# 基于商品影响的购物篮分析

袁国文，杨书新

（江西理工大学信息工程学院，江西 赣州 341000）

**摘 要**： 选择促销商品的组合是购物篮分析中重要的内容，但是至今仍很少文献对该问题进行研究。本文考虑到商品网络中商品影响传播与独立级联模型存在一定相似性，提出基于独立级联模型影响力最大化的购物篮分析方法。算法首先通过关联规则算法构建商品网络，然后进行社团划分，对每个社团求取影响增益最大的商品，每次从所有社区选择一个影响增益最大的商品作为促销商品，直到选择了指定个数的促销品。如果某个社区有一件商品刚被选作促销品，则从该社区重新选择影响增益最大的商品。最后在真实数据的实验中，本文提出的算法求解了选择促销商品的问题，该算法选择的促销商品呈现出销量低但是对邻居节点影响强的特点。

**关键词：**购物篮分析；商品网络；影响力最大化率。

# Market basket method research based on analysis of influence of commodity

Yuan Guowen,Yang Shuxin

（School of Information Engineering, Jiangxi University of Science and Technology, Ganzhou 341000, China）

**Abstract:** selecting the combination of promotional merchandise is an important research topic in the market basket analysis, but, nowadays, few of document focus on this problem. Considering some similarities between the impact of the commodity in the network and the independent cascade model, this paper puts forward a market basket analysis method based on influence maximization in independent cascade model. Algorithm first through the association rules algorithm to construct commercial network, and then to divide the community, for gain influence biggest goods of each community, from all communities choose a commodity with biggest gain influence as promotional merchandise until the specified number of promotional items had been select. If a commodity is selected as a promotional item, then select the new commodity with largest impact gain from the community which the commodity belong from the new . Finally in the real data, solve the problem of selection of promotional merchandise by using the influence of the maximization algorithm based on independent cascade model, and the promotional merchandise selected showing characteristics of a low sales but the have strong influence to the neighbor commodity.

**Key words:** shopping basket analysis; commodity network; the influence maxization

超市经常会同时促销多种商品，这些促销商品需要尽可能带动其他商品的销售。基于这样的场景，选取促销商品的组合是一个组合最优化的问题。

本课题的研究属于购物篮分析的范畴。现有的购物篮分析（Market Basket Analysis，MBA）可分为两类，基于非商品网络和基于商品网络的研究。基于非商品网络的研究的主要是关联规则的发现等，基于商品网络的研究主要是商品社区划分和度数分布等。通过查询国际会议收录的购物篮分析的相关文献，发现很少文献研究选择促销商品的组合的问题。

在商品网络分析中，未找到关于商品影响传播的研究。本文在商品网络引入商品影响传播的概念，通过分析商品影响传播特点发现其与社交网络中的基于独立级联模型的影响力传播具有相似性。本文利用社交网络影响力最大化算法来求解选择促销商品的组合的问题，提出基于商品影响的购物篮分析方法。

本文第1部分介绍购物篮分析中的相关工作。第2部分介绍商品网络的构建。第3部分介绍独立级联模型。第4部分介绍基于商品影响力最大化的购物篮分析。第5部分介绍本文的实验。第6部分是总结。

1相关工作

购物篮分析可分为两类，非商品网络的购物篮分析和基于商品网络的购物篮分析。

在非商品网络的购物篮分析中主要是指商品关联性分析。1993年Agrawal等人[1]在购物篮分析提出了关联规则算法，该算法可从零售数据中发现潜在关联规则。关联规则分析还被应用到很多的场景中，如cross-selling，辅助决策[3]，顾客行为分析[2]和餐馆菜单的选择[4]等。2013年Wiley Interdisc等人[5]使用MapReduce来提高购物篮分析效率。

