

信息组织与检索

第8讲：检索评价&结果摘要

主讲人：张蓉

华东师范大学 数据科学与工程学院

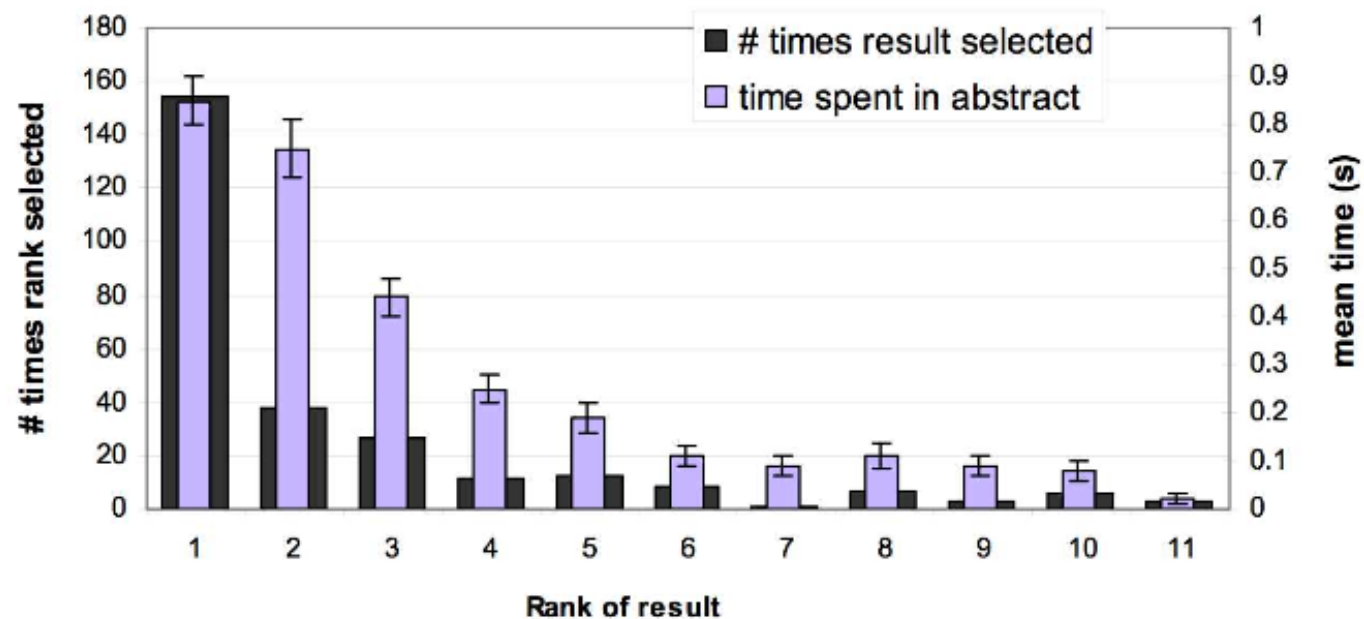
提纲

- ① 上一讲回顾
- ② 有关检索评价
- ③ 评价指标
- ④ 相关评测
- ⑤ 结果摘要

提纲

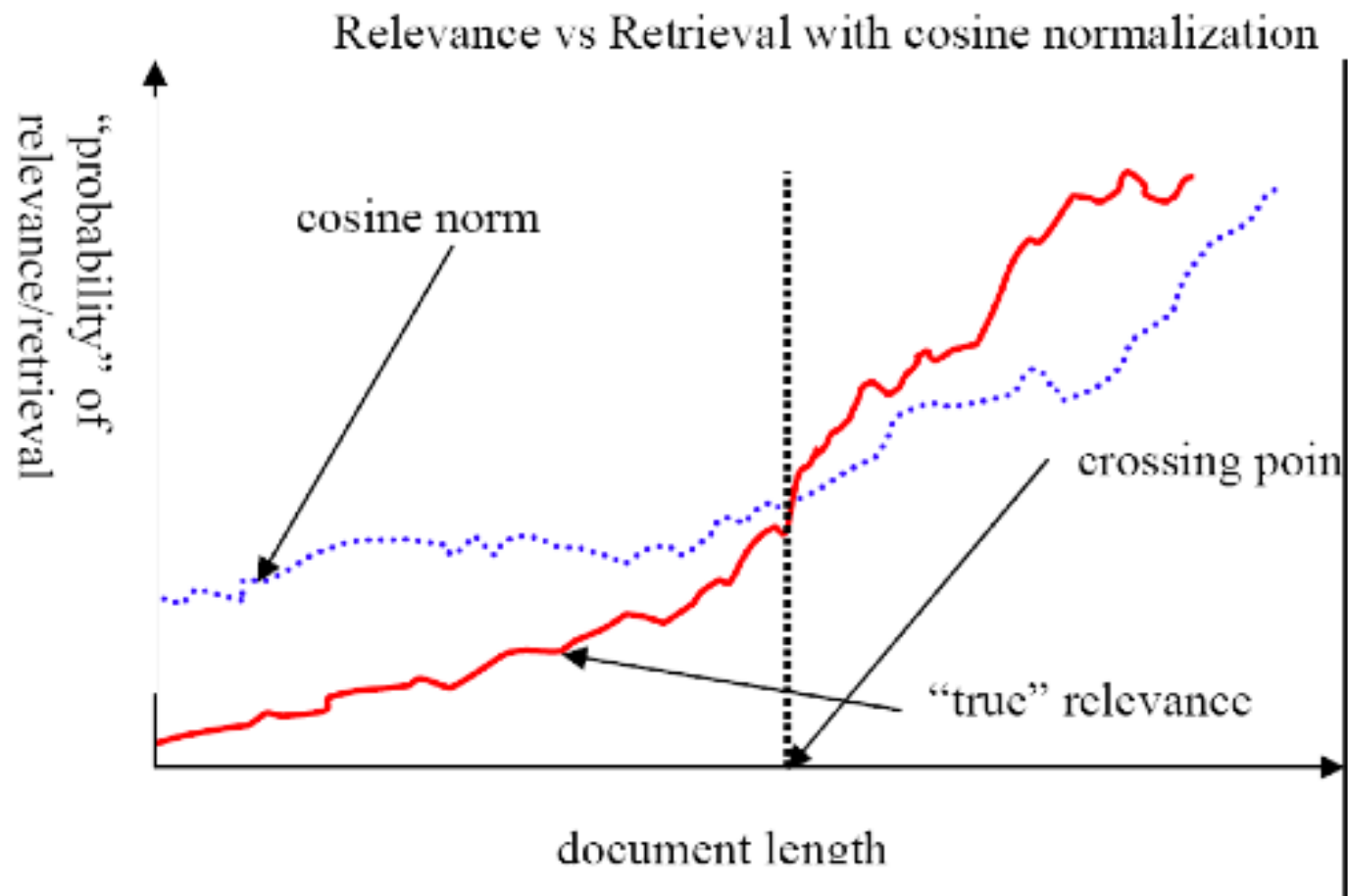
- ① 上一讲回顾
- ② 有关检索评价
- ③ 评价指标
- ④ 相关评测
- ⑤ 结果摘要

Looking vs. Clicking



- Users view results one and two more often / thoroughly
- Users click most frequently on result one

回转归一化

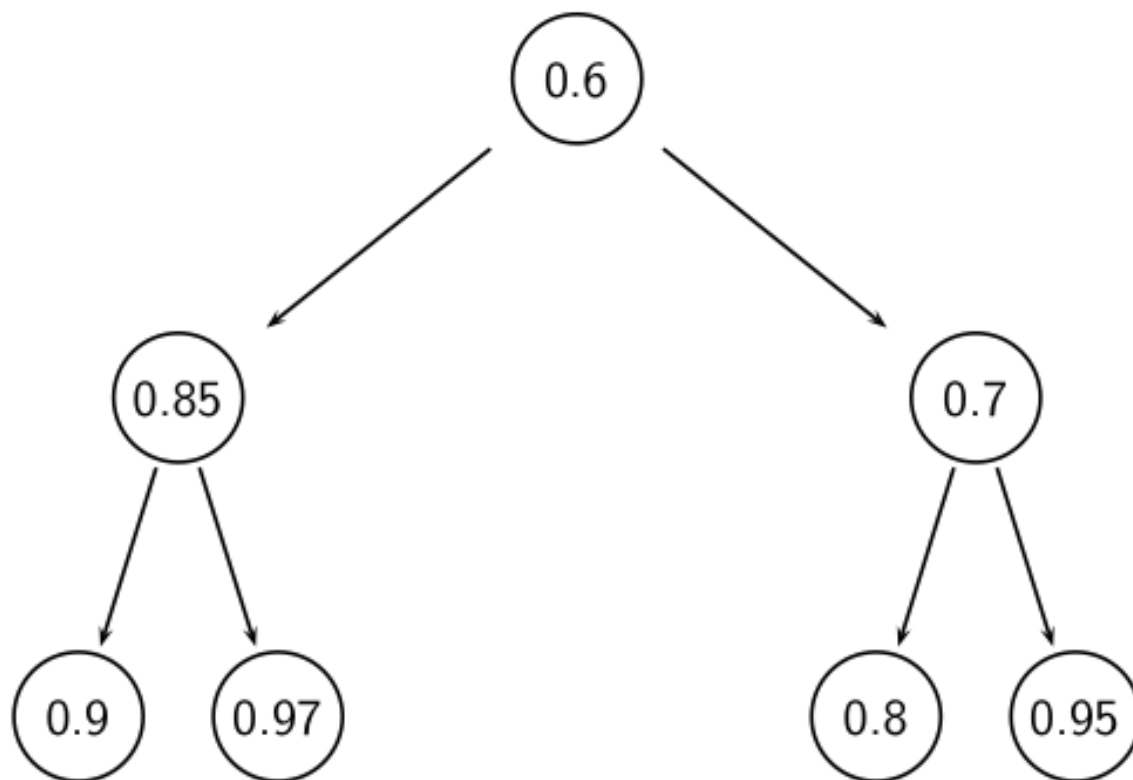


source:
Lilian Lee

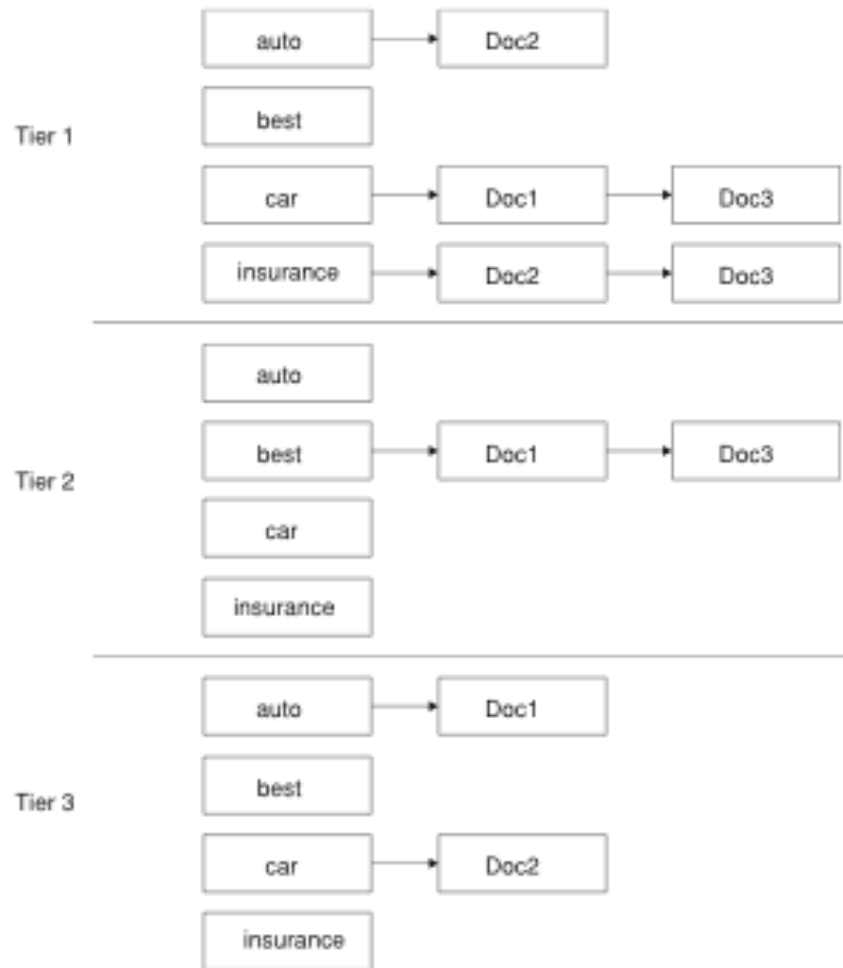
快速返回top K 结果的启发式方法

- 以文档为单位(Document-at-a-time) 的处理
 - 计算查询-文档相似度时，先计算完文档 d_i 的得分，再开始文档 d_{i+1} 的计算
 - 文档在所有倒排记录表中的顺序应该保持一致
- 以词项为单位(Term-at-a-time)的处理
 - 计算查询-文档相似度时，先处理完词项 t_i 的倒排记录表，再处理词项 t_{i+1} 的倒排记录表
 - 需要对每个未处理完的文档建立一个累加器

