

刘向杰, 陈青, 黄潇, 等. 基于 Apriori 算法的洗扫车知识挖掘研究[J]. 智能计算机与应用, 2025, 15(6): 43-49. DOI: 10.20169/j. issn. 2095-2163. 250607

基于 Apriori 算法的洗扫车知识挖掘研究

刘向杰¹, 陈青¹, 黄潇², 聂宇¹

(1 盐城工学院 机械工程学院, 江苏 盐城 224051; 2 东南大学 成贤学院, 南京 210088)

摘要: 为挖掘洗扫车产品的隐性知识, 采用关联规则中的 Apriori 算法对洗扫车主要零部件之间的关联性进行挖掘分析。首先, 对 SQL 数据库中的 18t 系列洗扫车整车数据进行数据转换、规范化处理, 其次借助 SPSS Modeler 软件设置最小支持度、最小置信度以及提升度, 运用 Apriori 算法进行挖掘, 最后将挖掘到的规则通过可视化的网络图呈现出来。通过挖掘得到的隐性知识对洗扫车设计过程提供参考依据, 同时也为实现知识重用提供了基础。

关键词: 洗扫车; 关联规则; Apriori 算法; 挖掘分析

中图分类号: TP301

文献标志码: A

文章编号: 2095-2163(2025)06-0043-07

Research on knowledge mining of washing and sweeping vehicles based on Apriori algorithm

LIU Xiangjie¹, CHEN Qing¹, HUANG Xiao², NIE Yu¹

(1 School of Mechanical Engineering, Yancheng Institute of Technology, Yancheng 224051, Jiangsu, China;

2 Chengxian College, Southeast University, Nanjing 210088, China)

Abstract: In order to explore the implicit knowledge of washing and sweeping vehicle products, the Apriori algorithm in association rules is used to mine and analyze the correlation between the main components of the washing and sweeping vehicle. Firstly, the data of the 18t series of washing and sweeping vehicles in the SQL database is transformed and standardized. Secondly, the minimum support, minimum confidence, and improvement are set using SPSS Modeler software, and the Apriori algorithm is used for mining. Finally, the mined rules are presented through a visual network diagram. The implicit knowledge obtained through mining provides a reference basis for the design process of washing and sweeping vehicles, and also provides a foundation for achieving knowledge reuse.

Key words: washing and sweeping vehicle; association rules; Apriori algorithm; mining analysis

0 引言

洗扫车作为一种多功能高效环卫车辆, 在道路环卫中起到至关重要的作用, 是市场上最畅销的道路清洁车辆之一。洗扫车产品作为一种复杂的机械产品, 在设计过程中需要借助多方面的知识与技能, 包括存在于书籍、计算机以及其他存储工具中, 经过编辑整理能用文字和数字表达出来的规范性知识, 也称显性知识; 也包括个人或群体在长期实践中积累的解决专业实际问题的经验知识和技能, 也称隐性知识。随着时代的发展, 如今获取显性知识相对容易, 可以通过

查阅书籍、企业内部资料及网上检索等方式获得。但非结构化的隐性知识大多隐藏在已有的显性知识中, 不易发现, 且隐性知识的价值与重要性比显性知识更为突出。在知识信息为重的今天, 企业越来越重视隐性知识的价值, 因此对洗扫车产品的隐性知识进行挖掘研究具有重要意义。

关联规则作为一种典型的数据挖掘技术, 可通过计算机算法高效深度挖掘信息之间的隐性关系^[1-3], 揭示数据之间频繁出现的模式、关联和相关性。随着数据、信息重要性的日益凸显, Apriori 算法、FP-Growth 算法等关联规则算法正日趋完善与

作者简介: 刘向杰(1997—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 智能化设计理论与技术; 黄潇(1993—), 男, 讲师, 主要研究方向: 产品数字化设计与制造; 聂宇(1998—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 智能化设计理论与技术。

通信作者: 陈青(1975—), 女, 副教授, 主要研究方向: 产品数字化设计技术, 清扫车风机结构设计及优化研究, 阀体特征数字化工艺设计研究。Email: lxj5354jxl@163.com。