在基于商品网络的购物篮分析方法中，主要是进行商品社团的发现、度数分布及商品重要性研究。2012年Hyea Kyeong Kim等人[6]从客户-商品网络中抽取出一起购买网络和购物篮网络，并分析商品网络中节点的中心度与商品热销程度的关系等。2014年戚戚[7]在商品网络中使用层次聚类进行商品社团发现，使用pagerank算法寻找重要商品。2015年Zhu Z等人[8]为了刻画用户的消费行为，他们提出从无向的商品网络自动抽取商品小类的方法。

综上所述，购物篮领域关于选择促销商品的组合的研究较少，该问题尚未得到解决，因此本文尝试从商品影响的角度切入，提出基于商品影响的购物篮分析方法。

通过分析购物者的购物行为，可发现在逛超市的过程中，购物者见到一件商品并加入购物篮中，刚放入购物篮中的商品会让购物者有可能性*p*想去购买其他相关的商品（该商品在商品网络中的邻居商品)，而apriori关联规则算法求得的商品关联性则反映了购买欲*p*。消费者购买一件商品后考虑相关商品的过程与独立级联模型的用刚激活的节点尝试激活新节点类似。商品的影响力可以定义为，消费者在超市购买第一件商品后，最终购买的商品数量。商品影响力不代表实际会购买量，只是作为该商品带动销售量的能力。

基于这样的商品影响传播行为，本文利用独立级联模型模拟商品影响传播，提出基于商品影响最大化的购物篮分析方法，尝试寻找出影响力最大的商品组合，为零售商家选择促销商品提供信息参考。

2 商品网络构建

根据传统的apriori算法，可以求出商品之间的关联性。用节点表示支持度不小于最小支持度的商品。如果两个商品之间的关联性强度不小于最小置信度，就认为这两个商品节点存在相互影响的关系，然后在网络中用有向边表示这个影响关系，边的权值表示商品间的影响强度。

商品的支持度计算如式2所示，其中T是交易记录数，*num*(*A*)表示A商品在交易记录中出现的次数。

（式2）

商品间的关联性计算如式2所示。

（式3）

3 独立级联模型[9]

对于一个给定的有向的带权商品网络，*V*是节点集，*E*是边集合，*W*是边的权值集合，表示从节点到节点的边的权重。用用于表示的邻居节点。让表示在第*t*轮被激活的种子集合。表示初始的种子集合。在*t>0*轮，给定的节点，它被t-1轮激活的节点激活的概率可用(式1)来表示。不断用t-1轮激活的节点来激活新的节点，直到没有新的节点被激活。最终被激活的节点数量可作为种子集合的影响力。

(式1)

4 基于商品影响最大化的购物篮分析

在使用有向图快速层次聚类的社区划分[11][12]基础上，为了使种子节点能更均匀的分布在各个社区，本文会给每个社区进行打分（*score*），当从两个社区的选取的影响力增益最大的节点，如果影响增益相等，则选取分数较高的那个社区的节点。

本文设计的计分函数如（式4）所示，其中*num\_node*是社区的节点个数，*seed\_num*是当前选取的种子数量：

(式4)

这个贪心算法的流程如图1，其中处理1是指将图划分成多个子图，记作*subg*。第i个子图用subgi表示。处理2是指当*mag*的第i个位置的节点被选为种子节点，从subgi子图中寻找影响增益最大的节点更新*mag*列表第i个位置存放的信息。处理3是指从所有社区中选择影响力增益最大的节点，如果节点影响增益相等，则选取所在的社区*score*值最大的那个。



图1 贪心算法流程

假设有一个7个节点11条边的有向带权商品网络如图2所示。以该商品网络为例子，寻找两个促销商品，这两个商品能尽可能的带动商品的销售。



图2 商品网络

假设图2的商品网络经过社区划分的结果如图3所示。

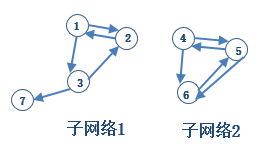


图3 社区划分结果

假设每个网络的影响增益最大的节点如图4中的表格所示。当前两个社区未选择种子节点，根据（式4）可求得社区打分。此时节点1和节点2拥有相同的影响增益，但节点1所属社区的社区打分更高，所以选择1号节点为种子节点。重新从节点1所属的社区选择新的影响增益节点，可得到图5。此时4号节点影响增益最大，所以选择4号节点作为种子节点。此时已经选取了两个种子节点，即两个促销商品，程序结束。