堆结构



分层索引



本讲内容

- 信息检索的评价指标
 - 不考虑序的检索评价指标(即基于集合)
 - 考虑序的评价指标
- 信息检索评测语料及会议
- 检索结果的摘要

提纲

- ① 上一讲回顾
- ② 有关检索评价
- ③ 评价指标
- ④ 相关评测
- ⑤ 结果摘要

关于评价

- 评价无处不在，也很必要
 - 工作、生活、娱乐、找对象、招生
- 评价很难，但是似乎又很容易
 - 人的因素、标准、场景
- 评价是检验学术进步的唯一标准，也是杜绝学术腐败的有力武器
- 小明宣称自己是某项目世界最厉害的，却从不参加公开比赛

从竞技体育谈起

- 世界记录
 - 男子110米栏世界记录： 12.80 Aries Merritt
 - 男子马拉松世界记录： 2小时01分39秒 Eliud Kipchoge
- 评价要公平！
 - 环境要基本一致：天气、风速、跑道等等
 - 比赛过程要一样：竞走中的犯规
 - 指标要一样：速度、耐力
- 国际田联规定了顺风风速的界限，即每秒2米，顺风超过这个速度称为超风速，运动员在超风速下所创成绩有效，不过不列为任何纪录。

为什么要评估IR?

- 通过评估可以评价不同技术的优劣，不同因素对系统的影响，从而促进本领域研究水平的不断提高
 - 类比：110米栏各项技术---起跑、途中跑、跨栏、步频、冲刺等等
- 信息检索系统的目标是较少消耗情况下尽快、全面返回准确的结果。

IR中评价什么?

IR 中评价什么？

- 效率 (Efficiency)—可以采用通常的评价方法
 - 时间开销
 - 空间开销
 - 响应速度
- 效果 (Effectiveness)
 - 返回的文档中有多少相关文档
 - 所有相关文档中返回了多少
 - 返回得靠不靠前
- 其他指标
 - 覆盖率(Coverage)
 - 访问量
 - 数据更新速度

如何评价效果？

- 相同的文档集合，相同的查询主题集合，相同的评价指标，不同的检索系统进行比较。
 - **The Cranfield Experiments**, Cyril W. Cleverdon, 1957 – 1968 (上百篇文档集合)
 - **SMART System**, Gerald Salton, 1964-1988 (数千篇文档集合)
 - **TREC(Text REtrieval Conference)**, Donna Harman, 美国标准技术研究所, 1992 - (上百万篇文档), 信息检索的“奥运会”

评价任务的例子

- 两个系统，一批查询，对每个查询每个系统分别得到一些结果。目标：哪个系统好？

系统&查询	1	2	3	4	...
系统1，查询1	d3	d6	d8	d10	
系统1，查询2	d1	d4	d7	d11	
系统2，查询1	d6	d7	d3	d9	
系统2，查询2	d1	d2	d4	d13	

评价的几部分

- 评价指标：某个或某几个可衡量、可比较的值
- 评价过程：设计上保证公平、合理

提纲

- ① 上一讲回顾
- ② 有关检索评价
- ③ 评价指标
- ④ 相关评测
- ⑤ 结果摘要

评价指标分类

- 对单个查询进行评估的指标
 - 在单个查询上检索系统的得分
- 对多个查询进行评估的指标
 - 在多个查询上检索系统的得分

评价指标分类

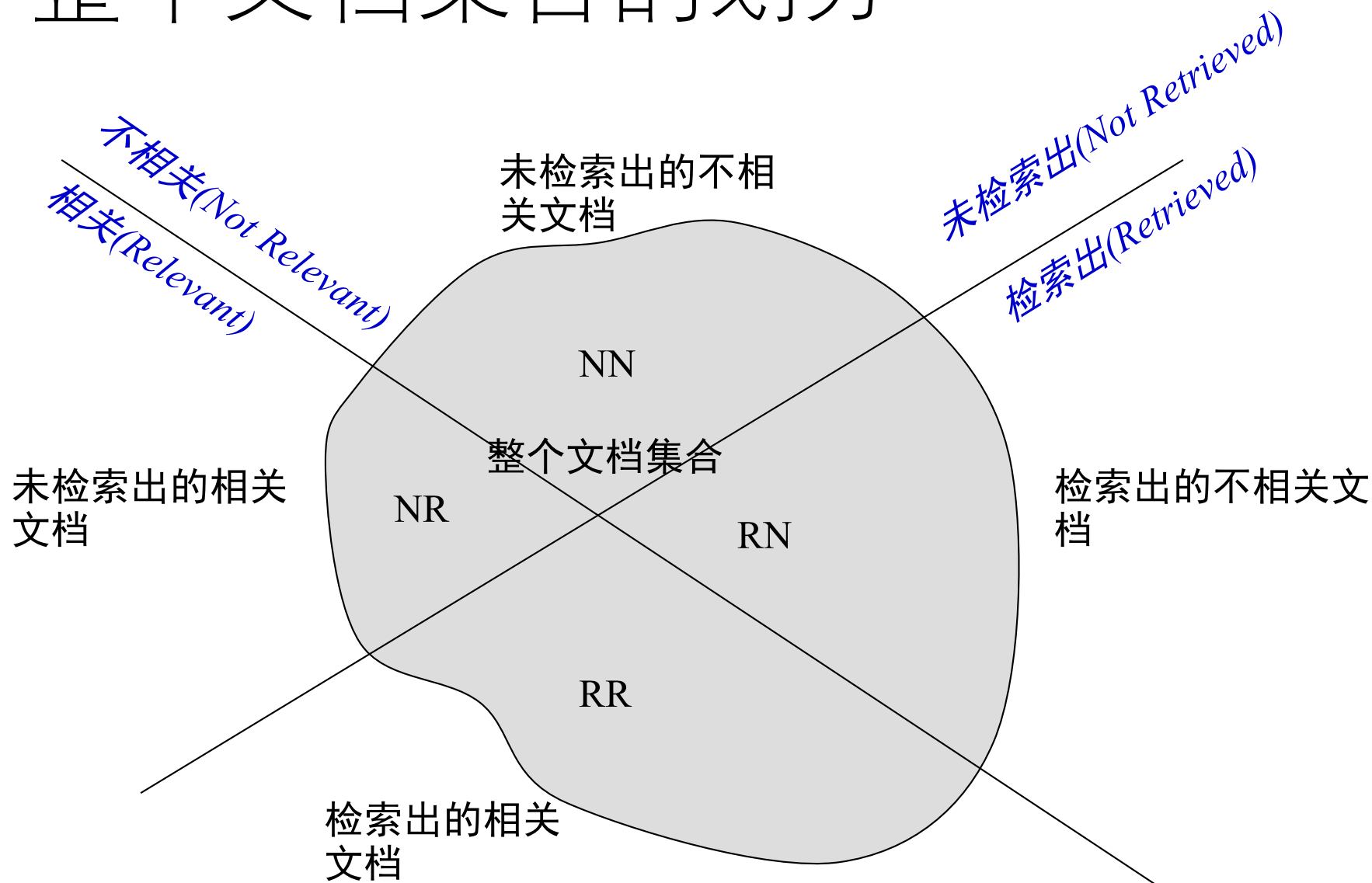
- 对单个查询进行评估的指标 ←
 - 在单个查询上检索系统的得分
- 对多个查询进行评估的指标
 - 在多个查询上检索系统的得分

回到例子

系统&查询	1	2	3	4	...
系统1, 查询1	d3 ✓	d6 ✓	d8	d10	
系统1, 查询2	d1	d4	d7	d11	
系统2, 查询1	d6 ✓	d7	d2	d9 ✓	
系统2, 查询2	d1	d2	d4	d13	

对于查询1的标准答案集合 {d3,d4,d6,d9}

整个文档集合的划分



评价指标

- **召回率(Recall)**: $RR/(RR + NR)$, 返回的相关结果数占实际相关结果总数的比率, 也称为**查全率**, $R \in [0,1]$
- **正确率(Precision)**: $RR/(RR + RN)$, 返回的结果中真正相关结果的比率, 也称为**查准率**, $P \in [0,1]$
- 两个指标分别度量检索效果的某个方面, 忽略任何一个方面都有失偏颇。**两个极端情况**: 返回有把握的1篇, $P=100\%$, 但 R 极低; 全部文档都返回, $R=1$, 但 P 极低

四种关系的矩阵表示

真正相关文档 $RR+NR$ 真正不相关文档

系统判定相关
 $RR+RN$ (检索出)

系统判定不相关
(未检索出)

RR	RN
NR	NN

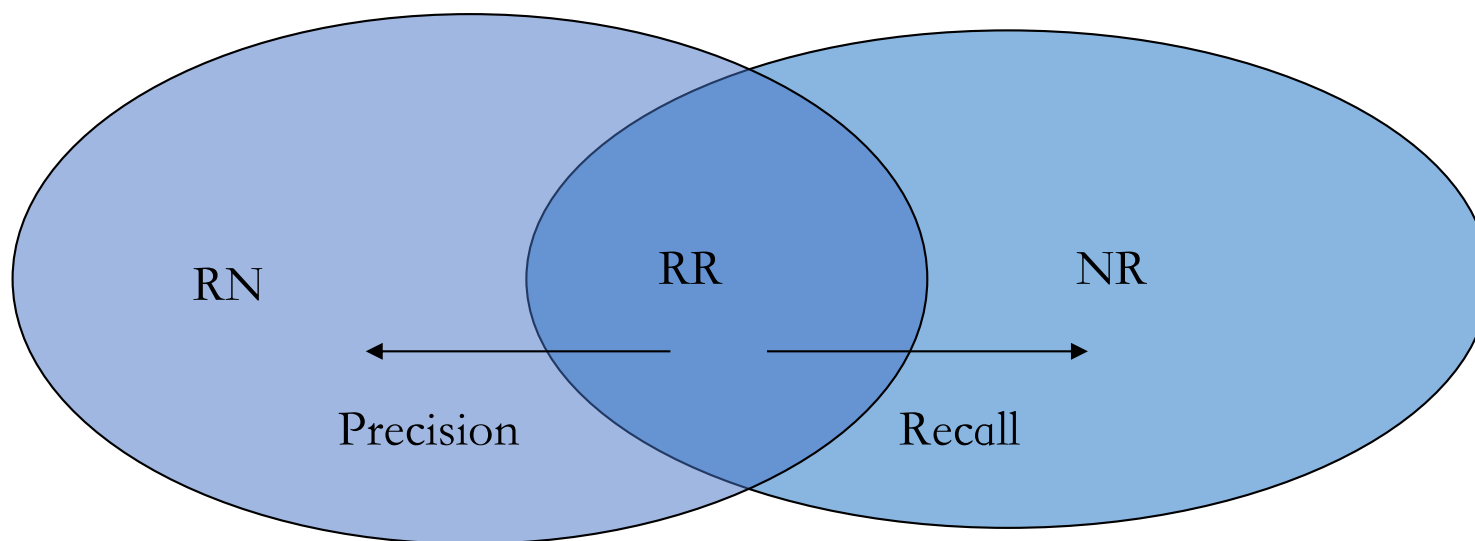
$Ret = RR+RN$

Precision

Recall

$Ans = RR+NR$

基于集合的图表示



返回结果Ret

标准答案Ans

回到例子

系统&查询	1	2	3	4	5
系统1, 查询1	d3 ✓	d6 ✓	d8	d10	d11
系统1, 查询2	d1	d4	d7	d11	d13
系统2, 查询1	d6 ✓	d7	d2	d9 ✓	/
系统2, 查询2	d1	d2	d4	d13	d14