收稿日期: 2023-11-02

哈尔滨工业大学主办 ◆ 学术研究与应用

成熟。其中,Apriori 算法作为最常用的算法。1994年由 Agrawal 等学者^[4]首次提出以来,已经在许多领域得到了广泛使用。吴嘉欣等学者^[5]基于 Apriori 算法的沿海地区洪涝灾害成因分析,探索了风险因素与洪涝灾害的因果关系,获得的相关结果可为城市洪涝灾害风险管理提供决策依据。杨柳等学者^[6]应用关联规则中的 Apriori 算法对中医药数据进行了挖掘,在中医药领域中对症状、证素、方药等方面进行归类和实例分析。宋煜等学者^[7]采用 Apriori 算法应用在输送线烟箱缺条智能检测中,用于提升输送线烟箱缺条检测的精准度。张开冉等学者^[8]为准确分析各因素及其组合对农村公路发生严重交通事故的影响,采用改进的 Apriori 关联算法,找出各影响因素间的内在联系,并求解得到关键因素的组合。迟殿委^[9]对插秧机控制系统进行分析,引入关联规则挖掘算法,设计了一种速度自适应控制算法,提高插秧机对环境变化的适应性。综上所述,关联规则中的 Apriori 算法在许多领域的有效应用充分表明了利用关联规则来进行知识挖掘、知识发现是有可行性和发展前景的。本文将关联规则中的 Apriori 算法应用与洗扫车产品知识挖掘,进行隐性知识挖掘,寻找零部件数据间的内在联系以及隐含信息,不仅能够提升知识的重用率,也能进一步提高企业设计人员的工作效率和准确率。

1 关联规则挖掘算法

1.1 关联规则相关概念

关联规则挖掘 (Association Rule Mining, ARM) 作为数据挖掘中的重要技术之一,能够运用相关算法从数据中挖掘到隐性知识。关联规则相关概念如下:

(1) 设 $I = \{i_1, i_2, \dots, i_m\}$ 为所有项的集合, D 为事务数据库,事务 T 是一个项目子集 ($T \subseteq I$)。每一事务具有唯一的标识 Tid 。设 $X \subseteq I$ (X 为非空子集), 如果 $X \subseteq T$, 则称事务 T 包含 X 。关联规则是形如 $X \Rightarrow Y$ 的逻辑蕴含式, X 称为规则的前项 (antecedent), Y 称为规则的后项 (consequent), 这里 $X \subseteq I, Y \subseteq I$, 且 $X \cap Y = \emptyset$ 。

(2) 形如 $X \Rightarrow Y$, (S, C) 的表达式中, X 和 Y 是不相交数据的子集, S 和 C 分别是规则的支持和置信度。通常, 关联规则是通过定义这 2 个参数 (即支持和置信度的最低阈值) 得出的。支持度和置信度分别描述了关联规则的有用性和可靠性^[10]。规则的支持度是前因和后因的联合概率, 定义公式为:

$$S = \text{support}(\Rightarrow Y) = P(XY) = \text{number}(XY)/D \quad (1)$$

规则的置信度是给定前因后果的条件概率, 定义公式为:

$$C = \text{confidence}(X \Rightarrow Y) = P(Y|X) = P(XY)/P(X) \quad (2)$$

(3) 频繁项集 (Frequent itemset)、也称大项集 (Large itemset), 是指支持度大于等于最小支持度阈值的项集, 而小于最小值支持度的项目是非频繁项集。

(4) 提升度 (lift), 是指 X 的出现对 Y 的出现概率提升的程度, 由此可推出:

$$\text{lift}(X \Rightarrow Y) = \text{confidence}(X \Rightarrow Y) / \text{support}(Y) = P(Y|X)/P(Y) \quad (3)$$

X 与 Y 独立, 若 $\text{lift} = 1$, X 对 Y 出现的可能性没有提升作用; 若 $\text{lift} > 1$, 表明 X 对 Y 的提升程度越大, 关联性就越强^[11]。