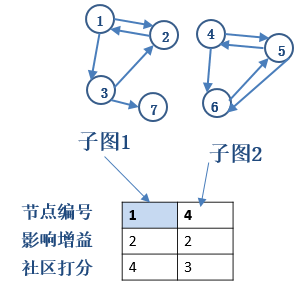


图4 子网络中影响增益最大节点

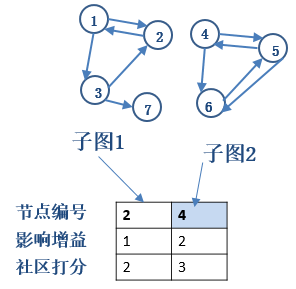


图5 子网络中新的影响增益最大节点

1、设计选择k节点影响力最大化种子集合的算法（*get\_seed\_set*）如表1所示。

表1 *get\_seed\_set*算法伪代码

|  |
| --- |
| algorithm: *get\_seed\_set*  input: *G*, *k*  output: *seed\_set*  1. *subgFHC*(*G*)  2. *maginit\_mag*(*subg*)  3. *seed\_setempty list*  4. for each *i* in[*0,1,2…,len*(*subg*)]  5. *seed\_set.append*([])  6. for *i* in[*0,1,…,k-1*]  7. *idxarg\_max\_mag*(*mag, seed\_set, subg*)  8. s*eed\_set*[*idx*][*0*]*.append*(  *mag*[*idx*][*0*])  9. *seed\_set*[*idx*][*1*]*seed\_set*[*idx*][*1*] *+mag*[*idx*][*1*]  10. *subgthsubg*[*idx*]  11. *f = dfm\_gain* (*subgth,*  *seed\_set*[*idx*][*0*])  12. *mag*[*idx*] *select the node*  *with max gain from f*  13.return *seed\_set* |

*get\_seed\_set*算法输入有向图*G,*可种子个数 *k*，最后输出影响力最大的*k*节点种子集合。第1行是使用有向图层级聚类算法对图*G*进行社区划分得到社区列表*subg*。第2行是初始化*mag*列表，该列表存储每个社区当前会带来影响力增益最大的节点，及其增益。第3行是创建一个空的列表*seed\_set*，用于存储每个社区的种子节点。第4行至第5行是对于每个子图，给*seed\_set*添加一个空列表，表示该社区仍未选出种子节点。第11行是计算独立级联模型中所有节点的影响力增益。第12行是获得影响力增益最大的节点及其影响增益，并存放至mag列表的idx个位置中。第6行至第12行每次从*mag*列表中选取一个影响力增益最大的节点加入到相应社区的种子集合中，并从相应社区寻找新的影响力增益最大的节点更新*mag*。第12行是返回影响力最大的种子集合。

2、初始化*mag*列表的伪代码如表3。

表2 init\_mag算法伪代码

|  |
| --- |
| Algorithm: *init\_mag*  input: *subg*  output: *mag*  1. *mag = empty list*  2. for each *subgth* in *subg:*  3. *node, gain*  *get\_node\_with\_max\_gain*(*subgth,* [])  4. *mag.append*([*node, gain*])  5.return *mag* |

*init\_mag*算法输入子图列表*subg，*最后输出*mag*列表*。*第*1*行新建一个空列表*mag*。第2行至第3行对于每个子图在*mag*中添加一个元组，*mag[i]*元组用于存储[社区i的影响增益最大的节点，该节点的增益]。第5行返回mag列表。

