Метрики в задачах ранжирования и матчинга.

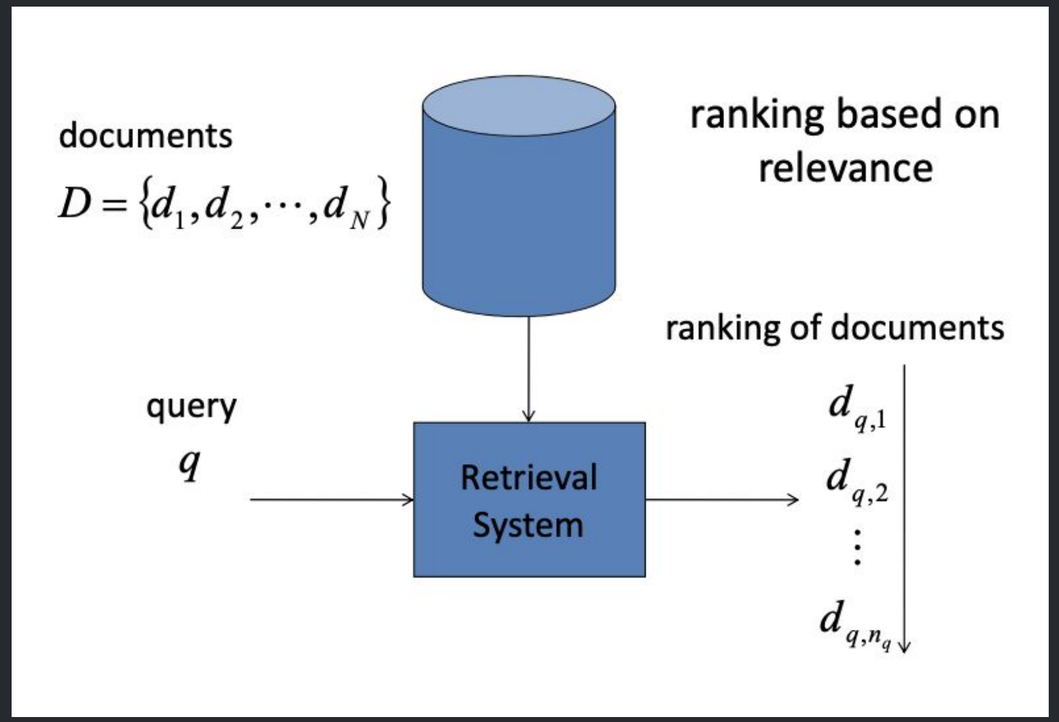
KARPOV.COURSES

План лекции

- метрики качества с точки зрения классификации
- особенности метрик качества для матчинга
- метрики качества с точки зрения ранжирования

Матчинг с точки зрения ML

Learning to rank (LTR) - ранжирование



Картинки взята из
times.cs.uiuc.edu/course/598f14/l2r.pdf

Что измерять в ранжировании?

- Качество / Точность – насколько аккуратна система ранжирования?
  - Измеряем возможности системы ранжировать релевантные документы выше нерелевантных
- Эффективность – насколько быстро выдается ответ? Сколько ресурсов нужно для формирования ответа?
  - Измеряем затраты на память и время формирования ответа
- Удобство использования – насколько полезна система для решения задач?
  - Пользовательские ощущения, UX