1.2 关联规则挖掘过程

在关联规则的挖掘过程中, 核心步骤就是频繁项集挖掘, 频繁项集挖掘的过程是一个搜索过程。项集的集合形成一个格结构 (lattice)。图 1 为由 4 个项 $\{A, B, C, D\}$ 形成的格, 挖掘频繁项集需要在这样的格结构中进行检索^[12-13]。

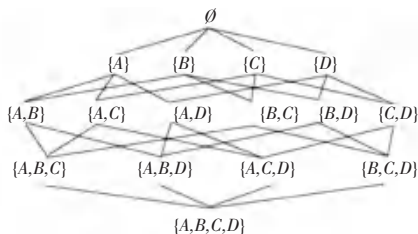


图 1 由 4 项形成的格

Fig. 1 A lattice formed by 4 terms

由此可见, 如果 $|I| = m$, 则需要检索的项集数量是 $C_m^1 + C_m^2 + \dots + C_m^m = 2^m - 1$, 这个网络的规模将变得庞大, 此时运用传统方法进行统计和计算是不可能的。为了解决这个问题, Apriori 算法提出了 2 个核心思想, 分述如下。

(1) 某个项集是频繁的, 那么该项集的所有子集也是频繁的, 如: $\{A, C, D\}$ 是频繁的 $\Rightarrow \{A, C\}$ 是频繁的。

(2) 如果一个项集是非频繁项集, 那么其所有超集也是非频繁项集, 如: $\{B\}$ 是非频繁的 $\Rightarrow \{B, C\}$ 也非频繁的。

非频繁集示意图见图 2。由图 2 看到 4 个项 $\{A, B, C, D\}$ 形成的格, 若 $\{A, B\}$ 这个项集是非频繁的, 那虚线框后面的项集都不频繁, 搜索时就要避开这些项, 以减少计算量。

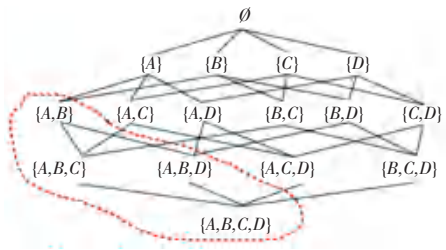


图 2 非频繁集示意图

Fig. 2 Schematic diagram of infrequent sets

通过挖掘数据中的关联规则,可以发现隐藏在数据背后的有用信息,既可辅助决策,也能提供个性化服务。

1.3 关联规则算法

常用的关联规则算法包括 Apriori 和 FP-Growth。2 种算法均能实现频繁项集挖掘,基于“如果一个项集是频繁的,则其所有子集一定也是频繁的”这一先验定理,挖掘得出频繁同时出现的数据集合。但由于分析思路不同,对数据库扫描次数也不同,算法效率会受到数据量等因素影响而存在差异,应用中需要根据数据量情况、基础设施算力情况来选择合适的算法^[14]。Apriori 算法与 FP-Growth 算法比较见表 1。

表 1 Apriori 算法与 FP-Growth 算法比较

Table 1 Comparison of the Apriori algorithm with the FP-Growth algorithm

算法	特点
Apriori	1. 采用逐层迭代的搜索方法,易于实现 2. 对数据库扫描次数多,会产生大量候选项集 3. 适用于稀疏数据集,以及频繁项集长度较小的情况
FP-Growth	1. 利用高度压缩的树形结构递归挖掘得到频繁项集 2. 只对数据库扫描 2 次,不产生候选项集 3. 算法效率较高,但树的子节点过多时会受到影响

本文选用 Apriori 算法对洗扫车系列车型设计过程中零部件数据之间频繁出现的模式、关联和相关性进行挖掘。Apriori 算法描述如下。

输入 事务数据库 D , 最小支持度阈值 $minsup$

输出 频繁项集 L

1. $L = find_frequent_1_itemsets(D)$
2. for ($k = 2; L_{k-1} \neq \phi; k++$) {
3. $C_k = Apriori_gen(L_{k-1})$;
//新的潜在频繁项集
4. for each transaction $t \in D$ {
// 扫描 D , 进行计数
5. $C_t = subset(C_k, t)$;
// t 中包含的潜在频繁项集
6. for each candidate $c \in C_t$
7. $c.count++$;

