

# Практическое применение методов машинного обучения

Игорь Куралёнок

Яндекс

[solar@yandex-team.ru](mailto:solar@yandex-team.ru)



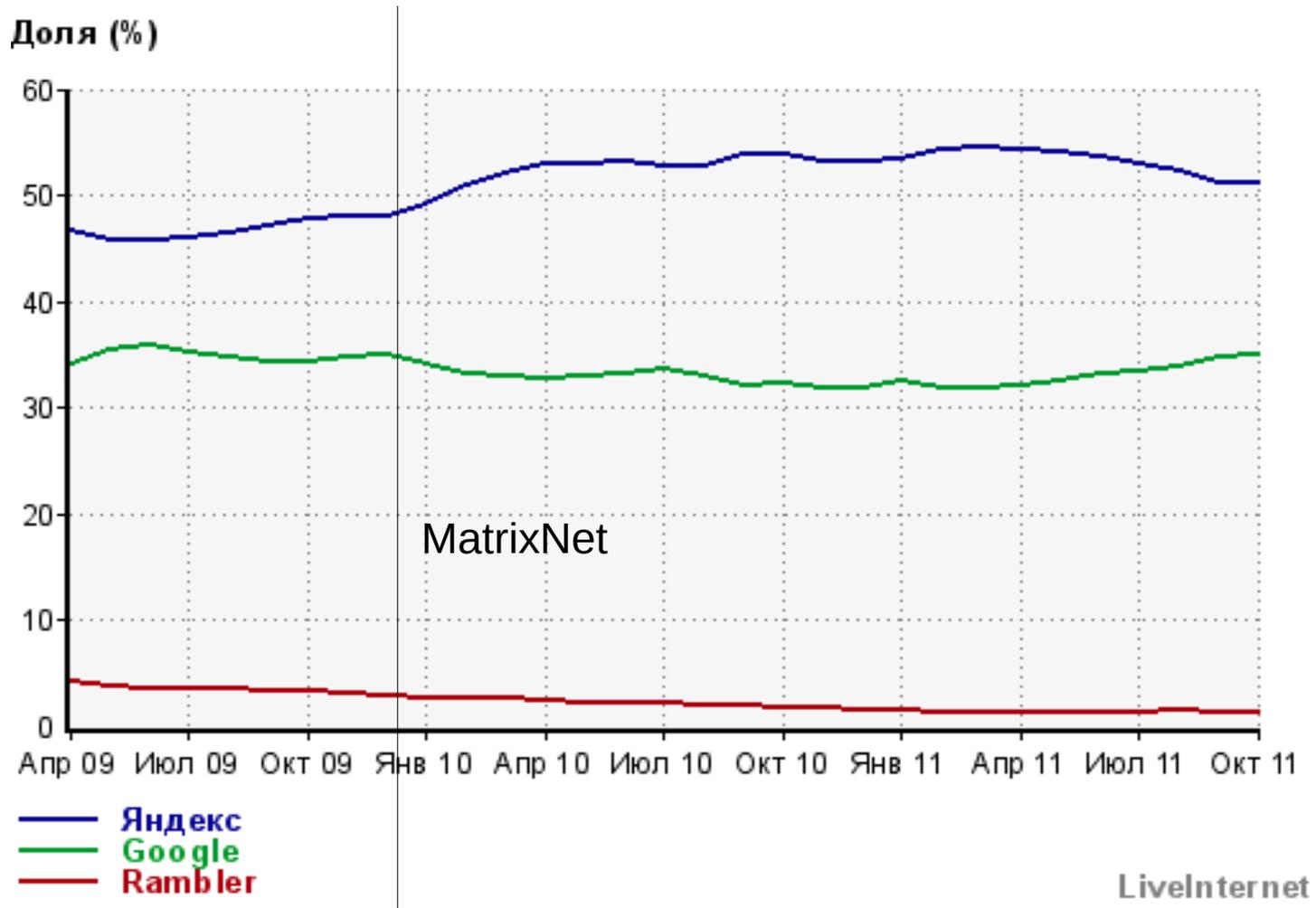
# ППММО: План

- Машинное обучение в Яндексе
- Обучение ранжированию
- Классические проблемы ML в ранжировании
- Что дальше?