对于查询1的标准答案集合 {d3,d4,d6,d9}

对于系统1, 查询1, 正确率2/5, 召回率2/4

对于系统2, 查询1, 正确率2/4, 召回率2/4

提问

- 查询Q，本应该有100篇相关文档，某个系统返回200篇文档，其中80篇是真正相关的文档
- 提问：P/R怎么计算？

提问

- 一个例子：查询Q，本应该有100篇相关文档，某个系统返回200篇文档，其中80篇是真正相关的文档
- $\text{Recall} = 80 / 100 = 0.8$
- $\text{Precision} = 80 / 200 = 0.4$
- 结论：召回率较高，但是正确率较低

正确率和召回率的应用领域

- 拼写校对
- 中文分词
- 文本分类
- 人脸识别
-

关于正确率和召回率的讨论(1)

- “宁可错杀一千，不可放过一人” → 偏重召回率，忽视正确率。冤杀太多。
- 判断是否有罪：
 - 如果没有证据证明你无罪，那么判定你有罪。 → 召回率高，有些人受冤枉
 - 如果没有证据证明你有罪，那么判定你无罪。 → 召回率低，有些人逍遥法外

关于正确率和召回率的讨论(2)

- 虽然Precision和Recall都很重要，但是不同的应用、不同的用户可能会对两者的要求不一样。因此，实际应用中应该考虑这点。
 - 垃圾邮件过滤：宁愿漏掉一些垃圾邮件，但是尽量少将正常邮件判定成垃圾邮件。
 - 有些用户希望返回的结果全一点，他有时间挑选；有些用户希望返回结果准一点，他不需要结果很全就能完成任务。

P/R指标的方差

- 对于一个测试文档集来说，某些信息需求上效果很差 (比如,在 $R = 0.1$ 点上 $P = 0.2$)，但是在一些其他需求上又相当好 (如在 $R = 0.1$ 点上 $P = 0.95$)
- 实际上，同一系统在不同查询上的结果差异往往高于不同系统在同一查询上的结果
- 也就是说，存在容易的信息需求和难的信息需求
- 好比有的人擅长回答几何问题，有的擅长回答数论问题

提问

- 正确率和召回率的定义或者计算有什么问题或不足或者难点？

系统&查询	1	2	3	4	5
系统1， 查询1	d3 ✓	d6 ✓	d8	d10	d11
系统1， 查询2	d1	d4	d7	d11	d13
系统2， 查询1	d6 ✓	d7	d2	d9 ✓	/
系统2， 查询2	d1	d2	d4	d13	d14

对于查询1的标准答案集合 {d3,d4,d6,d9}

对于系统1， 查询1， 正确率2/5， 召回率2/4

对于系统2， 查询1， 正确率2/4， 召回率2/4

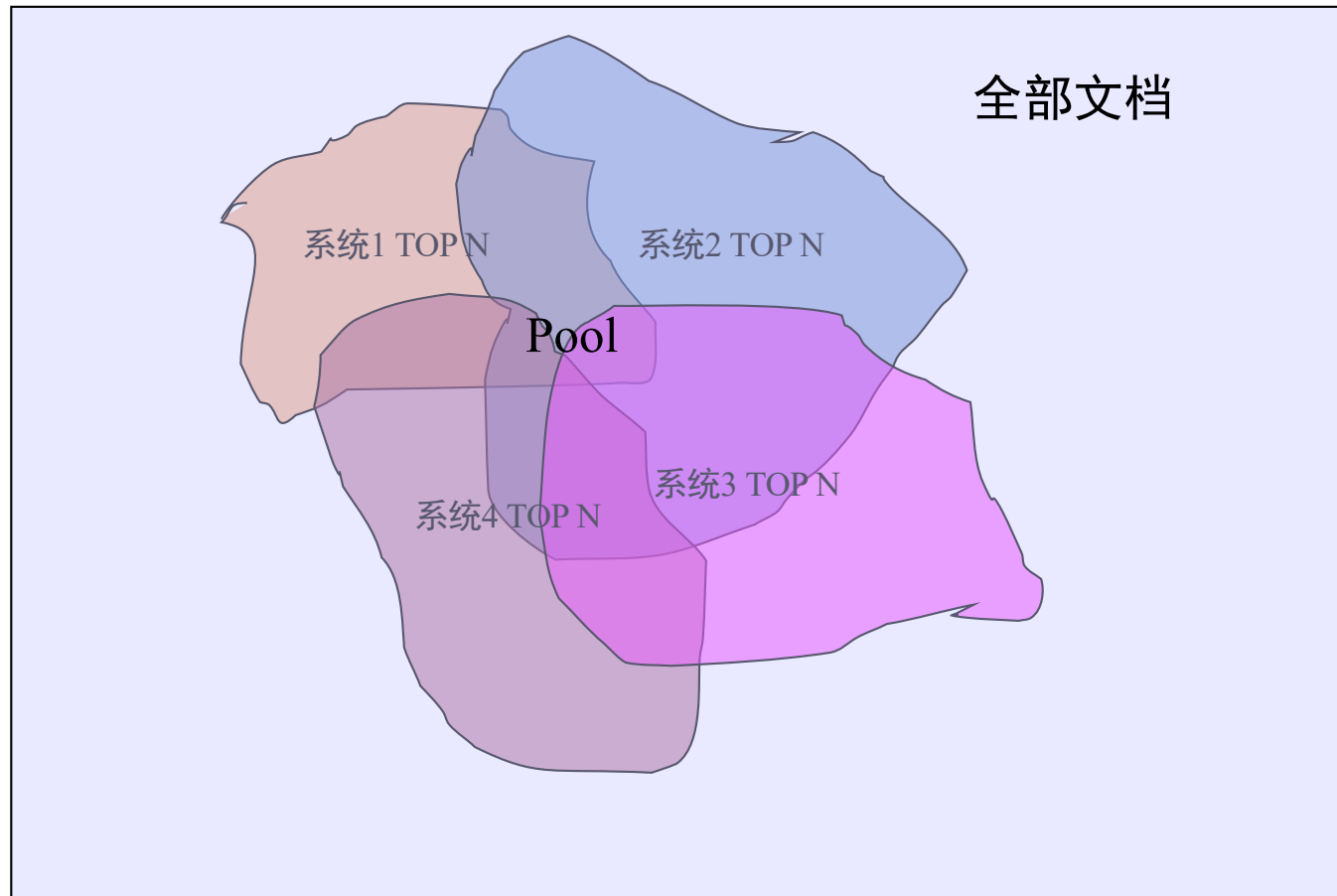
正确率和召回率的问题

- 召回率难以计算
 - 解决方法：Pooling方法，或者不考虑召回率
- 两个指标分别衡量了系统的某个方面，但是也为比较带来了难度，究竟哪个系统好？大学最终排名也只有一个指标。
 - 解决方法：单一指标，将两个指标融成一个指标
- 两个指标都是基于(无序)集合进行计算，并没有考虑序的作用
 - 举例：两个系统，对某个查询，返回的相关文档数目一样都是10，但是第一个系统是前10条结果，后一个系统是最后10条结果。显然，第一个系统优。但是根据上面基于集合的计算，显然两者指标一样。
 - 解决方法：引入序的作用

关于召回率的计算

- 对于大规模语料集合，列举每个查询的所有相关文档是不可能的事情，因此，不可能准确地计算召回率
- 缓冲池(Pooling)方法：对多个检索系统的Top N个结果组成的集合进行人工标注，标注出的相关文档集合作为整个相关文档集合。这种做法被验证是可行的(可以比较不同系统的相对效果)，在TREC会议中被广泛采用。

4个系统的Pooling



P和R融合

$$P=0.4 \ R=0.4 \ F1=?$$

$$P=0.6 \ R=0.2 \ F2$$

$$P=0.5 \ R=0.3 \ F3$$

$$F1 > F3 > F2$$

- F值(F-measure): 召回率R和正确率P的调和平均值, if $P=0$ or $R=0$, then $F=0$, else 采用下式计算:

$$F = \frac{2}{\frac{1}{P} + \frac{1}{R}} = \frac{2PR}{P+R} \quad (P \neq 0, R \neq 0)$$

- F_β : 表示召回率的重要程度是正确率的 $\beta(>=0)$ 倍, $\beta > 1$ 更重视召回率, $\beta < 1$ 更重视正确率

$$F_\beta = \frac{(1+\beta^2)PR}{\beta^2 P + R} \quad (P \neq 0, R \neq 0)$$

- E(Effectiveness)值: 召回率R和正确率P的加权平均值, $b > 1$ 表示更重视P, $E = 1 - F_\beta$, $b^2 = 1/\beta^2$

$$E = 1 - \frac{1+b^2}{\frac{b^2}{P} + \frac{1}{R}} \quad (P \neq 0, R \neq 0)$$

为什么使用调和平均计算F值

- 为什么不使用其他平均来计算F，比如算术平均
- 如果采用算术平均计算F值，那么一个返回全部文档的搜索引擎的F值就不低于50%，这有些过高。
- 做法：不管是P还是R，如果十分低，那么结果应该表现出来，即这样的情形下最终的F值应该有所惩罚
- 采用P和R中的最小值可能达到上述目的
- 但是最小值方法不平滑而且不易加权
- 基于调和平均计算出的F值可以看成是平滑的最小值函数

精确率(Accuracy)

- 精确率是所有判定中正确的比率

- $\text{accuracy} = (\text{RR} + \text{NN}) / (\text{RN} + \text{RR} + \text{NR} + \text{NN})$

- 为什么通常使用P、R、F而不使用精确率？

- Web信息检索当中精确率为什么不可用？

课堂练习

- 计算P、R、F1

	相关	不相关
返回	18	2
未返回	82	1,000,000,000

- 下面的一个搜索引擎无论对于什么查询都返回0结果，为什么该引擎例子表明使用精确率是不合适的？



精确率不适合IR的原因

- 由于和查询相关毕竟占文档集的极少数，所以即使什么都不返回也会得到很高的精确率
- 什么都不返回可能对大部分查询来说可以得到 99.99%以上的精确率
- 信息检索用户希望找到某些文档并且能够容忍结果中有一定的不相关性
- 返回一些即使不好的文档也比不返回任何文档强
- 因此，实际中常常使用P、R和F1，而不使用精确率

引入序的作用(1)

- **R-Precision**: 检索结果中, 在所有相关文档总数位置上的准确率, 如某个查询的相关文档总数为80, 则计算检索结果中在前80篇文档的正确率。

系统1, 查询1 d3 ✓ d6 ✓ d8 d10 d11
系统2, 查询1 d6 ✓ d7 d2 d9 ✓

对于查询1的标准答案集合 {d3,d4,d6,d9}

$$R-P1=2/4 \quad R-P2=2/4$$

引入序的作用(2)

- 正确率-召回率 曲线(precision versus recall curve)
 - 检索结果以排序方式排列，用户不可能马上看到全部文档，因此，在用户观察的过程中，正确率和召回率在不断变化(vary)。
 - 可以求出在召回率分别为0%,10%,20%,30%,...,90%,100%上对应的正确率，然后描出图像
 - 在上面的曲线对应的系统结果更好