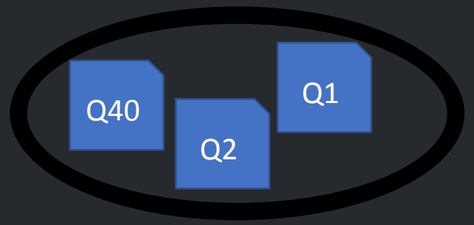
Оценка качества ранжирования

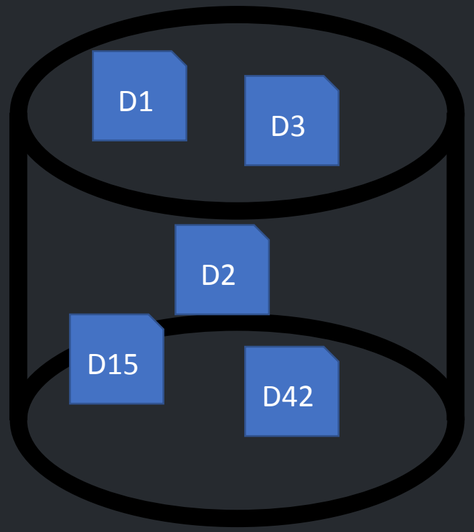
Методология оценки Кранфилда (Cranfield Evaluation Methodology):

- Зафиксированный набор документов
- Зафиксированный набор запросов
- Оценки релевантности пар (в идеале оценки даются пользователями системы)
- Наборы должны быть репрезентативными

Оценка качества ранжирования

Запросы





Документы

Оценки релевантности

Q1 D1 +

Q1 D2 +

Q1 D3 -

Q1 D4 -

…

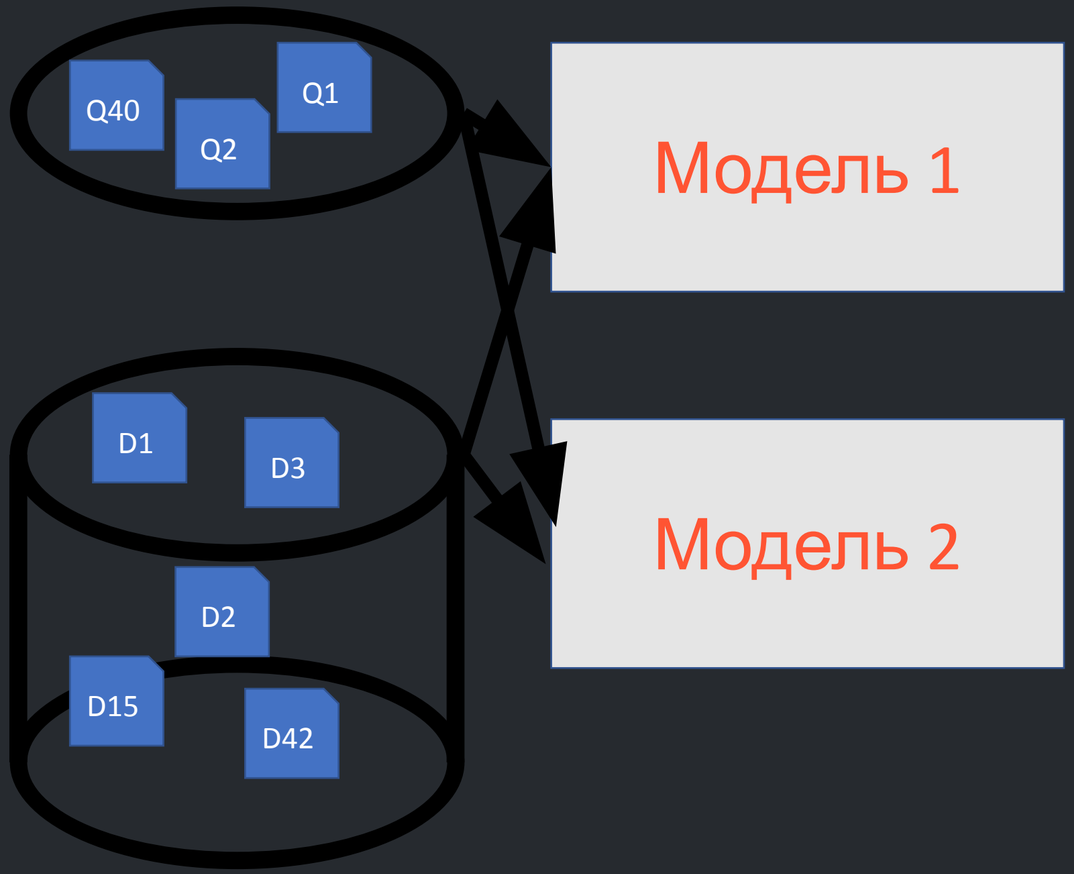
Q2 D1 -

Q2 D2 +

…

Q40 D42 +

Оценка качества ранжирования



Для Q1:

D1 +

D2 +

D3 -

D1 +

D3 -

D4 +

D5 -

D6 +

D7 -

Оценки релевантности

Q1 D1 +

Q1 D2 +

Q1 D3 -

Q1 D4 -

…

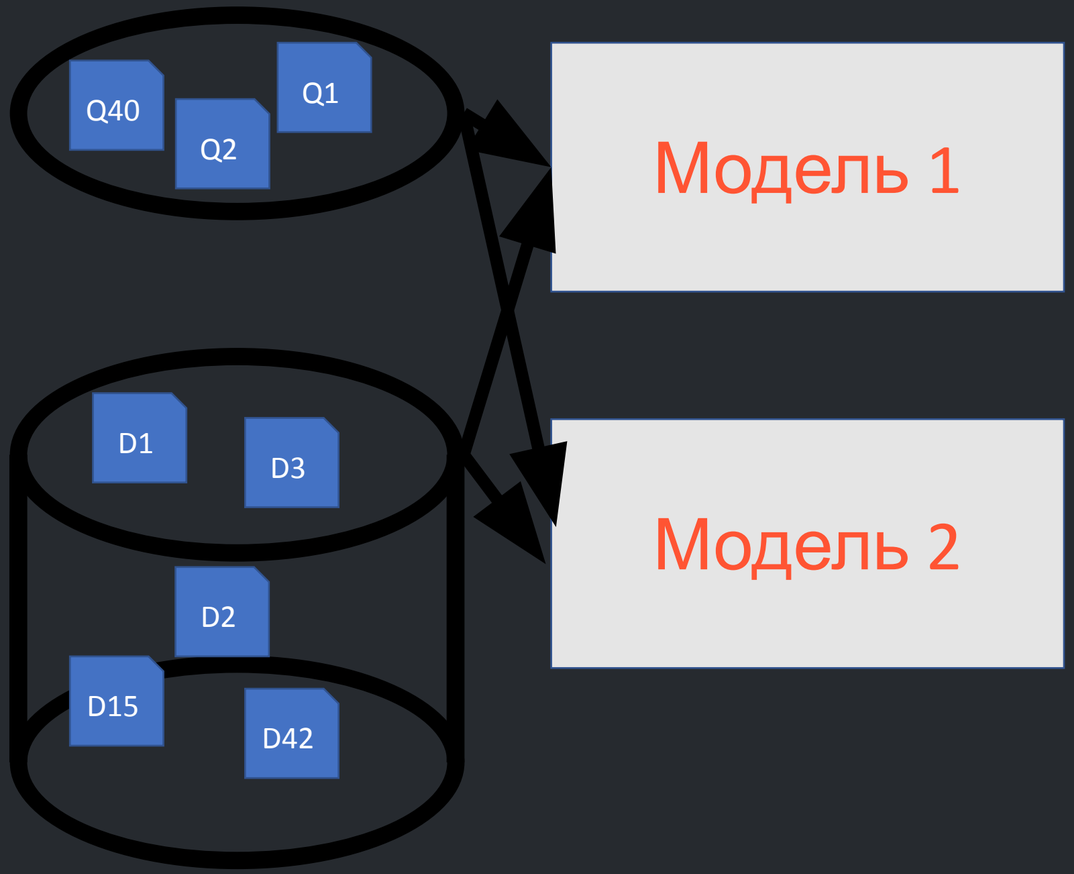
Q2 D1 -

Q2 D2 +

…

Q40 D42 +

Оценка качества ранжирования



Для Q1:

D1 +
D2 +
D3 -

Precision: 2/3

D1 +
D3 -
D4 +
D5 -
D6 +
D7 -

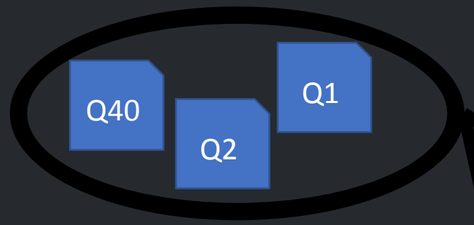
Precision: 3/6

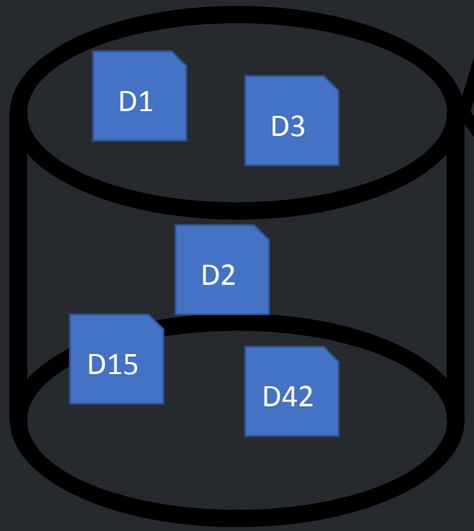
Оценки релевантности

Q1 D1 +
Q1 D2 +
Q1 D3 -
Q1 D4 -
…
Q2 D1 -
Q2 D2 +
…
Q40 D42 +

Оценка качества ранжирования

Запросы





Документы

Всего релевантных

10

Модель 1

Модель 2

Для Q1:

D1 +
D2 +
D3 -

Precision: 2/3

Recall: 2/10

D1 +
D3 -
D4 +
D5 -
D6 +
D7 -

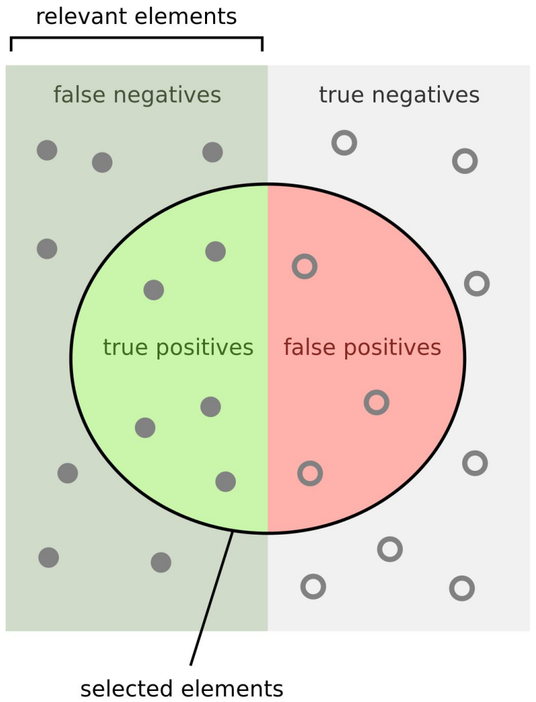
Precision: 3/6

Recall: 3/10

Оценки релевантности

Q1 D1 +
Q1 D2 +
Q1 D3 -
Q1 D4 -
…
Q2 D1 -
Q2 D2 +
…
Q40 D42 +

Оценка качества ранжирования



- Доля правильных ответов (accuracy)
- Точность, полнота (Precision, Recall)

$$\text{precision} = \frac{|\{\text{relevant documents}\} \cap \{\text{retrieved documents}\}|}{|\{\text{retrieved documents}\}|}$$

$$\text{recall} = \frac{|\{\text{relevant documents}\} \cap \{\text{retrieved documents}\}|}{|\{\text{relevant documents}\}|}$$

Ограничение на расчет в Top-K (@K), Precision@5

Картинка взята из

Оценка качества ранжирования

- F1, Fb-меры

$$F_\beta = (1 + \beta^2) \cdot \frac{\text{precision} \cdot \text{recall}}{(\beta^2 \cdot \text{precision}) + \text{recall}}$$

