# 作业2: 评估指标

# 练习1:基于排序的评估指标,MAP@K, MRR@K

#### 已知

- 查询#1 排序(相关文档为二进制1): d1,d2,d3,d4,d5,d6,d7,d8,d9,d10; 相关的有d1,d3,d4,d6,d7,d10 → 相关向量(按排名)
  - q1 = [1,0,1,1,0,1,1,0,0,1] ,总相关数 R1 = 6。
- 查询#2 排序: d3,d8,d7,d1,d2,d4,d5,d9,d10,d6; 相关的有 d8,d9 →
   q2 = [0,1,0,0,0,0,1,0,0] 、 R2 = 2。
- 查询#3 排序: d7,d6,d5,d3,d2,d1,d9,d10,d4,d8; 相关的有 d5,d9,d8 → q3 = [0,0,1,0,0,0,1,0,0,1] , R3 = 3。

### (a) 每个查询的 AP@5、AP@10; RR@5、RR@10

#### 查询 #1

- AP@5 = 0.4833333333 计算细节:相关位于 1,3,4(在前5),对应 P@1=1, P@3=2/3, P@4=3/4;用 (/ \min(R,5)=/5) 归一化 所得 ≈0.48333。
- AP@10 = 0.7329365079 相关位于 1,3,4,6,7,10;按公式求和再除以 min(R,10)=6。
- RR@5 = 1.0 (第一个相关在 rank1)
- RR@10 = 1.0

#### 查询 #2

- AP@5 = 0.25 仅在前5出现的相关是 rank2,P@2 = 1/2;除以 min(R,5)=2 → 0.25。
- AP@10 = 0.375
   相关位于 rank2 和 rank8: P@2=0.5, P@8=2/8=0.25; (0.5+0.25)/2 = 0.375。
- RR@5 = 0.5 (第一个相关在 rank2)
- RR@10 = 0.5

#### 查询#3

• AP@5 = 0.1111111111 在前5唯一相关为 rank3: P@3=1/3, 除以 R=3 → 1/3 / 3 = 1/9 ≈0.11111。

- AP@10 = 0.3063492063
   相关位于 3,7,10: P@3=1/3, P@7=2/7, P@10=3/10; 和除以 R=3 得约0.30635。
- RR@5 = 1/3 ≈ 0.3333333 (第一个相关在 rank3)
- RR@10 =  $1/3 \approx 0.33333333$

### (b) 系统级指标: MAP@5、MAP@10、MRR@5、MRR@10

- **MAP@5** = (AP@5(q1)+AP@5(q2)+AP@5(q3)) / 3 = (0.4833333333 + 0.25 + 0.1111111111) / 3 = **0.2814814815**<sub>o</sub>
- MAP@10 = (0.7329365079 + 0.375 + 0.3063492063) / 3 = 0.4714285714
- MRR@5 = mean(RR@5) = (1.0 + 0.5 + 0.3333333)/3 = 0.611111111111.

# 练习2: Precision@K, Recall@K, NDCG@K(单一查询, 表1)

表中 binary relevance (前10):
rel = [1,1,1,1,0,1,0,1,0,1] , 总相关数 R = 7。

### (a) 计算 P@5 和 P@10

- P@5 = (相关数在前5) / 5 = 4 / 5 = **0.8** (前5 的 binary 是 1,1,1,1,0 → 4/5)
- P@10 = 7 / 10 = 0.7

### (b) 计算 R@5 和 R@10

- R@5 = (相关检索到的数在前5) / R = 4 / 7 ≈ 0.57142857
- R@10 = 7/7 = 1.0

### (c) 能最大化此查询 P@5 的排序示例

要最大化 P@5,应使前5 全部为相关文档(P@5 = 1.0 是上界)。
 例如将任意 5 个相关文档放在前5:例如 [832, 103, 256, 771, 511, ...其余...](前5 全为binary relevance=1)。

### (d) 能最大化此查询 P@10 的排序示例

• P@10 的上界受限于前10中相关总数(这里是7),所以最大 P@10 = 7/10 = 0.7。任何把这7个相关 文档保留在前10 的排序都能达到 0.7。题中给定排序已达到上界。

### (e) 能最大化此查询 R@5 的排序示例

R@5 最大为 5/7 ≈ 0.7142857 (因前5 最多放 5 个相关)。
 示例: 把任意 5 个相关放到前5 (如 (c)),即可得到 R@5 = 5/7。

### (f) 能最大化此查询 R@10 的排序示例

• R@10 的上界为 1.0 (把所有 7 个相关都放在前10)。已有排序已满足 R@10 = 1.0。

### (g) 若用户想要"检查给定查询的每一个相关文档"(追求完美召回), 是否存在特别合适的、针对特定查询的 K 值? 是什么?

• 是的:选择(K = R)(该查询的相关文档总数),这就是 **R-Precision**(R-精度)。R-Precision = 精度@R,当用户想要检索出所有相关文档并以精度为评价指标时,K取R最合适。

### (h) 计算平均精度 (AP); AP 与 MAP 的区别是?

• AP (Average Precision) (对该单查询) 按二进制相关性计算:

$$\mathrm{AP} = \frac{1}{R} \sum_{k:\, \mathrm{rel}(k)=1} P@k$$

对本查询计算得: AP = 0.8976190476 (约 0.89762)。

• 区别: AP 是单个查询的平均精度; MAP (Mean Average Precision) 是对多个查询的 AP 求平均。

### (i) 能最大化此查询 AP 的排序示例

• 为最大化 AP,应把所有相关文档尽可能靠前(把所有 7 个相关放在最前面),即把 7 个相关文档按任意顺序放在前7,接着放不相关的。在二值 AP 情况下,只要前面全是相关(无非相关打断)就能最大化 AP。