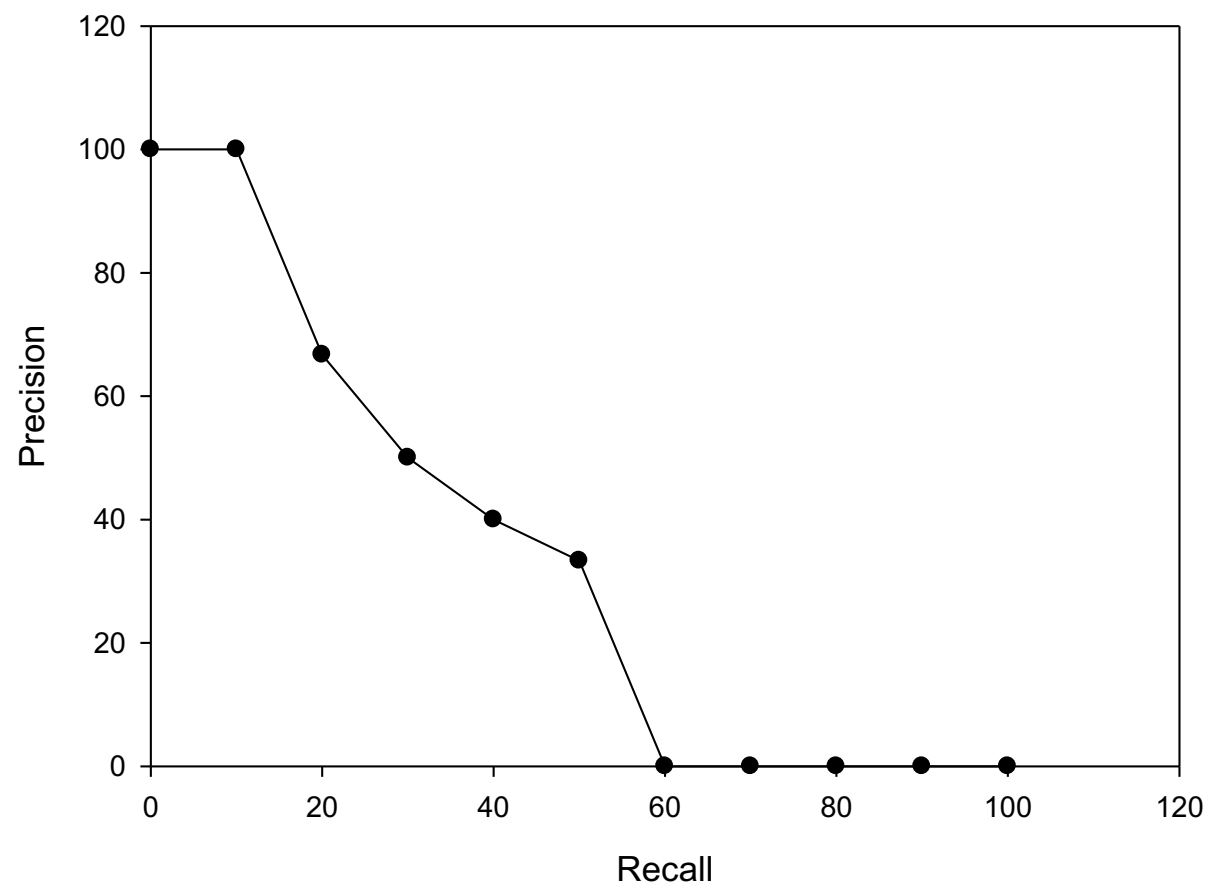
P-R曲线的例子

- 某个查询q的标准答案集合为：
 $R_q = \{d3, d5, d9, d25, d39, d44, d56, d71, d89, d123\}$
- 某个IR系统对q的检索结果如下：

1. d123 R=0.1,P=1	6. d9 R=0.3,P=0.5	11. d38
2. d84	7. d511	12. d48
3. d56 R=0.2,P=0.67	8. d129	13. d250
4. d6	9. d187	14. d113
5. d8	10. d25 R=0.4,P=0.4	15. d3 R=0.5,P=0.33

P-R 曲线

Precision-recall « ' de



P-R 曲线的插值问题

- 对于前面的例子，假设 $R_q = \{d3, d56, d129\}$
 - 3. d56 $R=0.33, P=0.33$; 8. d129 $R=0.66, P=0.25$; 15. d3 $R=1, P=0.2$
- 不存在10%, 20%, ..., 90%的召回率点，而只存在33.3%, 66.7%, 100%三个召回率点
- 在这种情况下，需要利用存在的召回率点对不存在的召回率点进行插值(interpolate)
- 对于 $t\%$ ，如果不存在该召回率点，则定义 $t\%$ 的正确率为从 $t\%$ 到 100% ($\geq t\%$) 中最大的正确率值。
- 对于上例，0%, 10%, 20%, 30% 上正确率为 0.33，40%~60% 对应 0.25，70% 以上对应 0.2

P-R 曲线图

插值前:

No3. d56 $R=0.33, P=0.33$;

No8. d129 $R=0.66, P=0.25$;

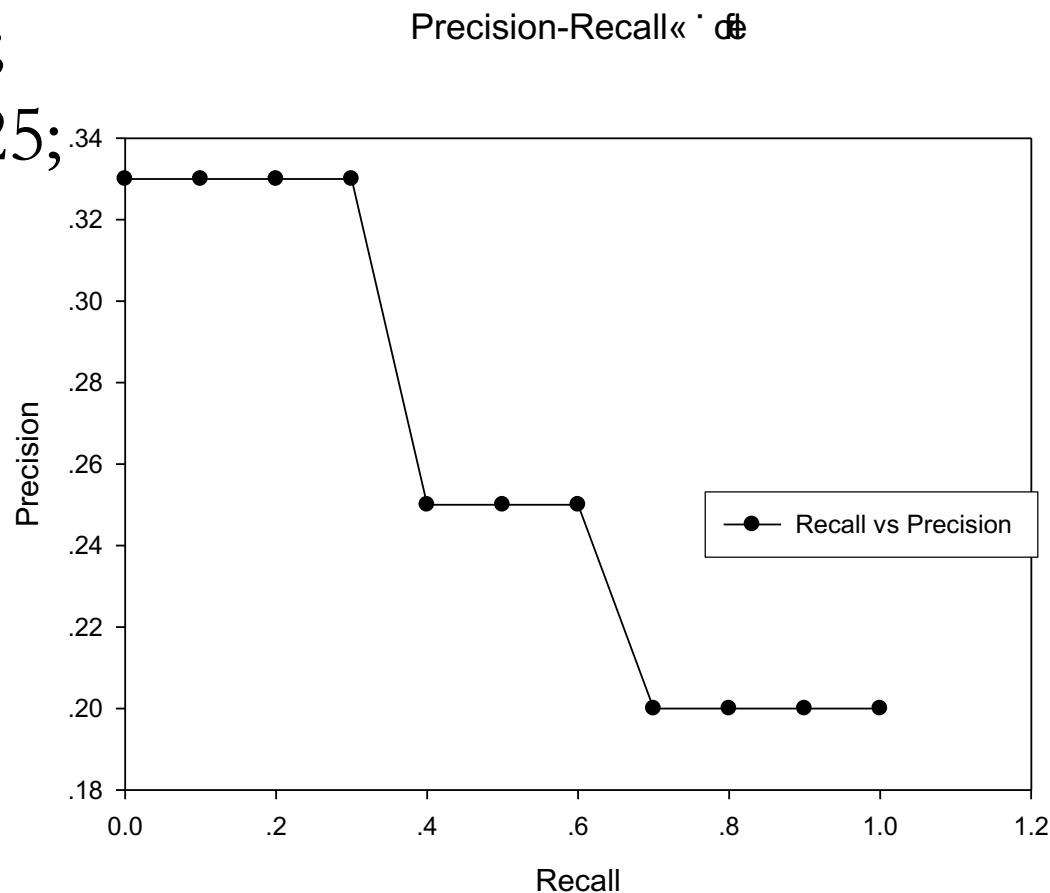
No15. d3 $R=1, P=0.2$

插值后:

0%~30% 正确率为 0.33

40%~60% 对应 0.25

70% 以上 对应 0.2



P-R的优缺点

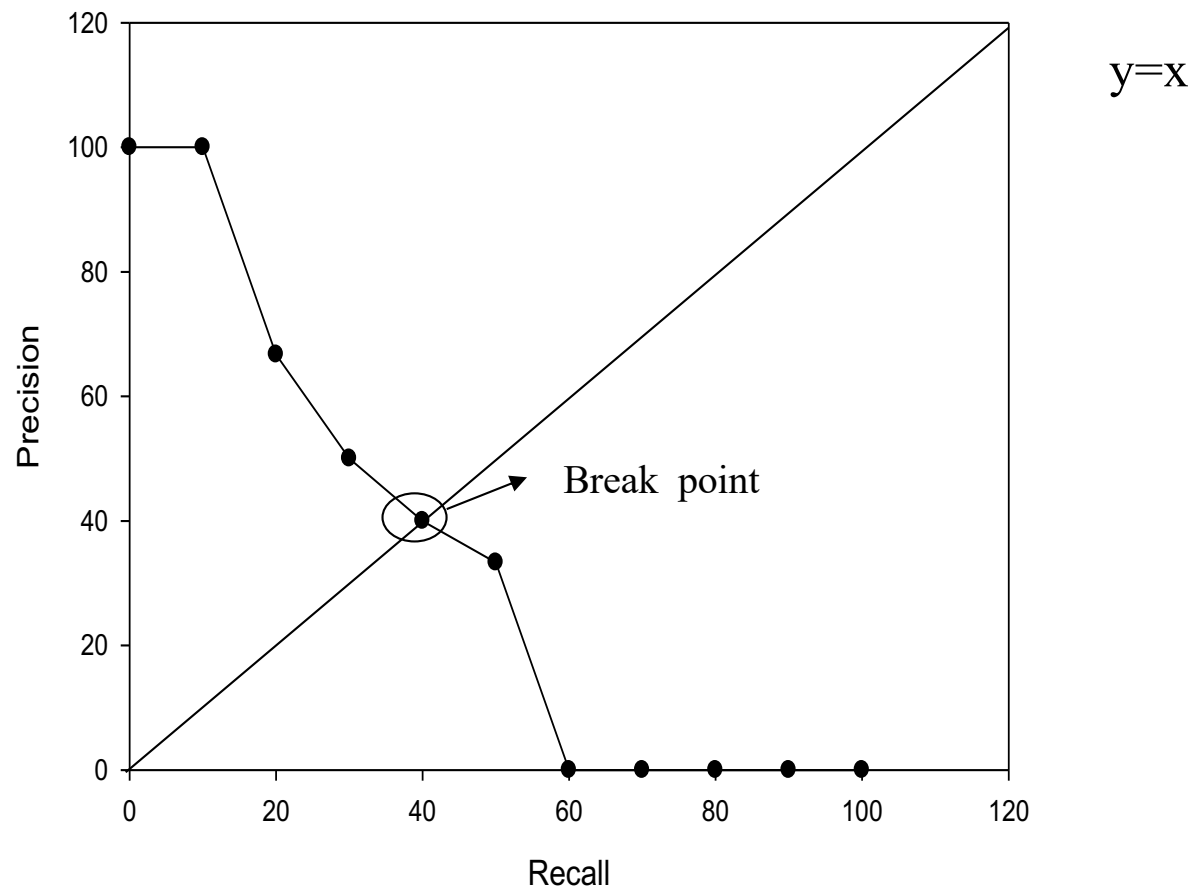
- 优点：
 - 简单直观
 - 既考虑了检索结果的覆盖度，又考虑了检索结果的排序情况
- 缺点：
 - 单个查询的P-R曲线虽然直观，但是难以明确表示两个查询的检索结果的优劣

基于P-R曲线的单一指标


- Break Point: P-R曲线上 $P=R$ 的那个点
 - 这样可以直接进行单值比较
- 11点平均正确率(11 point average precision): 在召回率分别为0,0.1,0.2,...,1.0的十一个点上的正确率求平均, 等价于插值的AP

P-R曲线中的break point

Precision-recall « 图



引入序的作用(3)

- 平均正确率(Average Precision, AP): 对不同召回率点上的正确率进行平均
 - 未插值的AP: 某个查询Q共有6个相关结果, 某系统排序返回了5篇相关文档, 其位置分别是第1, 第2, 第5, 第10, 第20位, 则
$$AP=(1/1+2/2+3/5+4/10+5/20+0)/6$$
第6文档
 - 插值的AP: 在召回率分别为0,0.1,0.2,...,1.0的十一个点上的正确率求平均, 等价于11点平均
 - 只对返回的相关文档进行计算的AP,
$$AP=(1/1+2/2+3/5+4/10+5/20)/5$$
, 倾向那些快速返回结果的系统, 没有考虑召回率