# ППММО: План

- **Машинное обучение в Яндексе**
- Обучение ранжированию
- Классические проблемы ML в ранжировании
- Что дальше?

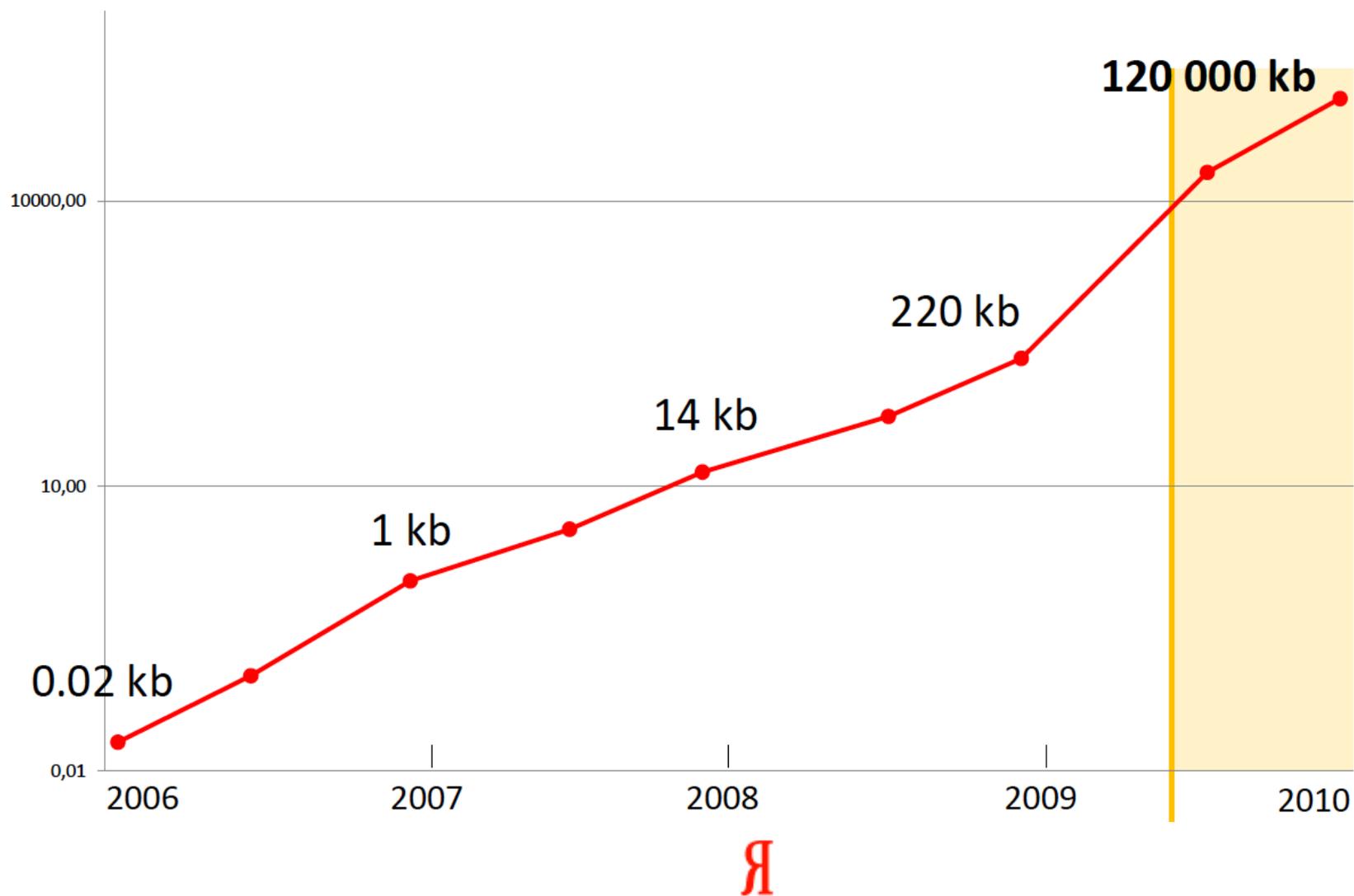
# ППММО: Машинное обучение в Яндексе



# ППММО: Машинное обучение в Яндексе

- Ранжирование (MatrixNet)
- Классификация запросов
  - Локализованность, новостность, товарность...
  - Категории, intensions...
- Выделение информации
  - организации;
  - магазины, товары.
- ...