3、获取mag中影响增益最大的节点的索引的伪代码如表3。

表3 arg\_max\_mag算法

|  |
| --- |
| Algorithm: *arg\_max\_mag*  input: *mag, seed\_set, subg*  output: *idx*  1.*new\_magempty list*  2.for each *idx* in [*0,1,2,…, len*(*mag*)]  3. *nodemag*[*idx*]  4. *numsubg*[*idx*]*.number\_of\_node*  6. *score = num /* (*len(seed\_set*[*idx*])*+1*)  7. *influ = int*(*node* [*0*]*+0.3*)  8. *new\_mag.append*([*idx, influ, score*])  9.*idx, influ, scoremax*(*new\_mag, key=lambda x :* [*x*[*1*]*,x*[*2*]])  10.return *idx* |

*arg\_max\_mag*算法输入存放每个社区影响增益最大的节点及其增益的*mag*，当前的种子集合*seed\_set*，社区列表*subg，*最后输出*mag*中影响力增益最大的节点所在的索引*。*第1行是新建空列表*new\_mag*，该列表将会存放多个3元组，每个3元组的内容是[节点在*mag*的位置， 取整后的种子节点影响增益，社区的*score*值]。第2行至第8行对于*mag*的第*idx*个元素，根据公式(4.1)计算对应社区的得分，然后将[*idx*，*mag*[*idx*]存放的影响力增益，社区的*score*值]存入到*new\_mag*中。第9行获取new\_mag中影响一增益最大的索引，如果有多个，则选择*score*最大对应的那个索引。第10行返回索引。

5实验

5.1实验背景

实验所用的计算机配置如下：

处理器是Intel(R) Celeron(R) CPU 1000m @ 1.80GHz 1.80GHz。安装内存是4.00 GB。实验所用的算法均采用python语言实现。

为了验证算法的有效性，本文本实验的数据集是超市提供的一个月的交易记录。基于这个数据集使用apriori算法构建商品网络，选择的最小置信度1/*tn*，支持度均是0.001,其中*tn*是商品组合数。求出商品的关联性后，构建的网络节点数是1039，边的数量是282192。

实验选择了带权出度排名和商品销量排名来描述影响力最大化算法选取的商品的特点。

5.2 独立级联模型的模拟

本文使用蒙特卡洛方法[10]模拟独立级联模型，通过随机删除网络中边，将剩余的边看作是可以通过这些边成功激活邻居商品，那么就可以将节点可到达的节点数量认为是节点的影响力。为了更准确得到节点的影响力，需要进行多次模拟求平均值。

5.3实验结果

社区划分的结果如表5所示。

表5 社区划分结果

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **社区** | **节点数** | **边数** |
| **1** | 258 | 42090 |
| **2** | 150 | 913 |
| **3** | 176 | 9613 |
| **4** | 208 | 14389 |
| **5** | 235 | 25964 |
| **6** | 8 | 20 |
| **7** | 4 | 12 |

算法选出影响力最大的15个商品所属的社区如表5所示，每行中商品的顺序是商品假如到该社区影响力最大化商品集合顺序。

表5 选取的商品组合

|  |  |
| --- | --- |
| **社区编号** | **影响最大商品组合** |
| 1 | 肉松, 进口食醋 |
| 2 | 单反相机, 其它办公用品, 电热杯 |
| 3 | 砍骨刀, 漏勺/滤勺, 其它家居, 其它刀具 |
| 4 | 脱毛工具（美体/脱毛）, 须后水, 干燥剂, 雨披 |
| 5 | 婴儿牙胶, 其它身体护理用品 |
| 6 |  |
| 7 |  |

选取的商品具有的特征如表6所示。

表6 选取的商品特征

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **商品** | **销量排名** | **带权出度排名** |
| 肉松 | 983 | 9 |
| 进口食醋 | 954 | 411 |

续表6 选取的商品特征

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **商品** | **销量排名** | **带权出度排名** |
| 单反相机 | 1020 | 845 |
| 其它办公用品 | 1021 | 869 |
| 电热杯 | 1018 | 843 |
| 砍骨刀 | 904 | 366 |
| 漏勺/滤勺 | 883 | 10 |
| 其它家居 | 684 | 123 |
| 其它刀具 | 1022 | 523 |
| 脱毛工具  （美体/脱毛） | 1023 | 680 |
| 须后水 | 969 | 705 |
| 干燥剂 | 1004 | 2 |
| 雨披 | 1027 | 817 |
| 婴儿牙胶 | 922 | 180 |
| 其它身体护理用品 | 1030 | 847 |
| **平均排名** | **964** | **482** |

