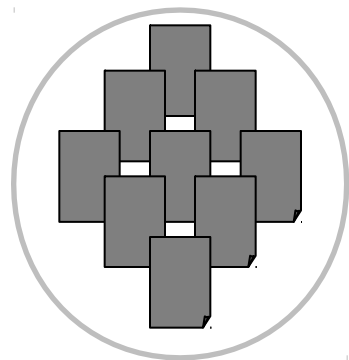


0% = не спам

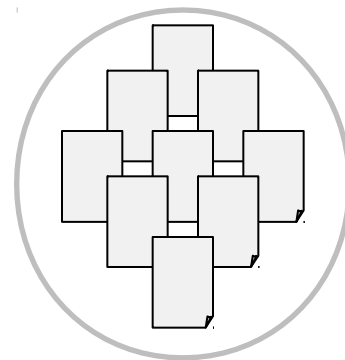


## Спам или нет?

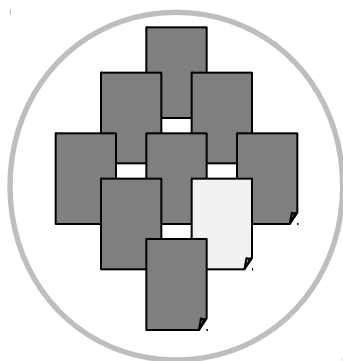
Спам сайт



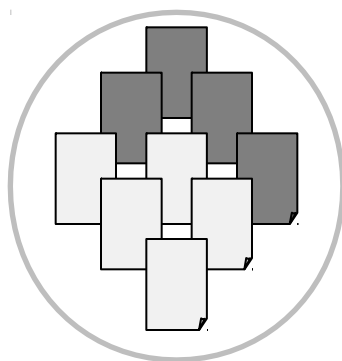
Не спам сайт



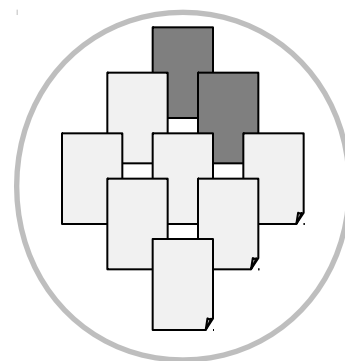
?



?



?



## Причины:

- Хороший сайт со спам страницами:
- Ошибка классификатора.
- Взломанный сайт.
- Переоптимизированный контент.
- Спам сайт с полезными страницами:
- Ошибка классификатора.
- Разбавление спама не спам страницами.

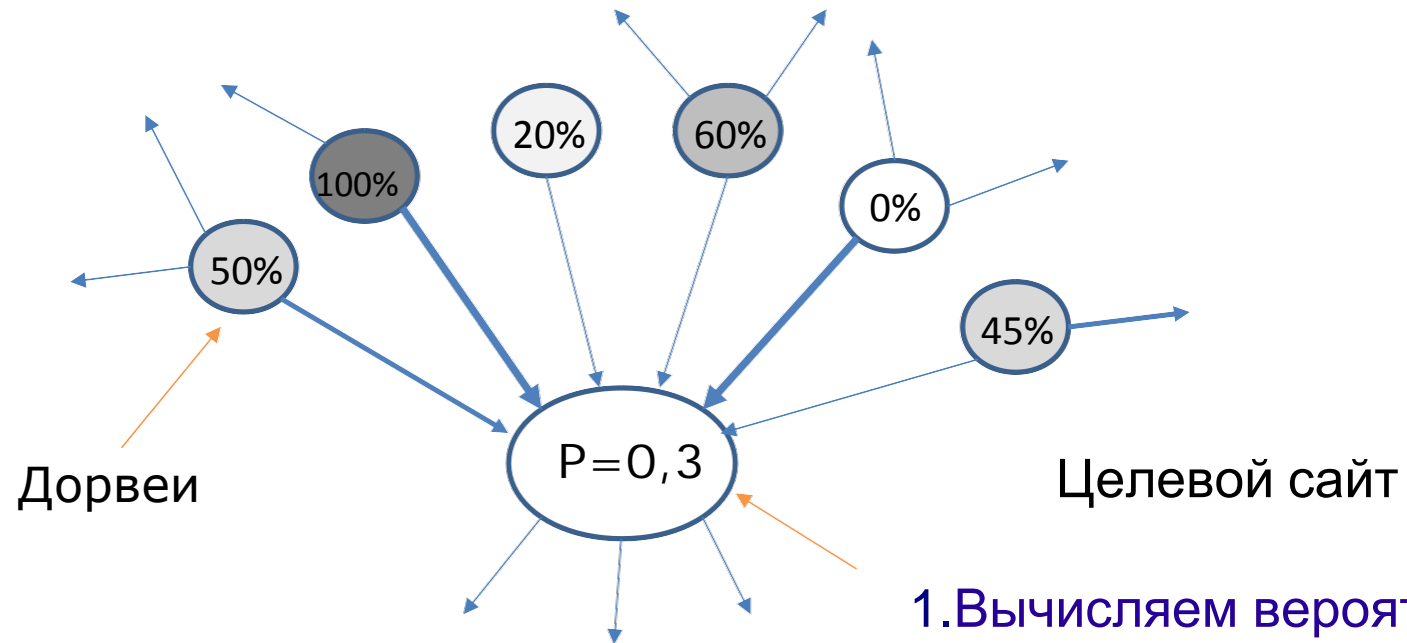
## Характеристики сайта:

1. Доля спам страниц.
2. Расположение спам страниц.
3. Вероятность прихода/ухода на спам страницу с сайта.
4. На какие страницы ведут входящие/исходящие ссылки.
5. Вероятность участия в спам-ферме.

## Доля спам страниц



# Участие в спам ферме



1. Вычисляем вероятность того, что сайт раскручивается спам-сайтами.

2. Вычисляем вероятность участия в спам-ферме.

## Вероятность участия в спам-ферме



# На отобранных признаках строим классификатор

Всего получили 20 признаков

Используем алгоритм Expectation Maximization для выделения из множества сайтов двух центров, соответствующих классам: спам и не спам.

Используем полученные центры как исходные данные для классификации при помощи алгоритма *k-nearest neighbor*.

## Результаты:

Уменьшение количества спама в выдаче  
в среднем на 20%.

Точность анализатора - 90%.

Доля спам сайтов - 17%.



## Другие применения антиспама и антифрода

- Покупные комментарии, как положительные так и отрицательные
- Рекламные сообщения и добавления в друзья
- Фейковые объявления (аренда, продажа и тд)
- Несоответствующие тематике объявления (интим услуги на авито и тд)
- Кредиты по поддельным паспортам (вклеивают фото - распознавание лиц)
- Спорные транзакции в банках (приложения списывающие деньги, мошенники)
- Накликивание рекламы, скликивание конкурентов
- Фейковые пользователи и посещаемость (через iframe сайты покупают фейковых пользователей – ловили интернет кинотеатры)

# Как бороться с накрутками поведения в интернете

Основным инструментом в первую очередь являются различные статистические метрики:

- распределение по ip кликов/запросов/пользователей
- распределение по времени (ботов пишут люди и запускают обкачку в одно и тоже время)
- Анализ энтропии (разнообразия) действий пользователя
- Время сессий

## Анализ собственной дистрибуции

Retention и тд

Тут как раз слишком хорошие показатели должны вызывать сомнения

Если высокий показатель установок при открытии ссылки или стабильное время установки после открытия и тд

# Сервисы такси

Хитрые клиенты и хитрые водители

# Банки

Обналичивание и тд



# ТЕХНОСФЕРА

Спасибо!

Вопросы.