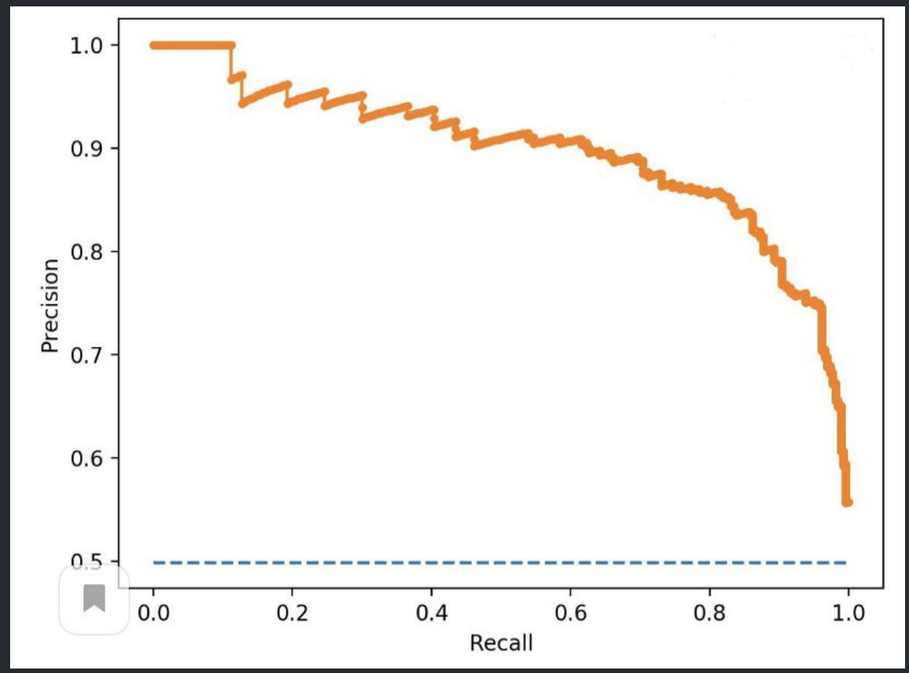
Почему просто не брать 0.5*P + 0.5*R?