例如: [832,103,256,771,511,120,690,909,302,441] (前7全为 binary=1)。

### (j) 计算 (DCG@5) (用分级相关性)

表中前5 位的 graded relevance = [4, 3, 2, 1, 0], 因此

• (DCG@5 = 21.3471848331)

### (k) 计算 (NDCG@5)

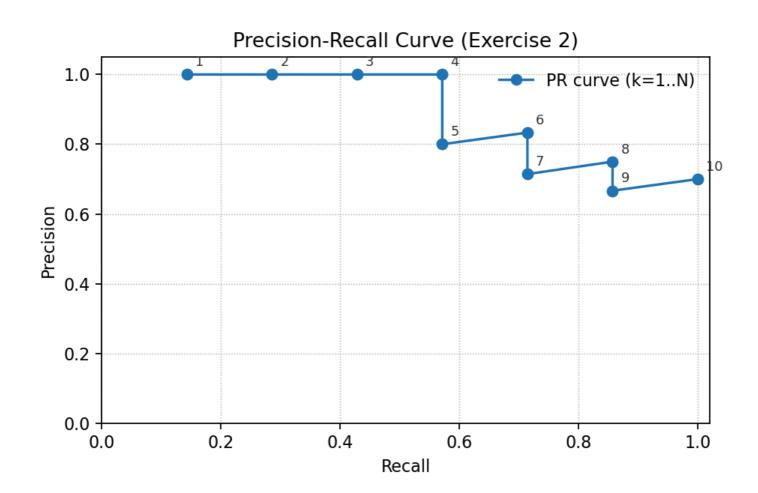
• (i) **理想前5排名(按 graded relevance 从高到低)**: 题目给出的相关性池中有 2 个 4、1 个 3、1 个 2、3 个 1; 理想的前5 应取最高的五个: [4,4,3,2,1] 。

- (ii) 用同一 DCG 公式计算该理想排名的 (IDCG@5): (IDCG@5 \approx 29.6428287850)。
- (iii) (NDCG@5 = DCG@5 / IDCG@5 \approx 21.3471848331 / 29.6428287850 \approx) **0.7201466833** (约 **0.72015**)。

### (I) 还可用于评估此排序的其他指标(并给出数值)

- Precision@1 = 1/1 = 1.0 (top1 为相关)
- Precision@3 = 3/3 = **1.0** (top3 全相关)
- Precision@5 = **0.8** (如上)
- Precision@10 = **0.7** (如上)
- Recall@5 = 4/7 ≈ 0.5714286
- Recall@10 = 1.0
- F1@10 (把 top10 视为检索结果):
   (F1 = 2 \cdot \dfrac{P@10 \cdot R@10}{P@10 + R@10} = 2 \cdot \dfrac{0.7 \cdot 1}{0.7 + 1} ≈ 0.823529)。

# 练习3:精确率-召回率 (PR) 曲线 (针对练习2的排序)



## 练习4: 其他评估指标(类型、适用任务、计算方法简述)

#### 1. Accuracy (准确率)

- 任务:二分类/多分类(当类别不严重不平衡时)。
- 计算: ((TP+TN)/(TP+TN+FP+FN))。

#### 2. Precision / Recall / F1-score (精确率/召回率/F1)

- 任务:二分类、多标签(常用)
- 计算: (Precision = TP/(TP+FP),; Recall=TP/(TP+FN),; F1=2PR/(P+R))。

#### 3. ROC AUC (受试者工作特征曲线下面积)

- 任务: 二分类(按模型打分排序,评估整体判别能力)
- 计算: 曲线下面积 (TPR vs FPR), 常用库直接计算。

#### 4. PR AUC / Average Precision (精度-召回曲线下面积 / AP)

- 任务: 当阳性样本稀少或不均衡时常优于 ROC-AUC。
- 计算:对 PR 曲线进行积分或按插值法计算平均精度(AP)。

#### 5. BLEU / ROUGE / METEOR / CIDEr

- 任务: 机器翻译、自动摘要、图像描述等自然语言生成任务。
- 计算:基于 n-gram 重叠(BLEU)、召回/精确比(ROUGE)、更复杂的语义匹配(METEOR)等。

# 6. Rank-based metrics: Kendall's Tau / Spearman's rho / NDCG / ERR / MRR / R-Precision / bpref

- 任务: 信息检索、搜索结果排序、推荐系统。
- 计算: 比较排序一致性或计算按位折损增益 / 期望倒数排名 等。

#### 7. Calibration metrics (校准度)

- 任务: 概率输出是否校准(例如分类器的输出概率)。
- 计算: Reliability diagram、ECE (Expected Calibration Error) 等。

#### 8. Regression metrics: MSE / RMSE / MAE / R2

- 任务:回归问题。
- 计算:均方误差/平均绝对误差/决定系数等。

#### 9. 业务特定指标

- 任务:广告(CTR、ARPU)、搜索/推荐(点击率、转化率、停留时间)、异常检测(召回重要 但 FPR 可控)等。
- 计算:与业务目标直接相关的 KPI (需结合实际定义)。