# ППММО: Машинное обучение в ранжировании Яндекс



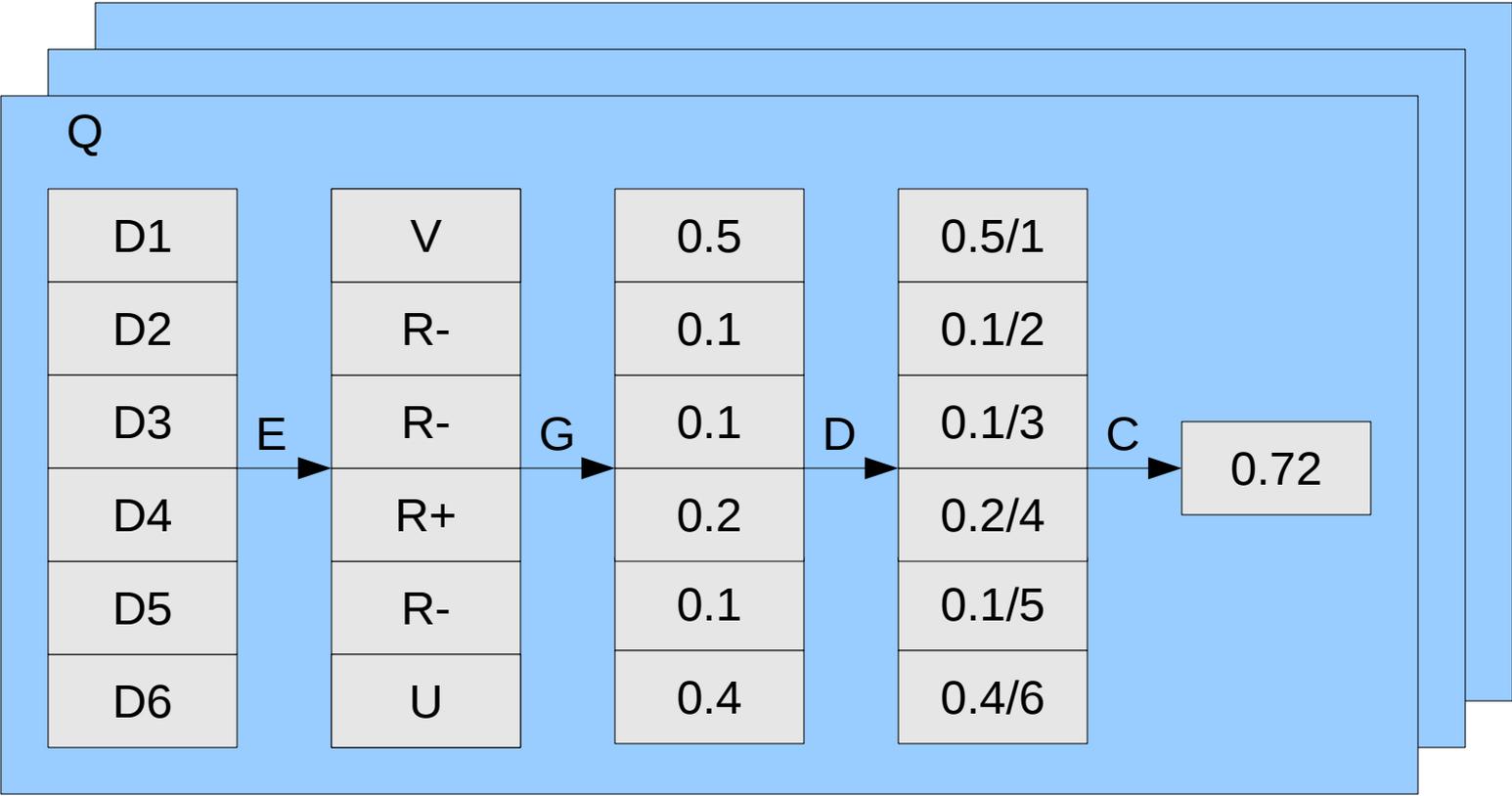
# ППММО: План

- Машинное обучение в Яндексе
- **Обучение ранжированию**
- Классические проблемы ML в ранжировании
- Что дальше?

# ППММО: Что такое “хороший” поиск?

- Находит “релевантные” документы?
- Позволяет быстро искать?
- Не находит всякий бред, так что боишься искать с ребенком за спиной?
- Поиск которым хочется пользоваться?
- Поиск с которого переходят на мой сайт?
- Приносит деньги?

# ППММО: Кренфилдская методология



# ППММО: Яндекс pFound (DCG)

$$p^{found} \left( \{g_i\}_1^{N_q} \right) = \sum_{i=1}^{N_q} p_i^{look} p^{rel} (g_i)$$

$$p_1^{look} = 1$$

$$p_{i+1}^{look} = p_i^{look} (1 - p^{rel}(g_i)) (1 - p^{break})$$

Цель:

$$\operatorname{argmax}_{\lambda} \frac{1}{|Q|} \sum_{q \in Q} p^{found} (R(D(q), \lambda))$$

Я

# ППММО: Как устроить ранжирование?

$$F(a, b) > 0 \Leftrightarrow a > b \quad F(a) - F(b) > 0 \Leftrightarrow a > b$$

$$\operatorname{argmax}_{\lambda} \frac{1}{|Q|} \sum_{q \in Q} p^{\text{found}}(R(D(q), F_{\lambda}))$$

$$F_{\lambda} : \{(q, d)\} \rightarrow \mathbb{R}$$