不考虑召回率

- Precision@N: 在第N个位置上的正确率，对于搜索引擎，大量统计数据表明，大部分搜索引擎用户只关注前一、两页的结果，因此，P@10, P@20对大规模搜索引擎来说是很好的评价指标

回到例子

系统&查询	1	2	3	4	5
系统1, 查询1	d3 ✓	d6 ✓	d8	d10	d11
系统1, 查询2	d1 ✓	d4	d7	d11	d13 ✓
系统2, 查询1	d6 ✓	d7	d2	d9 ✓	/
系统2, 查询2	d1 ✓	d2 ✓	d4	d13 ✓	d14

查询1及查询2的标准答案集合分别为 $\{d3, d4, d6, d9\}$ $\{d1, d2, d13\}$

系统1查询1: $P@2=1$, $P@5=2/5$; 系统1查询2: $P@2=1/2$, $P@5=2/5$;

系统2查询1: $P@2=1/2$, $P@5=2/5$; 系统2查询2: $P@2=1$, $P@5=3/5$

评价指标分类

- 对单个查询进行评估的指标
 - 对单个查询得到一个结果
- 对多个查询进行评估的指标 ←
 - 在多个查询上检索系统的得分求平均

评价指标(9)

- 平均的求法：
 - 宏平均(Macro Average): 对每个查询求出某个指标，然后对这些指标进行算术平均
 - 微平均(Micro Average): 将所有查询视为一个查询，将各种情况的文档总数求和，然后进行指标的计算
 - 如：Micro Precision=(对所有查询检出的相关文档总数)/(对所有查询检出的文档总数)
 - 宏平均对所有查询一视同仁，微平均受返回相关文档数目比较大的查询影响(宏平均保护弱者，类比：乒乓球参赛资格限制)
- MAP(Mean AP): 对所有查询的AP求宏平均

回到例子

系统&查询	1	2	3	4	5
系统1, 查询1	d3 ✓	d6 ✓	d8	d10	d11
系统1, 查询2	d1 ✓	d4	d7	d11	d13 ✓
系统2, 查询1	d6 ✓	d7	d2	d9 ✓	
系统2, 查询2	d1 ✓	d2 ✓	d4	d13 ✓	d14

查询1及查询2的标准答案集合分别为 $\{d3, d4, d6, d9\}$ $\{d1, d2, d13\}$

系统1查询1: $P=2/5, R=2/4, F=4/9, AP=1/2$; 系统1查询2: $P=2/5, R=2/3, F=1/2, AP=7/15$;

系统2查询1: $P=2/4, R=2/4, F=1/2, AP=3/8$; 系统2查询2: $P=3/5, R=3/3, F=3/4, AP=11/12$;

系统1: MacroP? , MacroR? , MacroF? MAP?, MicroP? MicroR=? MicroF?

系统1的MacroP=2/5, MacroR=7/12, MacroF=17/36, MAP=29/60,

MicroP=4/10, MicroR=4/7, MicroF=8/17

系统2的MacroP=11/20, MacroR=3/4, MacroF=5/8, MAP=31/48,

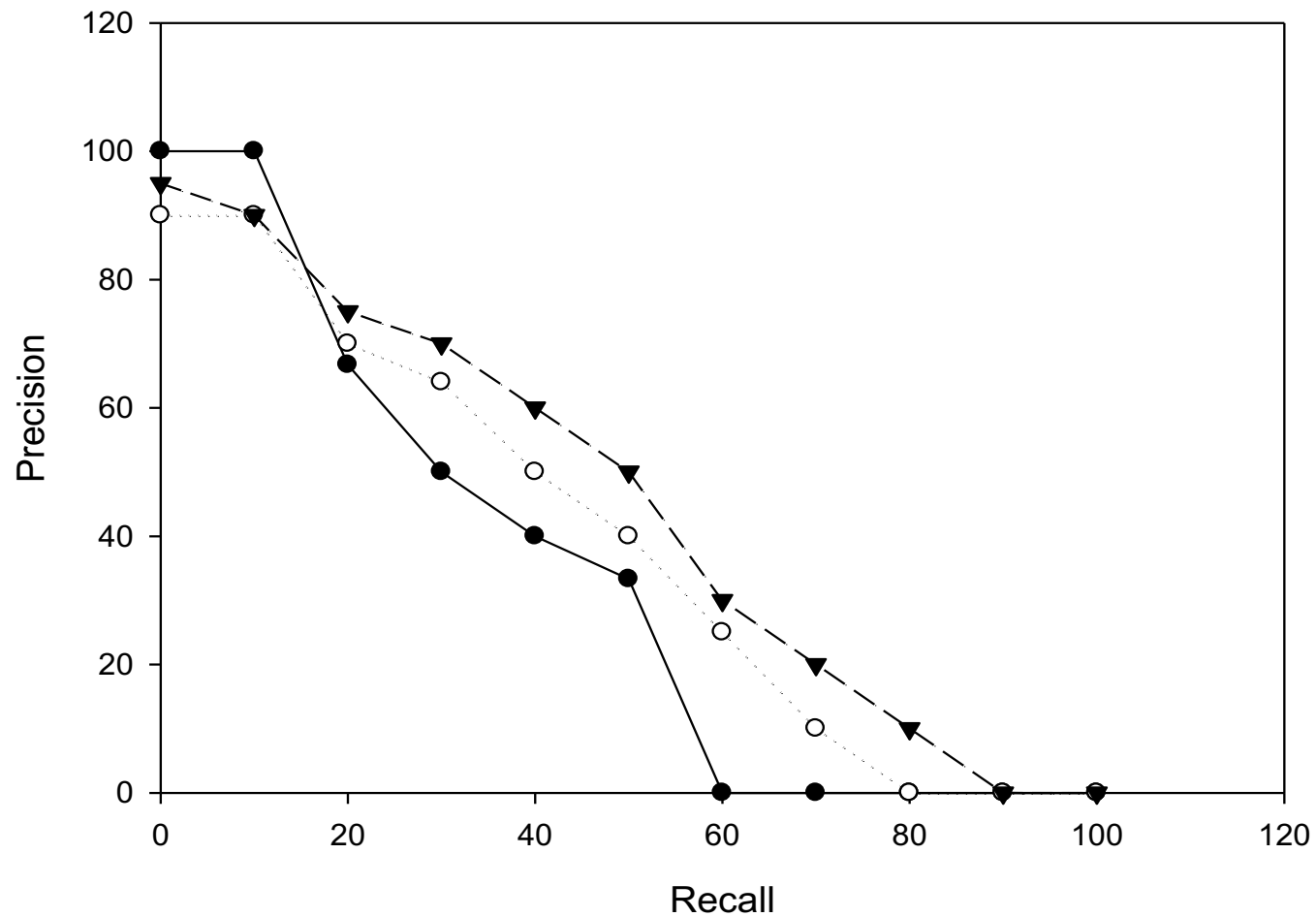
MicroP=4/9, MicroR=5/7, MicroF=40/73

整个IR系统的P-R曲线

- 在每个召回率点上，对所有的查询在此点上的正确率进行算术平均，得到系统在该点上的正确率的平均值。
- 两个检索系统可以通过P-R曲线进行比较。位置在上面的曲线代表的系统性能占优。

几个IR系统的P-R曲线比较

Comparison of P-R curves for several IR systems



面向用户的评价指标

- 前面的指标都没有考虑用户因素。而相关不相关由用户判定。
- 假定用户已知的相关文档集合为 U ，检索结果和 U 的交集为 R_u ，则可以定义覆盖率(Coverage) $C = |R_u| / |U|$ ，表示系统找到的用户已知的相关文档比例。
- 假定检索结果中返回一些用户以前未知的相关文档 R_k ，则可以定义出新率(Novelty Ratio) $N = |R_k| / (|R_u| + |R_k|)$ ，表示系统返回的新相关文档的比例。

其他评价指标

- 不同的信息检索应用或者任务还会采用不同的评价指标
- MRR(Mean Reciprocal Rank): 对于某些IR系统(如问答系统或主页发现系统), 只关心第一个标准答案返回的位置(Rank), 越前越好, 这个位置的倒数称为RR, 对问题集合求平均, 则得到MRR
 - 例子: 两个问题, 系统对第一个问题返回的标准答案的Rank是2, 对第二个问题返回的标准答案的Rank是4, 则系统的MRR为 $(1/2 + 1/4)/2 = 3/8$

其他评价指标

- Adaptive & Batch filtering

	Relevant	Not Relevant
Retrieved	R^+ / A	N^+ / B
Not Retrieved	R^- / C	N^- / D

- Utility = $A * R^+ + B * N^+ + C * R^- + D * N^-$
- $T11U = 2 * R^+ - N^+$
- $P = R^+ / (R^+ + N^+)$, $R = R^+ / (R^+ + R^-)$
- $T11F = 1.25 / (0.25 / R + 1 / P)$
- 归一化平均

近几年出现的新的评价指标

- Bpref
- GMAP
- NDCG

*增加于2007年9月20日

Bpref



- Bpref: Binary preference, 2005年首次引入到TREC的 Terabyte任务中
- 基本的思想: 在相关性判断(Relevance Judgement) 不完全的情况下, 计算在进行了相关性判断的文档集合中, 在判断到相关文档前, 需要判断的不相关文档的篇数
- 相关性判断完全的情况下, 利用Bpref和MAP进行评价的结果很一致, 但是相关性判断不完全的情况下, Bpref更鲁棒。

*Buckley, C. & Voorhees, E.M. Retrieval Evaluation with Incomplete Information, Proceedings of SIGIR 2004

原始定义

- 对每个Topic，已判定结果中有 R 个相关结果

$$bpref = \frac{1}{R} \sum_r \left(1 - \frac{|n \text{ 排在 } r \text{ 前面}|}{R} \right)$$

- r 是相关文档， n 是 r 前 **不相关** 文档集合的大小

假设检索结果集 S 为：

$S = \{D1, D2 \bullet, D3 *, D4 *, D5 \bullet, D6, D7 \bullet, D8, D9, D10\}$

其中 $D2$ 、 $D5$ 和 $D7$ 是相关文档，


$D3$ 和 $D4$ 为未经判断的文档。

对这个例子来说， $R=3$; $bpref = 1/3 [(1 - 1/3) + (1 - 1/3) + (1 - 2/3)]$

。

特定情况

- 当R很小(1 or 2)时，原公式不合适


$$bpref_{10} = \frac{1}{R} \sum_r \left(1 - \frac{|n \text{ 排在 } r \text{ 前面}|}{10+R} \right)$$

- r 是相关文档， n 是Top $10+R$ 篇不相关文档集合的子集

最新定义

- 对每个Topic，已判定结果集合中有R个相关文档，N个不相关文档，则

$$bpref = \frac{1}{R} \sum_r 1 - \frac{|n \text{排在} r \text{前面}|}{\min(R, N)}$$

Bpref can be thought of as the inverse of the fraction of judged irrelevant documents that are retrieved before relevant ones. Bpref and mean average precision are very highly correlated when used with complete judgments. But when judgments are incomplete, rankings of systems by bpref still correlate highly to the original ranking, whereas rankings of systems by MAP do not.

