## 華中科技大學

# 课程实验报告

课程名称:	大数据分析	
体性 位 你:	人数1677	

专业班级:		CS2202	
学	号:	U202215399	
姓	名:	吴渝东	
指导教	<b>敛师:</b>	崔金华	
报告E	∃期 <b>:</b>	2024.06.20	

计算机科学与技术学院

### 目录

实验	金三	关系挖掘	屈实验	1
	3. 1	实验内	J容	1
			t程	
			· 编程思路	
		3. 2. 2	遇到的问题及解决方式	2
	3, 3			
	3. 3	3. 2. 3	遇到的问题及解决万式 实验测试与结果分析 	

#### 实验三 关系挖掘实验

#### 3.1 实验内容

#### 必做:

#### 1. 实验内容

实验数据:从实验一中得到的引用关系数据为<<title,<title1,...,titlek>>,...>,将其处理为<<title,title1,...,titlek>,...>作为算法输入。

编程实现 Apriori 算法,要求使用实验一得到的前 1000 个 title 及其引用关系 作为实验数据。

#### 2. 实验要求

输出1~4阶频繁项集与关联规则,各个频繁项的支持度,各个规则的置信度,各阶频繁项集的数量以及关联规则的总数。

固定参数以方便检查,频繁项集的最小支持度为 0.15,关联规则的最小置信度为 0.3。此处支持度的定义为某个项集出现的频率,也就是包含该项集的数目与总数目的比例(总的购物篮数目为 1000)。

#### 加分项:

#### 1. 实验内容

在 Apriori 算法的基础上,使用 pcy 算法对二阶频繁项集的计算阶段进行优化。

#### 2. 实验要求

输出1~4阶频繁项集与关联规则,各个频繁项的支持度,各个规则的置信度,各阶频繁项集的数量以及关联规则的总数。

输出 pcy 算法中的 vector 的值,以 bit 位的形式输出。

固定参数以方便检查,频繁项集的最小支持度为 0.15,关联规则的最小置信度为 0.3。

#### 3.2 实验过程

#### 3.2.1 编程思路

首先,根据购物篮模型,将实验一获得的跳转关系视为购物篮的集合,同时,将实验一reduce 得到的单词视为所有商品的集合。

计算1阶频繁项集:将所有项的集合作为候选项集,遍历候选项集中的元素, 计算支持度,大于最小支持度的则为1阶频繁项集。

计算 n 阶频繁项集: 首先,利用 1 阶频繁项集和 n-1 阶频繁项集计算候选项集,遍历两个频繁项集中的元素 elem1,elem2,如果 elem1 不是 elem2 的子集,合并两个集合得到候选项集。然后对候选项集进行遍历,计算其支持度,大于最小支持度的则为 1 阶频繁项集。

PCY 算法:以上述同样的方式获取候选项集,然后遍历候选项集中的元素 elem,计算 elem 的哈希值,根据哈希值哈希到对应的桶中,elem 每在购物篮中 出现一次,对应的哈希桶计数值加 1,然后再次遍历候选项集中的元素,选出其中哈希到频繁桶的元素,计算其支持度,判断是否频繁项集。

计算关联规则:将所有频繁项集及其对应的支持度作为输入,对于 n 阶频繁项集,首先获取其所有子集,然后遍历其子集,通过计算(子集支持度/本身支持度)得到该规则的置信度,大于最小置信度的则为我们感兴趣的关联规则。

#### 3.2.2 遇到的问题及解决方式

问题: 计算高阶频繁项集时,频繁项集的数量大于应有的数量 解决方式: 通过分析生成的频繁项集发现,出现了重复的频繁项集,因此进一步 分析发现,在生成候选项集时,简单将两个子集合并,没有去除其中的重复元素, 因此,采用集合的数据类型,在生成候选项集时,自动过滤掉重复出现的项集。