$$F_{\lambda} : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$$

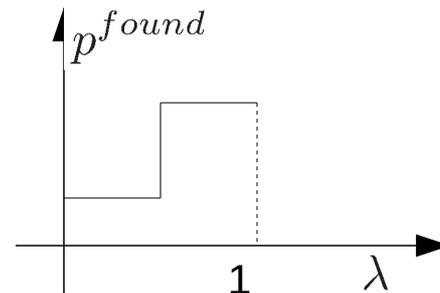
К сожалению наша целевая функция кусочно постоянна:

$$g(A) = 0, g(B) = 1;$$

$$x(A) = 1, x(B) = 0;$$

$$y(A) = 0, y(B) = 1.$$

$$F_{\lambda} = \lambda x + (1 - \lambda)y$$



Я

# ППММО: Пути решения

- Перебор
- Сделать целевую функцию гладкой
- Найти другую целевую функцию

# ППММО: Перебор

Зафиксируем модель ранжирующей функции

$$F_{\lambda}(d_i) = \|\lambda\| x_1 + \frac{1}{\|\lambda\|} \sum_{t=2}^n \lambda_{t-1} x_{it}$$

Организуем случайный шаг

$$\lambda_{k+1} = \lambda_k + N(0, E)$$

Hill climbing от нескольких случайных  
начальных точек

# ППММО: Перебор (более научнообразно)

Markov Chain Monte-Carlo

$$\frac{p(\lambda^*)}{p(\lambda)} = \frac{\sum_q p^{found}(R(D(q), F_{\lambda^*}))}{\sum_q p^{found}(R(D(q), F_{\lambda}))}$$

Генетика, в частности Differential Evolution

# ППММО: Как сделать dsg гладким?

$$\mu(p^{found} | F_\lambda) = \sum_{\pi} p^{found}(\pi) p(\pi | F_\lambda)$$

Plackett-Luce

$$p(\pi | F_\lambda) = \prod_{i=1}^{n_\pi} \frac{F_\lambda(d_i)}{\sum_{j=i}^{n_\pi} F_\lambda(d_j)}$$