*参看trec_eval工具8.0修正说明(bpref_bug文件)

GMAP

- GMAP(Geometric MAP): TREC2004 Robust 任务引进
- 先看一个例子

系统	Topic	AP	Increase	MAP
系统A	Topic 1	0.02	-	0.113
	Topic 2	0.03	-	
	Topic 3	0.29	-	
系统B	Topic 1	0.08	+300%	0.107
	Topic 2	0.04	+33.3%	
	Topic 3	0.20	-31%	

- 从MAP来看，系统A好于系统B，但是从每个查询来看，3个查询中有2个Topic B比A有提高，其中一个提高的幅度达到300%

GMAP

- 几何平均值

$$GMAP = \sqrt[n]{\prod_{i=1}^n AP_i} = \exp\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \ln AP_i\right)$$

- 上面那个例子 $GMAP_a=0.056$, $GMAP_b=0.086$
- $GMAP_a < GMAP_b$
- GMAP和MAP各有利弊，可以配合使用，如果存在难Topic时，GMAP更能体现细微差别

NDCG Normalized Discounted Cumulative Gain

归一化折损累计增益

- 每个文档不仅仅只有相关和不相关两种情况，而是有相关度级别，比如0,1,2,3。我们可以假设，对于返回结果：
 - 相关度级别越高的结果越多越好
 - 相关度级别越高的结果越靠前越好

*Jarvelin, K. & Kekalainen, J. Cumulated Gain-based Evaluation of IR Techniques. *ACM Transactions on Information Systems*, 2002, 20, 422-446

NDCG

- Directed Gain

$$G' = \langle 3, 2, 3, 0, 0, 1, 2, 2, 3, 0, \dots \rangle.$$

- Cumulated Gain(CG) vector

$$CG[i] = \begin{cases} G[1], & \text{if } i = 1 \\ CG[i - 1] + G[i], & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (1)$$

$$CG' = \langle 3, 5, 8, 8, 8, 9, 11, 13, 16, 16, \dots \rangle.$$

- Discounted CG vector($\log_b i$ 表示以 b 为底对 i 取对数)

$$DCG[i] = \begin{cases} CG[i], & \text{if } i < b \\ DCG[i - 1] + G[i]/^b \log i, & \text{if } i \geq b. \end{cases} \quad (2)$$

$$b=2, \quad DCG' = \langle 3, 5, 6.89, 6.89, 6.89, 7.28, 7.99, 8.66, 9.61, 9.61, \dots \rangle.$$

NDCG

- BV(Best Vector) : 假定 m 个3, l 个2, k 个1, 其他都是0

$$\text{BV}[i] = \begin{cases} 3, & \text{if } i \leq m, \\ 2, & \text{if } m < i \leq m + l, \\ 1, & \text{if } m + l < i \leq m + l + k, \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (4)$$

$$I' = \langle 3, 3, 3, 2, 2, 2, 1, 1, 1, 1, 0, 0, 0, \dots \rangle.$$

$$\text{CG}'_I = \langle 3, 6, 9, 11, 13, 15, 16, 17, 18, 19, 19, 19, 19, \dots \rangle$$

$$\text{DCG}'_I = \langle 3, 6, 7.89, 8.89, 9.75, 10.52, 10.88, 11.21, 11.53, 11.83, 11.83, 11.83, \dots \rangle.$$

NDCG

- Normalized (D)CG

$$\textit{norm-vect}(V, I) = \langle v_1/i_1, v_2/i_2, \dots, v_k/i_k \rangle. \quad (5)$$

$$\begin{aligned} \text{nCG}' &= \textit{norm-vect}(\text{CG}', \text{CG}'_I) \\ &= \langle 1, 0.83, 0.89, 0.73, 0.62, 0.6, 0.69, 0.76, 0.89, 0.84, \dots \rangle. \end{aligned}$$

例子

- 假设搜索回来的6个结果，其相关性分数分别是 3、2、3、0、1、2
- 那么 $CG = 3+2+3+0+1+2=11$
- 可以看到只是对相关的分数进行了一个关联的打分，并没有召回的所在位置对排序结果评分对影响。而我们看 $DCG = 3+1.26+1.5+0+0.38+0.71 = 6.86$

i	rel _i	$\log_2(i+1)$	$rel_i / \log_2(i+1)$
1	3	1	3
2	2	1.58	1.26
3	3	2	1.5
4	0	2.32	0
5	1	2.58	0.38
6	2	2.8	0.71

- 归一化需要先结算 IDCG，假如我们实际召回了8个物品，除了上面的6个，还有两个结果，假设第7个相关性为3，第8个相关性为0。
- 在理想情况下的相关性分数排序应该是：3、3、3、2、2、1、0、0。计算 $IDCG@6 = 3 + 1.89 + 1.5 + 0.86 + 0.77 + 0.35 = 8.37$
- $NDCG = 6.86 / 8.37 = 81.96\%$

i	rel _i	$\log_2(i+1)$	$rel_i / \log_2(i+1)$
1	3	1	3
2	3	1.58	1.89
3	3	2	1.5
4	2	2.32	0.86
5	2	2.58	0.77
6	1	2.8	0.35

NDCG

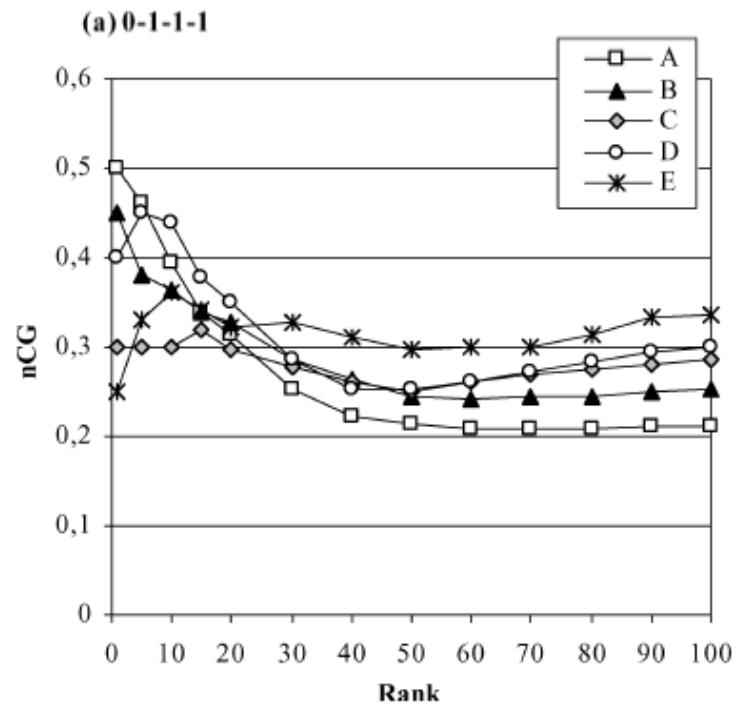


Fig. 3(a). Normalized cumulated gain (nCG) curves, binary weighting.

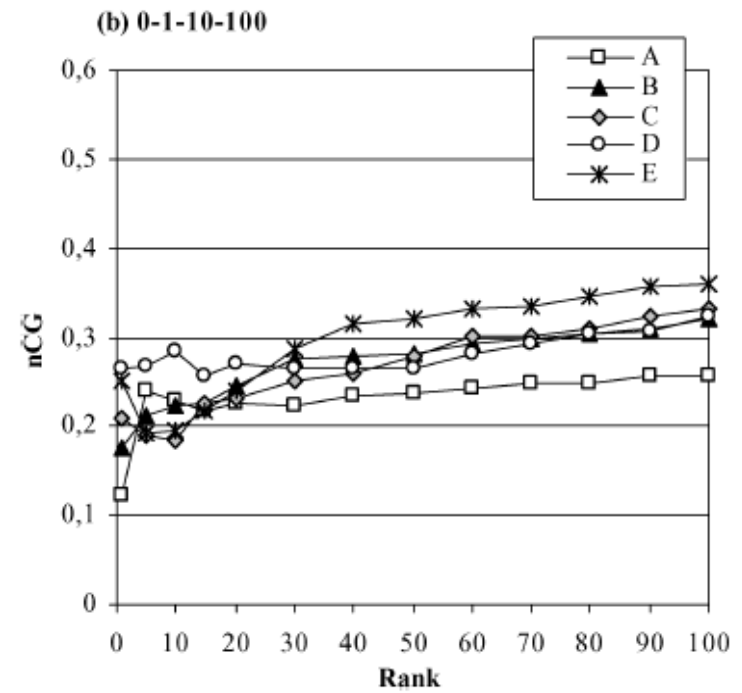


Fig. 3(b). Normalized cumulated gain (nCG) curves, nonbinary weighting.

NDCG

- 优点：
 - 图形直观，易解释
 - 支持非二值的相关度定义，比P-R曲线更精确
 - 能够反映用户的行为特征(如：用户的持续性 persistence)
- 缺点：
 - 相关度的定义难以一致
 - 需要参数设定

*Ruihua Song, Evaluation in Information Retrieval, 中科院研究生院微软系列讲座,
<http://tjluo.gucas.ac.cn/sites/wism2006/PPT/Forms/AllItems.aspx>

另一种NDCG的计算方法

- 加大相关度本身的权重，原来是线性变化，现在是指数变化，相关度3、2、1 在计算时用 2^3 、 2^2 、 2^1

$$\text{NDCG}(Q, k) = \frac{1}{|Q|} \sum_{j=1}^{|Q|} Z_{j,k} \sum_{m=1}^k \frac{2^{R(j,m)} - 1}{\log(1 + m)} \quad (8-9)$$

- 据说搜索引擎公司常用这个公式

关于评价方面的研究

- 现有评价体系远没有达到完美程度
 - 对评价的评价研究
 - 指标的相关属性(公正性、敏感性)的研究
 - 新的指标的提出(新特点、新领域)
 - 指标的计算(比如Pooling方法中如何降低人工代价?)

提纲

- ① 上一讲回顾
- ② 有关检索评价
- ③ 评价指标
- ④ 相关评测
- ⑤ 结果摘要

评测任务流程

- 任务定义
 - 要干什么
 - 怎么评价
 - 奖品是啥
- 评测（竞赛）通知（求人参赛）
 - 向大家广播，请大家告诉大家
- 评测过程
 - 提交结果/评价
- 结果宣布
 - 领奖
 - 提交系统报告



En/中

Models

课程

讨论区

登录

注册



苏州大学&狗尾草公司 • ¥43,000 • 269 支参赛队伍

CCKS 2019 人物关系抽取

2019-04-20

最终提交

2019-07-25

主页 > 比赛 > CCKS 2019 人物关系抽取

介绍

简介

规则

数据

时间轴和奖励

评价指标

讨论区

Models

任务描述

关系抽取 (Relation Extraction) 是信息抽取的一个重要子任务, 其任务是从文本内容中找出给定实体对之间的语义关系, 是智能问答、信息检索等智能应用的重要基础, 和知识图谱的构建有着密切的联系。

在本次任务中, 我们重点关注人物之间的关系抽取研究, 简称IPRE (Inter-Personal Relationship Extraction)。给定一组人物实体对和包含该实体对的句子, 找出给定实体对在已知关系表中的关系。我们将从以下两个方面进行评测:

1. Sent-Track: 从句子级别上根据给定句子预测给定人物实体对的关系



En/中

Models

课程

讨论区

登录

注册

评价指标

本次任务的评价指标包括精确率 (Precision, P)、召回率 (Recall, R) 和 F1 值 (F1-measure, F1), 分为 Sent-Track 和 Bag-Track 两个部分, 每部分按 F1 值分别排名。只统计预测结果中非 NA 的数目 (如果 NA 关系预测错误, 也会计入到评价指标中计算)。

1. Sent-Track 预测结果评价:

给定测试集结果, N_r 表示类别预测正确的句子数目, N_{sys} 表示系统预测的句子数目, N_{std} 表示标准结果的句子数目。

计算公式如下:

$$P = \frac{N_r}{N_{sys}}, R = \frac{N_r}{N_{std}}$$

$$F1 = \frac{2PR}{P + R}$$

2. Bag-Track 预测结果评价:



En/中

Models

课程

讨论区

登录

注册

Models

提交

Sent-Track 提交

Bag-Track 提交

我的提交

其他

我的队伍

Sent-Track 排行榜

Bag-Track 排行榜

最终排行榜 (B榜) : 7月25日

评测论文提交: 8月15日

奖励

CCKS专委会为每个任务前三名设立奖金并颁发证书。此外, 本任务额外为选手提供28000元奖金和6台设备。

每个track的前三名将各获得:

第一名: 12000元+3台HE琥珀

第二名: 5000元 +2台HE琥珀

第三名: 2000元 +1台HE琥珀

第4-6名: 各一台HE琥珀

同时组委会将针对不同任务特别评选“创新技术奖”(每一任务至多一项, 奖金: 5000元), 专门用于鼓励创新性技术的使用。



- 介绍
- 简介
- 规则
- 数据
- 时间轴和奖励
- 评价指标
- 讨论区
- Models
- 提交
- Sent-Track 提交
- Bag-Track 提交
- 我的提交
- 其他
- 我的队伍

Sent-Track排行榜

排行榜每10分钟更新.

