Assignment-2: Evaluation Metrics

21307289 刘森元

Exercise. 1

根据 MAP@K, MRR@K 的计算公式,可写出代码(完整代码见 Exercise-1.py)

```
def compute_AP(rankings, relevant_docs, k):
   num_relevant = 0
   precision_sum = 0.0
   for i in range(k):
        doc = rankings[i]
        if doc in relevant_docs:
            num_relevant += 1
            precision = num_relevant / (i + 1)
            precision_sum += precision
    avg_precision = precision_sum / min(k, len(relevant_docs))
   return avg_precision
def compute_RR(rankings, relevant_docs, k):
   for i in range(k):
        doc = rankings[i]
        if doc in relevant_docs:
            return 1.0 / (i + 1)
   return 0.0
```

根据问题代入数据,有

MRR@5 : 0.61111111111111 MRR@10: 0.61111111111111

Exercise. 2

根据计算公式,可写出代码(完整代码见 Exercise-2.py)

```
# (a) 计算P@5和P@10
p_5 = sum(doc["binary_relevance"] for doc in ranking[:5]) / 5
p_10 = sum(doc["binary_relevance"] for doc in ranking[:10]) / 10
# (b) 计算R@5和R@10
relevant_docs = sum(doc["binary_relevance"] for doc in ranking)
r_5 = sum(doc["binary_relevance"] for doc in ranking[:5]) / relevant_docs
r_10 = sum(doc["binary_relevance"] for doc in ranking[:10]) / relevant_docs
# (c) 提供一个最大化P@5的示例排名
max_p_5_ranking = sorted(ranking,
                       key=lambda doc: doc["binary_relevance"],
                       reverse=True)[:5]
# (d) 提供一个最大化P@10的示例排名
max_p_10_ranking = sorted(ranking,
                        key=lambda doc: doc["binary_relevance"],
                        reverse=True)[:10]
# (e) 提供一个最大化R@5的示例排名
max_r_5_ranking = sorted(ranking, key=lambda doc: doc["rank"])[:5]
# (f) 提供一个最大化R@10的示例排名
max_r_10_ranking = sorted(ranking, key=lambda doc: doc["rank"])[:10]
# (g) 在这种情况下,可以使用R-Precision来设置K值。由于有7个相关文档,所以K = 7。
#(h) 计算平均准确率(AP)
ap = sum((sum(doc["binary_relevance"] for doc in ranking[:i + 1]) / (i + 1))
        for i, doc in enumerate(ranking)
        if doc["binary_relevance"] = 1) / relevant_docs
#(i)提供一个最大化AP的示例排名
max_ap_ranking = sorted(ranking,
                      key=lambda doc: doc["graded_relevance"],
                      reverse=True)
# (j) 计算DCG5
dcg_5 = ranking[0]["graded_relevance"] + sum(
   doc["graded_relevance"] / math.log2(doc["rank"]) for doc in ranking[1:5])
```

```
# (k) 计算NDCG5
ideal_ranking = [{
   "rank": 1,
   "graded_relevance": 4
}, {
   "rank": 2,
    "graded_relevance": 4
}, {
   "rank": 3,
    "graded_relevance": 3
}, {
   "rank": 4,
    "graded_relevance": 2
}, {
    "rank": 5,
    "graded_relevance": 1
}]
idcg_5 = ideal_ranking[0]["graded_relevance"] + sum(
    doc["graded_relevance"] / math.log2(doc["rank"])
   for doc in ideal_ranking[1:5])
ndcg_5 = dcg_5 / idcg_5
#(1)还有其他评估指标可用于评估排名的性能,如F1得分、AP@K和NDCG@K。
```

根据问题代入数据,有

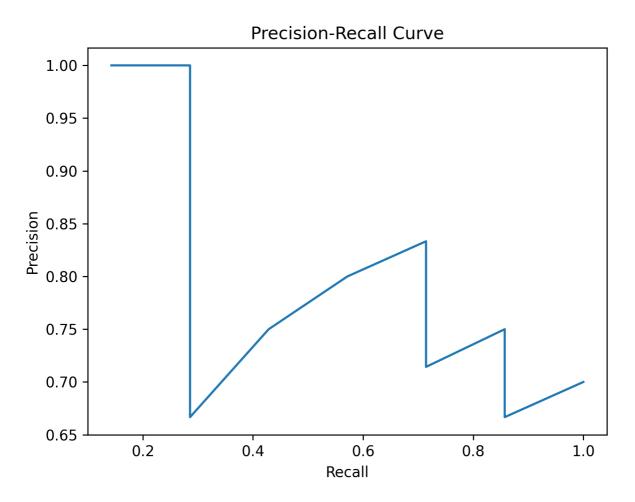
Exercise. 3

根据公式可写出计算代码

```
precision = []
recall = []
relevant_docs = sum(doc["binary_relevance"] for doc in ranking)
retrieved_docs = 0
relevant_retrieved_docs = 0

for doc in ranking:
    retrieved_docs += 1
    if doc["binary_relevance"] = 1:
        relevant_retrieved_docs += 1
    precision.append(relevant_retrieved_docs / retrieved_docs)
    recall.append(relevant_retrieved_docs / relevant_docs)
```

根据问题代入数据,有(完整代码见 Exercise-3.py)



分析可知, 曲线图形符合数据。

Exercise. 4

除了在课堂中中提到的常见指标(如准确率、精确率、召回率、F1得分、AP、NDCG等),还有一些其他的评估指标可以用于性能评估。如:

1. 聚类任务:

- 轮廓系数 (Silhouette Coefficient): 衡量聚类结果的紧密度和分离度。
- DB指数 (Davies-Bouldin Index): 衡量聚类结果的紧密度和分离度, 越小越好。
- Dunn指数 (Dunn Index): 衡量聚类结果的紧密度和分离度, 越大越好。

2. 分类任务:

- ROC曲线 (Receiver Operating Characteristic Curve): 绘制真阳性率 (True Positive Rate) 和 假阳性率 (False Positive Rate) 之间的关系曲线。
- AUC (Area Under the Curve): 计算ROC曲线下的面积, 用于衡量分类器的性能。
- Cohen's Kappa系数:用于衡量分类器与人工标注之间的一致性。

3. 回归任务:

- R方 (R-squared): 衡量回归模型对观测值变异的解释程度, 越接近1越好。
- 均方误差(Mean Squared Error): 计算观测值与预测值之间的平均平方差, 越小越好。

4. 关联规则挖掘任务:

- 支持度(Support)和置信度(Confidence):用于衡量关联规则的频繁程度和可靠性。
- 提升度(Lift): 衡量关联规则中的项之间的相互依赖性。