И еще много listwise методов, например:

Learning to Rank by Optimizing NDCG measure  
*H. Valizadegan, R. Jin, R. Zhang, J. Mao*

# ППММО: Другая целевая функция

А что если MSE (pointwise)?

$$\operatorname{argmin}_{\lambda} \sum_q \sum_{d \in q} (G(d) - F_{\lambda}(d))^2$$

- Работает!
- Отлично отделяет “простые” запросы от “сложных”
- На частотниках ведет себя непредсказуемо

# ППММО: Другая целевая функция

Правдоподобие на парах(pairwise)

$$\operatorname{argmax}_{\lambda} \prod_{q \in Q} \prod_{(a,b) \in q^2} p(a > b | F_{\lambda})^{p(a > b | G(a), G(b))} p((a,b))$$

- Работает!
- Наиболее востребованный на сегодня метод
- Есть много вариантов реализации

# ППММО: План

- Машинное обучение в Яндексе
- Обучение ранжированию
- **Классические проблемы ML в ранжировании**
- Что дальше?

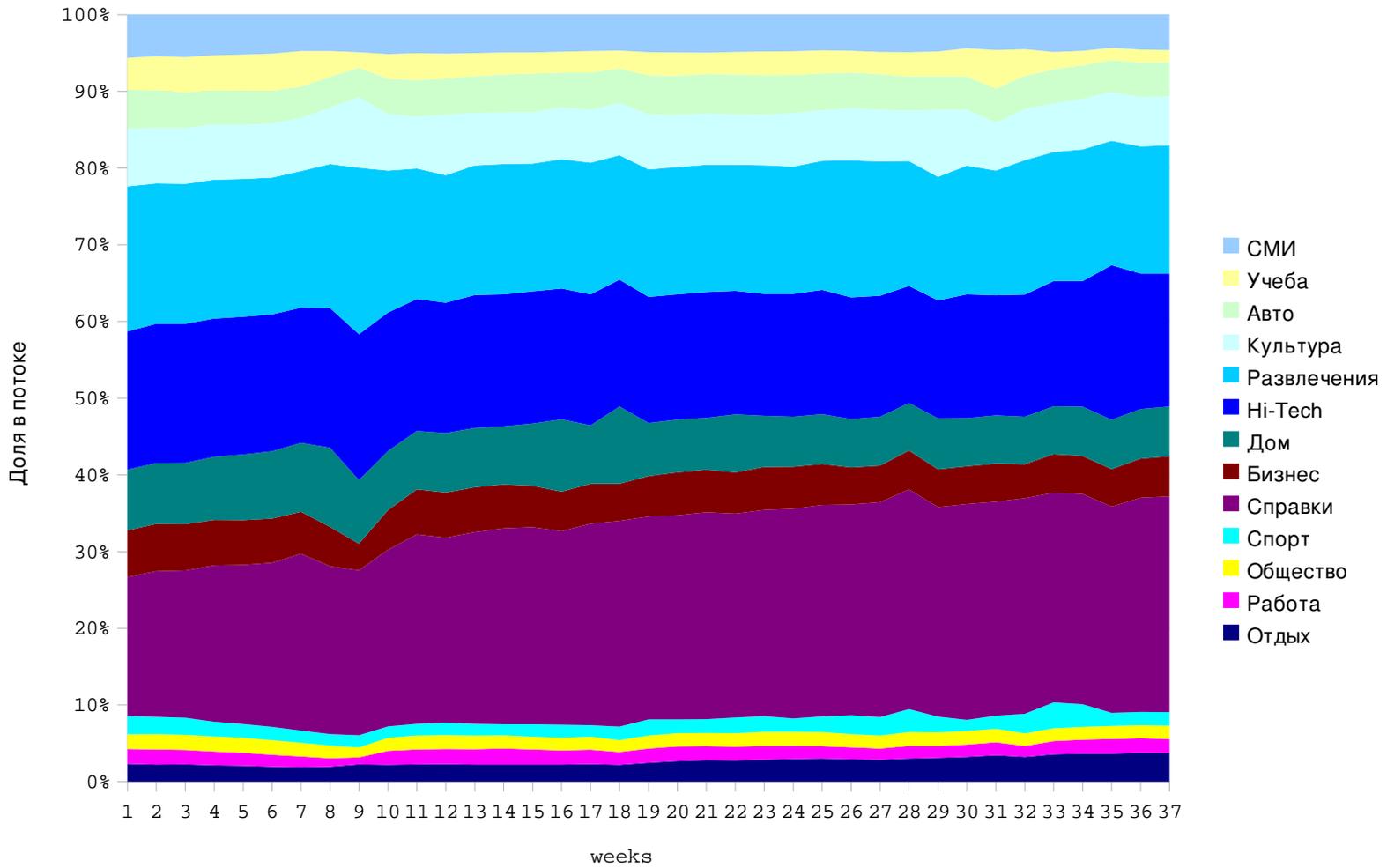
# ППММО: Немного чисел

	Оценка снизу
Запросы	100 млн/день
Документы	10 млрд
Оценки	1 млн
Размерность	500
Экспертов	100
Максимальное время отклика	~100ms
Разница между лучшей и худшей системами	< 5%

# ППММО: Известные проблемы

- Переобучение:
  - запросы;
  - документы;
  - эксперты.
- Положительная обратная связь:
  - документы;
  - факторы.
- Шумные данные:
  - эксперты;

# ППММО: Переобучение (запросы) 2008г.



# ППММО: Переобучение (запросы)

Равномерная “длинная” выборка из общего лога запросов

pros:

- не зависит от времени
- много времени на оценку
- стабильна

cons:

- не обеспечивает свежесть
- шумит от времени
- скачки при смене набора
- оценки устаревают
- запросы становятся неактуальными

# ППММО: Переобучение (документы)

- Невозможно сделать равномерную выборку  
=> учимся только на топе
- База все время меняется  