Картинка взята из

Оценка качества ранжирования

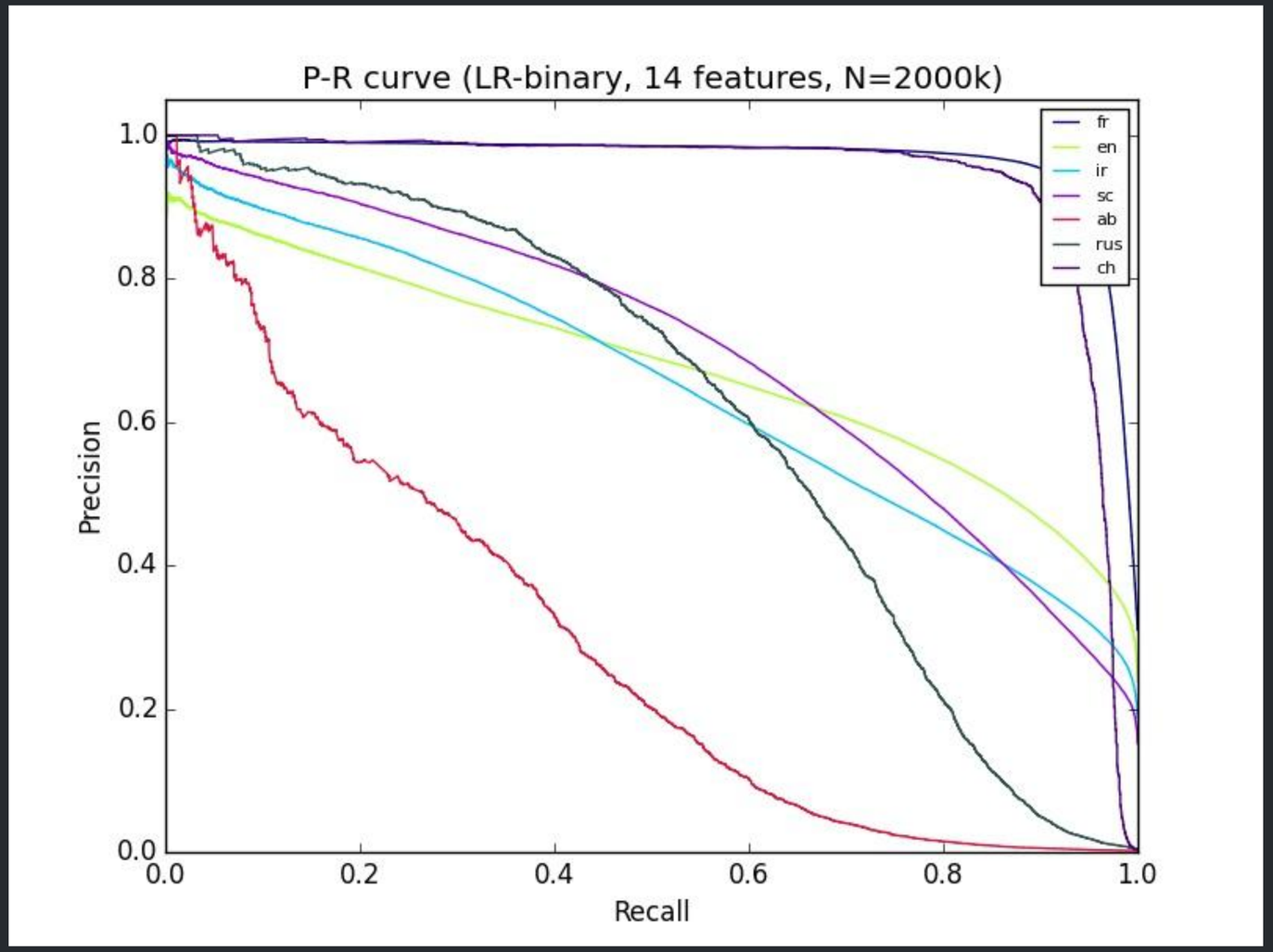
- PR-auc

ID оффера	ID модели	Предсказание формулы	Правильный ответ
a01	1	6.4	1
a01	3	0.7	0
b02	2	0.6	1
c03	2	-0.8	0



- Сортируем предсказания по убыванию релевантности
- Считаем значение точности и полноты по первой паре
- Понижаем значение порога, чтобы выше порога было две пары
- Повторяем до тех пор, пока не добавим все элементы

Оценка качества ранжирования



- PR-auc
- PR-auc @N

Оценка качества ранжирования

Average Precision (AP) – насколько много релевантных объектов сконцентрировано среди самых высокооцененных

$$AP = \sum_{K} (Recall@k - Recall@k\text{-}1) \cdot Precision@k$$

Оценка качества ранжирования

Average Precision (AP) – насколько много релевантных объектов сконцентрировано среди самых высокооцененных

$$AP = \sum_{K} (Recall@k - Recall@k\text{-}1) \cdot Precision@k$$

k	Document ID	Predicted Relevance	Actual Relevance	Всего релевантных нашли
1	06	0.90	Relevant (1.0)	1
2	03	0.85	Not Relevant (0.0)	1
3	05	0.71	Relevant (1.0)	2
4	00	0.63	Relevant (1.0)	3
5	04	0.47	Not Relevant (0.0)	3
6	02	0.36	Relevant (1.0)	4
7	01	0.24	Not Relevant (0.0)	4
8	07	0.16	Not Relevant (0.0)	4

Оценка качества ранжирования

Average Precision (AP) – насколько много релевантных объектов сконцентрировано среди самых высокооцененных

$$AP = \sum_{K} (Recall@k - Recall@k\text{-}1) \cdot Precision@k$$

(Кол-во корректных предсказаний) / k

k	Document ID	Predicted Relevance	Actual Relevance	Всего релевантных нашли	Скользящая сумма
1	06	0.90	Relevant (1.0)	1	0 + 1/1 = 1
2	03	0.85	Not Relevant (0.0)	1	1
3	05	0.71	Relevant (1.0)	2	1 + 2/3 = 1.67
4	00	0.63	Relevant (1.0)	3	1.67 + 3/4 = 2.42
5	04	0.47	Not Relevant (0.0)	3	2.42
6	02	0.36	Relevant (1.0)	4	2.42 + 4/6 = 3.08
7	01	0.24	Not Relevant (0.0)	4	3.08
8	07	0.16	Not Relevant (0.0)	4	3.08

