Apriori 关联规则:原理、公式、应用与实战

2025年9月21日

1 引言

Apriori 算法利用"向下封闭性"在事务数据库中逐层挖掘频繁项集与关联规则。它在搜索过程中不断剪枝,将候选空间缩小至可能的频繁项集,并最终给出按支持度(support)、置信度(confidence)与提升度(lift)排序的规则,常用于市场篮分析、推荐等场景。

2 原理与公式

2.1 支持度、置信度与提升度

设项集 X 的支持度为

$$\operatorname{supp}(X) = \frac{|\{T \mid X \subseteq T, \ T \in \mathcal{D}\}|}{|\mathcal{D}|}.$$
 (1)

对于规则 $X \Rightarrow Y (X \cap Y = \emptyset)$, 置信度与提升度分别为

$$\operatorname{conf}(X \Rightarrow Y) = \frac{\operatorname{supp}(X \cup Y)}{\operatorname{supp}(X)},\tag{2}$$

$$lift(X \Rightarrow Y) = \frac{conf(X \Rightarrow Y)}{supp(Y)}.$$
 (3)

若提升度大于 1, 说明二者存在正向关联; 小于 1 则意味着潜在的替代关系。

2.2 Apriori 迭代流程

Apriori 以层次化方式扩展候选项集:

- 1. 生成候选 1-项集,并筛除支持度低于 min supp 的项。
- 2. 在第 k 层,将频繁 (k-1)-项集连接得到候选 k-项集。
- 3. 若候选的任意 (k-1)-子集不是频繁项,则按 Apriori 性质剪枝。

3 应用与技巧 2

- 4. 扫描数据库计算支持度,保留满足阈值的项集。
- 5. 重复以上步骤直至无候选项集,再生成满足 min conf 的规则。

数据库扫描次数等于最大频繁项集的维度;因此阈值选择与数据稀疏性对性能影响显著。

2.3 评价指标

除支持度与置信度外,还可使用确信度(conviction)、杠杆率(leverage)等指标衡量规则价值。确信度定义为

$$\operatorname{conv}(X \Rightarrow Y) = \frac{1 - \operatorname{supp}(Y)}{1 - \operatorname{conf}(X \Rightarrow Y)},\tag{4}$$

能惩罚失败概率较大的规则。通过可视化指标分布,可辅助设定适宜的阈值。

3 应用与技巧

- 市场篮分析: 找到经常同时购买的商品组合, 支持促销、陈列策略。
- 推荐系统: 在协同过滤之上增加可解释的共购规则。
- 异常检测: 识别低频但高风险的商品组合或行为模式。
- **实用建议**: 离散化连续特征,去除出现频率极高的常用项,多轮调整 min_supp、min conf,并结合留出集或专家验证结果。

4 Python 实战

脚本 gen_apriori_figures.py 构造模拟事务数据,采用简化版 Apriori 实现挖掘频繁项集,绘制支持度-置信度散点与提升度分布,帮助调参与结果诊断。

Listing 1: 脚本 gen_apriori_figures.py

```
from itertools import combinations

rules = []

for itemset, support in frequent_itemsets.items():

for split in range(1, len(itemset)):

for lhs in combinations(itemset, split):

rhs = tuple(sorted(set(itemset) - set(lhs)))

conf = support / frequent_itemsets[lhs]

lift = conf / frequent_itemsets[rhs]

rules.append((lhs, rhs, support, conf, lift))
```

5 实验结果 3

5 实验结果

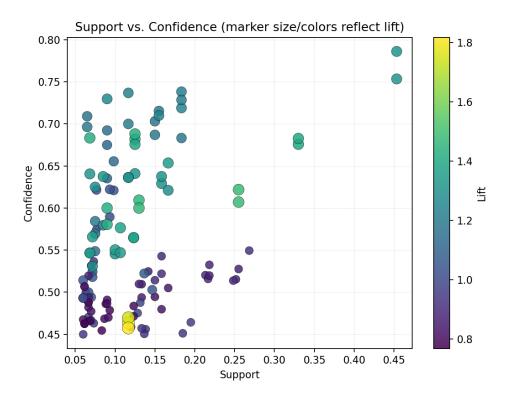


图 1: 关联规则的支持度-置信度散点图, 点大小表示提升度

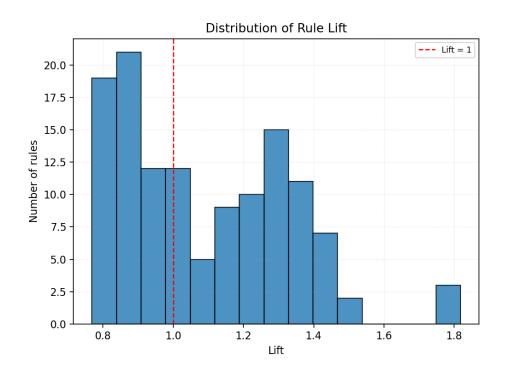


图 2: 提升度分布,突出具有强关联性的规则

6 总结

Apriori 遵循向下封闭性高效枚举频繁项集,生成可解释的关联规则。合理选择支持度、置信度与辅助指标,并结合领域知识进行验证,是成功应用的关键。示例展示了如何利用可视化把握调参尺度与规则质量。