=> часто перестраивать формулу  
=> нам повезло и Inducted метрики работают

# ППММО: Обучение на топе опасно для вашего здоровья!

- Вне топа могут встретиться совсем другие документы с аномальными для данного запроса значениями факторов
- Распределения факторов существенно смещены (в топ [ФК Zenit] просто НЕТУ документов в которых не встречается запрос полностью)

# ППММО: Переобучение (документы)

- Сделать классификатор до ранжирования  
=> ничего не знает про запросы
- Сделать еще одно ранжирование которое ставит топовые документы выше нетоповых  
=> смещение по факторам никуда не денется
- Активное обучение, учет неоцененных документов

# ППММО: Переобучение (эксперты)

- миллионы пользователей != группе экспертов
- эксперты не задают запросов

=> делаем поиск не для пользователей, а в терминах инструкции (~100стр.)

=> попарные оценки (?)

=> обучение на пользовательском поведении

# ППММО: Положительная обратная связь (факторы)

- Поведенческие факторы  
=> ограничить их влияние частотниками
- Search Engine Optimization  
=> фильтровать, поменять формулу
- Чем лучше мы ищем, тем больше вес факторов по которым находим  
=> надеемся на конкурентов, эксперты добавляют хорошие примеры не из выдачи

# ППММО: Положительная обратная связь (SEO)

Оптимизация имеет много больше эффектов чем кажется (перелинковались → большинство перелинковалось → ссылки упали → большинство проиграло).

Сложно равномерно оптимизировать все факторы

$$\lambda_i = \operatorname{argmax}_{\lambda \in X_i} \frac{1}{|Q|} \sum_{q \in Q} p^{\text{found}} (R(D(q), F_\lambda))$$

$$F(d) = \prod F_{\lambda_i}(d)$$

Я

# ППММО: Шумные данные (эксперты)

Что будет, если перепроверить оценку?