如果你发现有参赛者用多个账户参加比赛, 请联系管理员.

*公开榜的成绩是通过大约50%的测试集答案计算得到的, 最后的结果将在100%测试集结果上得出, 所以公开榜的成绩可能会和最后排名有所不同.

#	Δ	队伍名	Public分数	提交次数
1	—	guanchong	0.34272	1
2	—	HITSZ_ICES00	0.30588	6
3	—	wdx	0.24738	8
4	—	gycg	0.24592	4
5	—	iyanyu	0.23475	10
6	—	摩诃不思议	0.23323	9
7	—	石油苑1501	0.23165	7
8	—	alei227	0.22945	4
9	—	大王叫我来巡山	0.22776	5
10	—	RE小分队	0.22044	1
11	—	xm	0.21930	1

TREC 概况

- The Text REtrieval Conference, TREC, <http://trec.nist.gov>
- 由NIST(the National Institute of Standards and Technology)和DARPA(the Defense Advanced Research Projects Agency)联合举办
- 1992年举办第一届会议，每年11月举行，至2006年已有15届，可以看成信息检索的“奥运会”

TREC的目标(1)

- 总目标：支持在信息检索领域的基础研究，提供对大规模文本检索方法的评估办法
 - 1.鼓励对基于大测试集合的信息检索方法的研究
 - 2.提供一个可以用来交流研究思想的论坛，增进工业界、学术界和政府部门之间的互相了解；

TREC的目标(2)

- 3.示范信息检索理论在解决实际问题方面的重大进步，提高信息检索技术从理论走向商业应用的速度；
- 4.为工业界和学术界提高评估技术的可用性，并开发新的更为适用的评估技术。

TREC的运行方式(1)

- TREC由一个程序委员会管理。这个委员会包括来自政府、工业界和学术界的代表。
- TREC以年度为周期运行。过程为：确定任务→参加者报名→参加者运行任务→返回运行结果→结果评估→大会交流
- 一开始仅仅面向文本，后来逐渐加入语音、图像、视频方面的评测

TREC的运行方式(2)

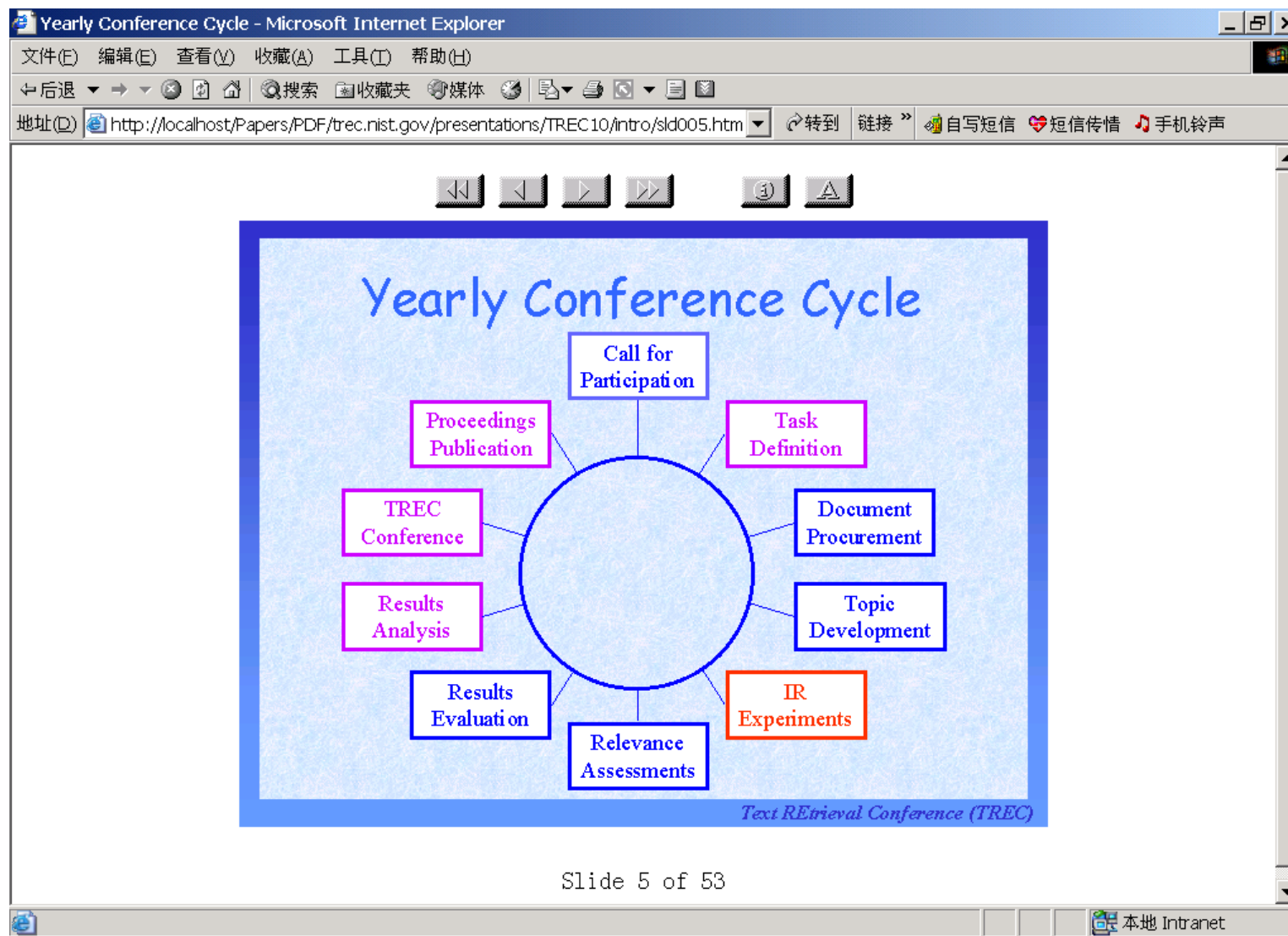
- 确定任务：NIST提供测试数据和测试问题
- 报名：参加者根据自己的兴趣选择任务
- 运行任务：参加者用自己的检索系统运行测试问题，给出结果
- 返回结果：参加者向NIST返回他们的运行结果，以便评估

NIST美国国家标准与技术研究院

TREC的运行方式(3)

- 结果评估：NIST使用一套固定的方法和软件对参加者的运行结果给出评测结果
- 大会交流：每年的11月召开会议，由当年的参加者们交流彼此的经验

TREC的运行方式(4)



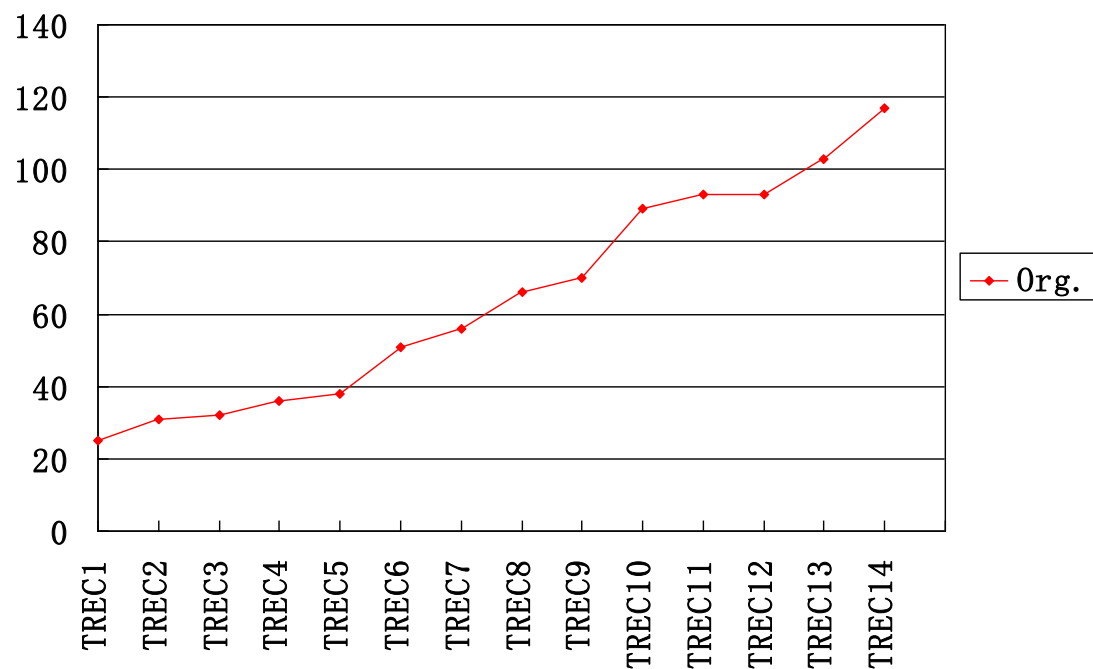
测试数据和测试软件

- 由LDC([Linguistic Data Consortium](#))或者其他单位免费提供，但有些数据需要缴纳费用，一般都必须签订协议
- 每年使用的数据可以是新的，也可以是上一年度已经使用过的
- TREC使用的评估软件是开放的，任何组织和个人都可以用它对自己的系统进行评测

TREC任务情况

TREC1 (92)	25	Ad hoc/Routing
TREC2	31	Ad hoc/Routing
TREC3	32	Ad hoc/Routing
TREC4	36	Spanish/Interactive/Database Merging/Confusion/Filtering
TREC5	38	Spanish/Interactive/DatabaseMerging/Confusion/Filtering/NLP
TREC6	51	Chinese/Interactive/Filtering/NLP/CLIR/Highprecision/SDR/VLC
TREC7	56	CLIR/High Precision/Interactive/Query/SDR/VLC
TREC8	66	CLIR/Filtering/Interactive/QA/Query/SDR/Web
TREC9	70	QA/CLIR(E-C)/Web/Filtering/Interactive/Query/SDR
TREC10	89	QA/CLIR/Web/Filtering/Interactive/Video
TREC11 (02)	93	QA/CLIR/Web/Filtering/Interactive/Video/Novelty/
TREC12 (03)	93	QA/Web/Novelty/HARD/Robust/Genomics/ →TRECVID单独组织
TREC13 (04)	103	QA/Web/Novelty/HARD/Robust/Genomics/Terabyte
TREC14 (05)	117	QA/HARD/Robust/Enterprise/Genomics/Terabyte/SPAM
TREC15 (06)	n/a	QA/Legal/Enterprise/Genomics/Terabyte/SPAM/Blog
TREC16 (07)	n/a	QA/Legal/Enterprise/Genomics/Terabyte/SPAM/Blog/Million Query

历届TREC参加单位数示意图



参加过TREC的部分单位

Corp.	University	Asian Organization
IBM	MIT	Singapore U. (KRDL)
AT&T	CMU	KAIST
Microsoft	Cambridge U.	Tinghua U. (大陆的清华) TREC11
Sun	Cornell U.	Tsinghua U. (Taiwan) TREC7
Apple	Maryland U.	Taiwan U. TREC8&9&10
Fujitsu	Massachusetts U.	Hongkong Chinese U. TREC9
NEC	New Mexico State U.	Microsoft Research China TREC9&10
XEROX	California Berkeley U.	Fudan U. TREC9&10&11(复旦)
RICOH	Montreal U.	ICT TREC10&11(中科院计算所)
CLRITECH	Johns Hopkins U.	HIT TREC10(哈工大)
NTT	Rutgers U.	北大、软件所、自动化所等
Oracle	Pennsylvania U.	还有更多的大陆队伍逐渐加入.....

TREC中名词定义

- Track
 - TREC的每个子任务, QA、Filtering、Web、Blog等
- Topic
 - 预先确定的问题, 用来向检索系统提问
 - topic → query (自动或者手工)
 - Question (QA)
- Document
 - 包括训练集和测试集合 (TIPSTER&TREC CDs、WT2G、WT10G、GOV2)
- Relevance Judgments
 - 相关性评估, 人工或者半自动

Topic的一般结构

- Title : 标题, 通常由几个单词构成, 非常简短
- Description : 描述, 一句话, 比Title详细, 包含了Title的所有单词
- Narrative : 详述, 更详细地描述了哪些文档是相关的

Topic示例

<num> Number: 351

<title> Falkland petroleum exploration

<desc> Description:

What information is available on petroleum exploration in the South Atlantic near the Falkland Islands?