表7 未给社区打分选取的促销商品

|  |  |
| --- | --- |
| **社区编号** | **影响最大商品组合** |
| 1 | 烧烤用具 |
| 2 | 单反相机,电热杯,其它办公用品 |
| 3 | 其它家居,剪刀,其它刀具,西装衣架,米桶,漏勺/滤勺 |
| 4 | 干燥剂,脱毛工具（美体/脱毛）,雨披,免洗润发乳 |
| 5 | 烘焙咖啡 |
| 6 |  |
| 7 |  |

对比分析表5、表6和表7可得出如下的结论：

（1）由表5和表6可知，在6社区和7社区过小，在这两个社区并未选取出种子节点，因为在小社区影响力不能像大社区扩展的那么大。

（2）从表5知道影响力最大的商品的平均销量排名是很靠后的，即选择的促销商品是销量较少的商品。

（3）由表5和表6可知，每个社区先选择的商品都是出度排名靠前的商品，即对邻居的影响较强。随后为了考虑影响增益的问题，会选择出度排名较靠后的商品作为种子节点。

（3）除了6号和7号社区，表5中一个社区中选取的促销商品数量最多是4个，最少是2个。而表7中一个社区选取的促销商品数量最多是7个，最少是1个。因此社区打分可以让选取的种子节点更均匀的分布在各个社区。

5 总结

本文采用独立级联模型对商品的影响传播进行建模，提出了基于商品影响力最大化的购物篮分析方法。通过在真实数据集中的验证，本文提出的算法能够求解选择促销商品的组合这一组合最优化的问题。

在未来会尝试使用其他的影响力传播模型对商品影响进行建模，并且探究不同时间下的商品影响的变化。

参考文献

[] Agrawal R. Mining association rules between sets of items in large databases [J]. Acm Sigmod Record, 1993, 22(2):207-216.

[2] Tang K, Chen Y L, Hu H W. Context-based market basket analysis in a multiple-store environment[J]. Decision Support Systems, 2008, 45(1):150-163.

[3] Haughton, D., J. Deichmann, A. Eshghi, and S. Sayek. 2003. A review of software packages for data mining. The American Statistician 57 (4): 290-309.

[4] Pingho T, Pan S, Shuoshiung C. Finding ideal menu items assortments: an empirical application of market basket analysis.[J]. Cornell Hospitality Quarterly, 2010, 51(4):492-501.

[5] Woo J. Market Basket Analysis algorithms with MapReduce[J]. Wiley Interdisciplinary Reviews Data Mining & Knowledge Discovery, 2013, 3(6):445–452.

[6] Kim H K, Kim J K, Chen Q Y. A product network analysis for extending the market basket analysis[J]. Expert Systems with Applications, 2012, 39(8):7403–7410.

[7] 戚威. 基于复杂网络的购物篮商品网络分析研究[D]. 江苏科技大学, 2014.

[8] Zinoviev D, Zhu Z, Li K. Building Mini-Categories in Product Networks[J]. Studies in Computational Intelligence, 2015, 597:179-190.

[9] Kempe, David, Kleinberg, Jon, Tardos, &#. Maximizing the spread of influence through a social network[C] ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining. ACM, 2003:137--146.

[0] W. Chen, Y. Wang, , and S. Yang. Eﬃcient inﬂuence maximization in social networks[C]. In KDD, pages 420–429, 2009.

[1] Leicht E A, Newman M E J. Community Structure in Directed Networks[J]. Physical Review Letters, 2008, 100(11):2339-2340.

[2] Blondel, V.D. et al. Fast unfolding of

communities in large networks[J]. Stat.

Mech 10008, 1-12(2008).