оценки	IR	R-	R+	U	V
IR	0.75	0.22	0.02	0	0
R-	0.34	0.54	0.11	0.01	0
R+	0.07	0.13	0.73	0.06	0.01
U	0.04	0.04	0.52	0.32	0.08
V	0.03	0.02	0.05	0.08	0.83

=> проверять точность

=> учесть в построении модели

# ППММО: Шумные данные (эксперты)

Учитываем в модели (YetiRank)

$$\operatorname{argmax}_{\lambda} \prod_{q \in Q} \prod_{(a,b) \in q^2} p(a > b | F_{\lambda})^{p(a > b | G(a), G(b)) p((a,b))}$$

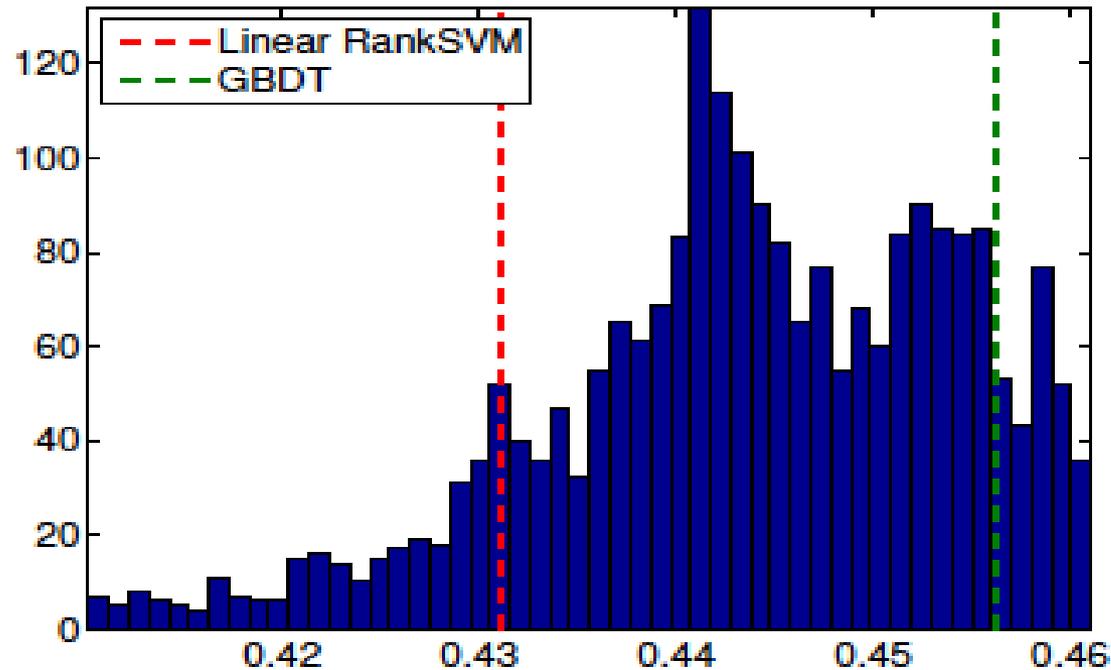
$$p(a > b | G(a), G(b)) = \sum_{u \in G} \sum_{v \in G} I(u > v) p(u | G(a)) p(v | G(b))$$

# ППММО: План

- Машинное обучение в Яндексе
- Обучение ранжированию
- Классические проблемы ML в ранжировании
- **Что дальше?**

# ППММО: Что дальше?

Деревья рулят миром:



=> Ждем новых методов

Я

# ППММО: Новые методы

Где взять данные и с чего начать?

	Queries	Doc.	Rel.	Feat.	Year
Letor3.0 – Gov	575	568 k <sup>†</sup>	2	64	2008
Letor3.0 – Ohsumed	106	16 k	3	45	2008
Letor4.0	2476	85 k	3	46	2009
Yandex	20267	213 k	5	245	2009
Yahoo	36251	883 k	5	700	2010

*От себя рекомендую Яндекс ИМ и Yahoo Track 2*

# ППММО: Что дальше?

- Настройка по сессиям пользователей  
=> *Workshop on Web Search Click Data*
- Учет неоцененных документов в настройке  
=> Берем Track 2 данных Yahoo и случайно выкидываем оценки

# ППММО: Выводы

- Все просто
- Все сложно
- Без анализа данных – никуда
- Все еще только начинается

Вопросы?

Я