#### 3.2.3 实验测试与结果分析

实验运行得到的频繁项集和关联规则都如下图所示(内容过多,仅展示部分内容),程序正确实现了所需的功能。

```
{'url'}:0.234
{'title'}:0.248
{'date'}:0.245
{'www'}:0.23
{'web'}:0.231
{'http'}:0.201
{'https'}:0.23
{'cite'}:0.219
{'archive'}:0.163
{'jpg'}:0.252
{'people'}:0.336
{'website'}:0.153
{'thumb'}:0.286
{'redirect'}:0.37
{'one'}:0.306
{'right'}:0.191
{'new'}:0.165
{'time'}:0.198
```

图 3-1 1 阶频繁项集

图 3-2 2 阶频繁项集

图 3-3 3 阶频繁项集

```
{ 'url', 'web', 'cite', 'date'}:0.185

{ 'title', 'web', 'www', 'http'}:0.152

{ 'url', 'http', 'https', 'date'}:0.158

{ 'title', 'web', 'www', 'date'}:0.175

{ 'url', 'title', 'https', 'http'}:0.152

{ 'url', 'web', 'www', 'cite'}:0.185

{ 'url', 'http', 'web', 'date'}:0.178

{ 'url', 'web', 'cite', 'https'}:0.178

{ 'url', 'web', 'cite', 'https'}:0.156

{ 'web', 'www', 'date', 'https'}:0.18

{ 'url', 'www', 'cite', 'http'}:0.155

{ 'web', 'www', 'references', 'http'}:0.15

{ 'url', 'web', 'https', 'date'}:0.153

{ 'url', 'web', 'https', 'date'}:0.178

{ 'url', 'www', 'references', 'https'}:0.18

{ 'title', 'www', 'date', 'https'}:0.18

{ 'title', 'www', 'date', 'https'}:0.18

{ 'title', 'www', 'date', 'https'}:0.18

{ 'title', 'www', 'cite'}:0.195

{ 'url', 'title', 'www', 'references'}:0.177

{ 'url', 'title', 'www', 'cite'}:0.195
```

图 3-4 4 阶频繁项集

```
{'words', 'english'}:0.168
{'title', 'pages'}:0.162
{'web', 'http'}:0.171
{'www', 'cite'}:0.196
{'title', 'jpg'}:0.162
{'title', 'http'}:0.172
{'pages', 'one'}:0.167
{'jpg', 'one'}:0.163
{'thumb', 'date'}:0.166
{'people', 'pages'}:0.174
{'http', 'date'}:0.17
{'https', 'jpg'}:0.161
{'thumb', 'web'}:0.153
{'pages', 'https'}:0.158
{'https', 'http'}:0.167
{'people', 'date'}:0.17
{'url', 'references'}:0.212
{'title', 'www'}:0.204
{'thumb', 'https'}:0.163
```

图 3-5 pcy 算法生成的 2 阶频繁项集

```
{'words'},{'english'}:0.<u>875</u>
{'english'},{'words'}:0.6774193548387097
{'title'},{'pages'}:0.6532258064516129
{'pages'},{'title'}:0.6022304832713754
{'web'},{'http'}:0.7402597402597403
{'http'},{'web'}:0.8507462686567164
{'www'},{'cite'}:0.8521739130434782
{'cite'},{'www'}:0.8949771689497718
{'title'}, {'jpg'}:0.6532258064516129
{'jpg'},{'title'}:0.6428571428571429
{'title'},{'http'}:0.6935483870967741
{'http'},{'title'}:0.8557213930348258
{'pages'},{'one'}:0.620817843866171
{'one'},{'pages'}:0.5457516339869282
{'jpg'}, {'one'}:0.6468253968253969
{'one'},{'jpg'}:0.5326797385620915
{'thumb'},{'date'}:0.5804195804195805
{'date'},{'thumb'}:0.6775510204081633
{'people'}, {'pages'}:0.5178571428571428
```

图 3-6 关联规则

#### 3.3 实验总结

通过本次实验,深入了解了如何计算频繁项集,以及 pcy 算法的运行原理,对关联规则的生成也有了更加深刻的了解。同时本次实验让我体会到了,如何利用已有的内容对程序进行优化,例如计算高阶频繁项集时,无需对所有

的集合进行遍历,而是可以利用已有的低阶频繁项集来构建候选项集,从而减少需要遍历的元素数量,大大减少了工作量。