<narr> Narrative:

Any document discussing petroleum exploration in the South Atlantic near the Falkland Islands is considered relevant. Documents discussing petroleum exploration in continental South America are not relevant.

使用Topic的方式

- 按照会议要求，可以利用Topic文本中的部分或者全部字段，构造适当的查询条件
- 可以使用任何方式构造查询条件，这包括手工的和自动的两大类。但提交查询结果时要注意产生方式。

评测方法

- 基于无序集合的评测：返回结果无顺序
 - Set Precision/Set Recall
- 基于有序集合的评测：
 - P@n/Average Precision/Reciprocal Rank
- 其他评测方法
 - Filtering Utility

相关性评估过程(1)

- (Ad hoc任务)Pooling方法：对于每一个topic，NIST从参加者取得的结果中挑选一部分运行结果，从每个运行结果中取头N个文档，然后用这些文档构成一个文档池，使用人工方式对这些文档进行判断。
- 相关性判断是二值的：相关或不相关。没有进行判断的文档被认为是不相关的。

相关性评估过程(2)

- NIST使用trec_eval软件包对所有参加者的运行结果进行评估，给出大量参数化的评测结果（主要是precision和recall）。根据这些评测数据，参加者可以比较彼此的系统性能。
- 其他track也有相应的公开评测工具

其他评测会议

TRECVID (TREC VIdeo)

- TRECVID : 2003年从TREC中分出来的有关Video检索方面的评测, 之前是TREC中的Video track任务。

MUC (Message Understanding Conference)

- 美国DARPA组织的有关信息抽取(IE, Information Extraction)的评测会议，起于1991年，1997年为最后一届(后来演变为ACE评测)，后两届加入了命名实体(Name Entity)识别和共指(Co-reference)消解

刘德华和朱莉去了东京开演唱会。

Conference	Year	Text Source	Topic (Domain)
MUC-1	1987	Mil. reports	Fleet Operations
MUC-2	1989	Mil. reports	Fleet Operations
MUC-3	1991	News reports	Terrorist activities in Latin America
MUC-4	1992	News reports	Terrorist activities in Latin America
MUC-5	1993	News reports	Corporate Joint Ventures, Microelectronic production
MUC-6	1995	News reports	Negotiation of Labor Disputes and Corporate management Succession
MUC-7	1997	News reports	Airplane crashes, and Rocket/Missile Launches

ACE(Automatic Content Extraction)

- 美国NIST组织，主要面向新闻领域的文本，抽取其中的实体、关系和事件。2000年开始，每年1届(2006年停办1次)，目前是进行了八届。ACE是以对象(Object)为单位进行提取，而MUC是以词语为单位进行提取。

DUC(Document Understanding Conference)

- 2001年开始NIST等开始组织的面向文档摘要(Summarization)的评测会议，评测的任务有单文档摘要和多文档摘要，通用摘要和面向查询(query-biased)的摘要，目前已经进行到第八届

其他评测

- NTCIR(NII Test Collection for IR Systems)：日本国立情报学研究所组织的关于亚洲语言相关的IR评测，1998年11月开始-1999年9月为第一届
- CLEF：有关欧洲语言相关的IR评测(跨语言)
- TAC(Text analysis Conference)：将DUC任务和TREC中的QA任务合并，自2008年开始举办的一个新会议。
- INEX(Initiative for the evaluation of XML retrieval)：有关XML检索的一个评测，起于2002年，DELOS Network of Excellence for Digital Libraries和IEEE CS组织。
- 国内863评测、北大天网评测、中文信息学会的倾向性分析评测等等

构建标准答案

- 用户判定的有效性问题

用户判定的有效性

- 只有在用户的评定一致时，相关性判定的结果才可用
- 如果结果不一致，那么不存在标准答案无法重现实验结果
- 如何度量不同判定人之间的一致性？
- Kappa 指标

最常见的评价指标是acc，它能够直接反映分正确的比例，同时计算非常简单。

但是实际的分类问题种，各个类别的样本数量往往不太平衡。在这种不平衡数据集上如不加以调整，模型很容易偏向大类别而放弃小类别 (eg: 正负样本比例1:9，直接全部预测为负，acc也有90%。但正样本就完全被“抛弃”了)。

此时整体acc挺高，但是部分类别完全不能被召回。

这时需要一种能够惩罚模型的“偏向性”的指标来代替acc。而根据kappa的计算公式，

越不平衡的混淆矩阵， P_e 越高，kappa值就越低，正好能够给“偏向性”强的模型打低分。

Kappa (1)

- Kappa是度量判定间一致性的指标，用于衡量分类的效果
- 对于分类问题，所谓一致性就是模型预测结果和实际分类结果是否一致
- 对随机一致性的修正
- $P(A)$ = 观察到的一致性判断比例
- $P(E)$ = 随机情况下所期望的一致性判断比例

$$\kappa = \frac{P(A) - P(E)}{1 - P(E)}$$

Kappa (2)

$$p_o = \frac{\text{对角线元素之和}}{\text{整个矩阵元素之和}}, \text{ 其实就是acc。}$$

$$p_e = \frac{\sum_i \text{第} i \text{行元素之和} * \text{第} i \text{列元素之和}}{(\sum \text{矩阵所有元素})^2}$$

即所有类别分别对应的“实际与预测数量的乘积”，之总和，除以“样本总数的平方”。

计算kappa统计量示例

$$p_o = \frac{a + e + i}{a + b + c + d + e + f + g + h + i}$$

成绩评级	好	中	差
好	a	b	c
中	d	e	f
差	g	h	i

$$p_e = \frac{(a + d + g) \times (a + b + c) + (b + e + h) \times (d + e + f) + (c + f + i) \times (g + h + i)}{(a + b + c + d + e + f + g + h + i)^2}$$

将 p_o 和 p_e 代入 $kappa = \frac{p_o - p_e}{1 - p_e}$ 即可。

TREC中判定的一致性情况

信息需求	判断文档数	不一致数目
51	211	6
62	400	157
67	400	68
95	400	110
127	400	106

大型搜索引擎的评价

- Web下召回率难以计算
- 搜索引擎常使用top k 的正确率来度量 $P@N$, 比如, $k = 10 \dots$
- ... 或者使用一个考虑返回结果所在位置的指标, 比如正确答案在第一个返回会比第十个返回的系统给予更大的指标
- 搜索引擎也往往使用非相关度指标
 - 比如: 第一个结果的点击率
 - 仅仅基于单个点击使得该指标不太可靠 (比如你可能被检索结果的摘要所误导, 等点进去一看, 实际上是不相关的) ...
 - 当然, 如果考虑点击历史的整体情况会相当可靠
 - 比如: 一些基于用户行为的指标
 - 比如: A/B 测试

A/B 测试

- 目标: 测试某个独立的创新点
- 先决条件: 大型的搜索引擎已经在线上运行
- 很多用户使用老系统
- 将一小部分(如 1%)流量导向包含了创新点的新系统
- 对新旧系统进行自动评价, 并得到某个评价指标, 比如第一个结果的点击率
- 于是, 可以通过新旧系统的指标对比来判断创新点的效果
- 这也可能是大型搜索引擎最信赖的方法

提纲

- ① 上一讲回顾
- ② 有关检索评价
- ③ 评价指标
- ④ 相关评测
- ⑤ 结果摘要

结果的呈现

- 最常见的就是列表方式，也称为 “10 blue links”
- 怎样描述该列表中的每篇文档？
- 该描述很关键
 - 用户往往根据该描述来判断结果的相关性
 - 而不需要按次序点击所有文档

文档描述方式

- 最常见的方式: 文档标题、 url 以及一些元数据
- ... 以及一个摘要
- 如何计算摘要?

摘要

- 两种基本类型: (i) 静态 (ii) 动态
- 不论输入什么查询，文档的静态摘要都是不变的
- 而动态摘要依赖于查询，它试图解释当前文档返回的原因

静态摘要

- 一般系统中静态摘要是文档的一个子集
- 最简单的启发式方法：返回文档的前50个左右的单词作为摘要
- 更复杂的方法：从文档中返回一些重要句子组成摘要
 - 可以采用简单的NLP启发式方法来对每个句子打分
 - 将得分较高的句子组成摘要
 - 也可以采用机器学习方法
- 最复杂的方法：通过复杂的NLP方法合成或者生成摘要
 - 对大部分IR应用来说，最复杂的方法还不够成熟

动态摘要

- 给出一个或者多个“窗口”内的结果(snippet)，这些窗口包含了查询词项的多次出现
- 出现查询短语的snippet优先
- 在一个小窗口内出现查询词项的snippet优先
- 最终将所有snippet都显示出来作为摘要

一个动态摘要的例子

查询: “new guinea economic development” Snippets (加黑标识)
that were extracted from a document: . . . **In recent years, Papua New Guinea has faced severe economic difficulties and**
economic growth has slowed, partly as a result of weak governance
and civil war, and partly as a result of external factors such as the
Bougainville civil war which led to the closure in 1989 of the
Panguna mine (at that time the most important foreign exchange
earner and contributor to Government finances), the Asian
financial crisis, a decline in the prices of gold and copper, and a fall
in the production of oil. **PNG’s economic development record**
over the past few years is evidence that governance issues
underly many of the country’s problems. Good governance, which
may be defined as the transparent and accountable management of
human, natural, economic and financial resources for the purposes
of equitable and sustainable development, flows from proper public
sector management, efficient fiscal and accounting mechanisms,
and a willingness to make service delivery a priority in practice. . . .

Google中的动态摘要

动态摘要的生成

- 基于位置索引来构建动态摘要不太合适，至少效率上很低
- 需要对文档进行缓存
- 通过位置位置索引会知道查询词项在文档中的出现位置
- 文档的缓存版本可能会过时
- 不缓存非常长的文档，对这些文档只需要缓存其一个短前缀文档

动态摘要

- 搜索结果页面的空间是有限的，snippet必须要短
- 但是另一方面要使snippet有意义，它们又要足够长
- 通过Snippet应该能够判断文档的相关性
- 理想情况：语言上良构的snippet
- 理想情况：snippet就能回答查询而不需要继续浏览文档
- 动态摘要对于用户满意度相当重要
 - 用户可以快速浏览这些snippet从而确定是否需要点击
 - 很多情况下，我们根本不需要点击就可以获得答案，从而可以节省时间



110米栏世界记录



110米跨栏 - 维基百科

<https://zh.wikipedia.org/zh-hans/110米跨欄> ▼ [Translate this page](#)

Jump to **世界纪录** - 目前的**世界纪录**为12.80秒，由美国选手梅里特在2012年9月8日比利时布鲁塞尔国际田联钻石联赛男子**110米栏**的比赛中创造。原先的世界 ...
[历史](#) · [中国大陆历代110公尺跨欄](#) ... · [中华民国历代110公尺跨欄](#) ...

110米栏_百度百科

<https://baike.baidu.com/item/110米栏> ▼ [Translate this page](#)

Jump to **世界纪录** - 目前的**世界纪录**为12.80秒，由美国名将梅里特在北京时间2012年9月8日凌晨，在比利时布鲁塞尔进行的钻石联赛中男子**110米栏**的比赛中 ...

世界纪录: 12.80秒 **重大比赛**: 奥运会, 世锦赛

[历史沿革](#) · [中国崛起](#) · [项目规则](#) · [世锦赛冠军](#)

Videos



梅里特破110米栏世界纪录12秒80完美夺冠



【110米栏】破翔飞人赛会纪录了！2019多哈亚洲田径锦标赛男子110米栏 ...



重温“飞人”刘翔12秒87破世界110米栏记录



正在连接...

本讲小结

- 信息检索的评价方法
 - 不考虑序检索评价指标(即基于集合): P、R、F
 - 考虑序的评价指标: P/R曲线、MAP、NDCG
- 信息检索评测语料及会议
- 检索结果的摘要

课堂练习：

- 两个查询q1、q2的标准答案数目分别为100个和50个，某系统对q1检索出80个结果，其中正确数目为40，系统对q2检索出30个结果，其中正确数目为24，求MacroP/MacroR/MicroP/MicroR