3.08 / 4 = 0.77

Оценка качества ранжирования

Average Precision (AP) – насколько много релевантных объектов сконцентрировано среди самых высокооцененных

$$AP = \sum_{K} (Recall@k - Recall@k\text{-}1) \cdot Precision@k$$

$$\text{MAP} = \frac{\sum_{q=1}^{Q} \text{AveP(q)}}{Q}$$

Оценка качества ранжирования

Переход от бинарной задачи релевантно/не релевантно к многоуровневой

Уровень релевантности:

1. Не релевантно
2. В целом релевантно
3. Очень релевантно, точное соответствие

Оценка качества ранжирования

Переход от бинарной задачи релевантно/не релевантно к многоуровневой

Уровень релевантности:

1. Не релевантно
2. В целом релевантно
3. Очень релевантно, точное соответствие

	Gain
D1	3
D2	2
D3	1
D4	1
D5	3
D6	1
D7	2

Оценка качества ранжирования

Переход от бинарной задачи релевантно/не релевантно к многоуровневой

Уровень релевантности:

1. Не релевантно
2. В целом релевантно
3. Очень релевантно, точное соответствие

	Gain	Cumulative Gain
D1	3	3
D2	2	3+2
D3	1	3+2+1
D4	1	3+2+1+1
D5	3	3+2+1+1+3
D6	1	3+2+1+1+3+1
D7	2	3+2+1+1+3+1+2

Оценка качества ранжирования

Переход от бинарной задачи релевантно/не релевантно к многоуровневой

Уровень релевантности:

1. Не релевантно
2. В целом релевантно
3. Очень релевантно, точное соответствие

log2(k+1)

	Gain	Cumulative Gain	Discounted Cumulative Gain
D1	3	3	3
D2	2	3+2	3 + 2/log(3)
D3	1	3+2+1	3 + 2/log(3) + 1/log(4)
D4	1	3+2+1+1	3 + 2/log(3) + 1/log(4) + 1/log(5)
D5	3	3+2+1+1+3	…
D6	1	3+2+1+1+3+1	
D7	2	3+2+1+1+3+1+2	DCG@7 = 3 + 2/log(3) + … + 2/log(8)

Оценка качества ранжирования

Переход от бинарной задачи релевантно/не релевантно к многоуровневой

Уровень релевантности:

1. Не релевантно
2. В целом релевантно
3. Очень релевантно, точное соответствие

	Gain	Discounted Cumulative Gain
D1	3	3
D2	2	3 + 2/log(3)
D3	1	3 + 2/log(3) + 1/log(4)
D4	1	3 + 2/log(3) + 1/log(4) + 1/log(5)
D5	3	…
D6	1	
D7	2	DCG@7 = 3 + 2/log(3) + … + 2/log(8) ~ 7.38

Оценка качества ранжирования

Переход от бинарной задачи релевантно/не релевантно к многоуровневой

Уровень релевантности:

1. Не релевантно
2. В целом релевантно
3. Очень релевантно, точное соответствие

	Gain	Discounted Cumulative Gain
D1	3	3
D2	2	3 + 2/log(3)
D3	1	3 + 2/log(3) + 1/log(4)
D4	1	3 + 2/log(3) + 1/log(4) + 1/log(5)
D5	3	…
D6	1	
D7	2	

DCG@7 = 3 + 2/log(3) + … + 2/log(8) ~ 7.38

IdealDCG@7 = 3 + 3/log(3) + … + 1/log(8) ~ 7.83

Оценка качества ранжирования

Переход от бинарной задачи релевантно/не релевантно к многоуровневой

Уровень релевантности:

1. Не релевантно
2. В целом релевантно
3. Очень релевантно, точное соответствие

	Gain	Discounted Cumulative Gain
D1	3	3
D2	2	3 + 2/log(3)
D3	1	3 + 2/log(3) + 1/log(4)
D4	1	3 + 2/log(3) + 1/log(4) + 1/log(5)
D5	3	…
D6	1	
D7	2	

$$nDCG@K = \frac{DCG@K}{IdealDCG@K}$$

DCG@7 = 3 + 2/log(3) + … + 2/log(8) ~ 7.38

IdealDCG@7 = 3 + 3/log(3) + … + 1/log(8) ~ 7.83

$$\frac{7.38}{7.83} = 0.942$$

Оценка качества ранжирования

PFound (Yandex):

Значение метрики будет оценкой вероятности найти релевантный результат в выдаче модели

$$pfound = \sum_{i=1}^{n} pLook[i] * p\mathrm{Re}l[i]$$

pLook[i] – вероятность просмотреть i-й документ из списка
pRel[i] – вероятность того, что i-й документ окажется релевантным (например, 0%, 50%, 100% для шкалы с тремя уровнями)

Картинка взята из

Оценка качества ранжирования

PFound (Yandex):

Значение метрики будет оценкой вероятности найти релевантный результат в выдаче модели

$$pfound = \sum_{i=1}^{n} pLook[i] * p\mathrm{Re}l[i]$$

pLook[i] – вероятность просмотреть i-й документ из списка

pRel[i] – вероятность того, что i-й документ окажется релевантным (например, 0%, 50%, 100% для шкалы с тремя уровнями)

Для расчета pLook[i] используется два предположения:

- результаты ранжирования отсматриваются сверху вниз
- процесс прекращается в случае нахождения релевантного результата либо без каких-то определенных причин («надоело»)

Картинка взята из

Оценка качества ранжирования

$$pfound = \sum_{i=1}^{n} pLook[i] * p\mathrm{Re}l[i]$$

pLook[i] – вероятность просмотреть i-й документ из списка
pRel[i] – вероятность того, что i-й документ окажется релевантным (например, 0%, 50%, 100% для шкалы с тремя уровнями)

Для расчета pLook[i] используется два предположения:

- результаты ранжирования отсматриваются сверху вниз
- процесс прекращается в случае нахождения релевантного результата либо без каких-то определенных причин («надоело»)

$$pLook[i] = pLook[i-1] * (1 - p\mathrm{Re}l[i-1]) * (1 - pBreak)$$

Картинка взята из

Историчесские метрики

Среднеобратный ранг (Mean reciprocal rank, MRR)

$$\mathrm{MRR} = \frac{1}{|Q|}\sum_{i=1}^{|Q|}\frac{1}{\mathrm{rank}_i}$$

Среднее гармоническое между рангами

Запрос	Ответы	Правильный ответ	Ранг	Обратный ранг
кочерга	кочерг, кочергей, **кочерёг**	кочерёг	3	1/3
попадья	попадь, **попадей**, попадьёв	попадей	2	1/2
турок	**турок**, турков, турчан	турок	1	1

(1/3 + 1/2 + 1) / 3 = 11/18 ~ 0.61

Историчесские метрики

Kendall rank correlation coefficient (Kendall’s τ)

$$\tau = \frac{(\text{number of concordant pairs}) - (\text{number of discordant pairs})}{\binom{n}{2}}$$

$$\binom{n}{2} = \frac{n(n-1)}{2}$$

- Биномиальный коэффициент

Часто используется в статистике для оценки ранговых корреляций

Матчинг и ранжирование

- Имеем привилегию отказаться от выдачи
- Важны только самые-самые первые результаты (1-3)
- Огромный дисбаланс (от нуля до тысяч матчей)
- Финальное решение можно предоставить классификатору
- Отдельные метрики для разных этапов пайплайна
- Метрики могут агрегироваться на уровне одного SKU
- Различие прокси-метрик и бизнес-метрик