8. }
9. $L_{k1} = \{c \in C \mid c.count \geq min_sup\}$
10. }
11. return $L = \bigcup_k L_k$

算法中, C 表示长度为 k 的候选项集集合, L_k 表示长度为 k 的频繁集集合。

2 洗扫车产品关联规则知识挖掘

2.1 基于 Apriori 的洗扫车产品知识挖掘

本文将知识挖掘中的关联规则 Apriori 算法应用在 18t 洗扫车系列产品零部件的相关性分析与预测当中。通过挖掘的强关联规则分析研究洗扫车零部件数据之间频繁出现的模式、关联和相关性,为洗扫车设计过程中知识的重用提供参考依据。

根据关联规则挖掘方法,洗扫车零部件数据之间的关联规则挖掘步骤具体如下。

步骤 1 读取存储在 SQL 数据库中的洗扫车零部件数据。

步骤 2 对洗扫车零部件数据进行数据处理。

步骤 3 设置最小支持度与最小置信度,并运用 Apriori 算法挖掘满足条件的关联规则。

步骤 4 设置提升度,对步骤 3 中挖掘到的关联规则进行筛选,获得同时满足最小支持度、最小置信度与提升度的关联规则,并将挖掘到的关联规则整理成规范的显性知识。

洗扫车关联规则建模流程如图 3 所示。

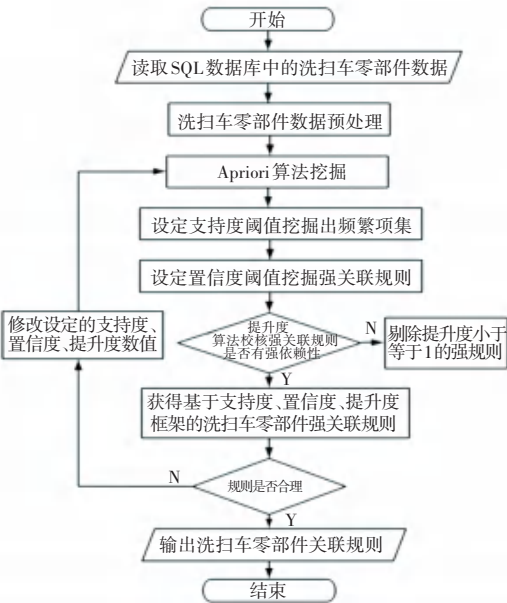


图 3 洗扫车关联规则建模流程图

Fig. 3 Flowchart of the modeling of the rules associated with the sweeper

2.1.1 数据预处理

数据来自某洗扫车企业的 18t 系列洗扫车,SQL Server 中包含 18t 系列洗扫车整车参数。部分数据样本如图 4 所示。

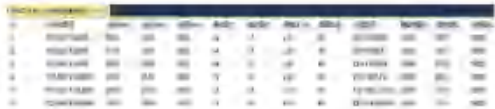


图 4 洗扫车整车参数部分数据样本数据

Fig. 4 Sample data of part of the parameters of the whole vehicle of the sweeper

通过对图 4 中的数据进行整理,剔除不完整、冗余信息,包括整车型号、全长、全宽、全高、离去角、接

近角、爬坡度、最高参数、整车质量、额定载质、总质量等数据参数;保留底盘型号、副车架型号、侧刷型号、高压水泵型号、低压水泵型号、动力装置型号(发动机、电动机)、风机型号、液压马达型号、吸盘型号、垃圾箱型号等数据信息。

对数据进行转换、规范化处理,对具体的属性指标进行横向排序,用“0”、“1”对每一个部件进行表示,“0”代表在这个部件未出现,“1”代表在这个部件出现,构建了布尔型数据表,即用于数据挖掘的标准数据,部分布尔型数据见表 2。为便于表示,将保留下的中文数据名称用字母缩写代替,表 2 中零部件代号对应的零部件型号见表 3。

表 2 洗扫车零部件部分布尔型数据表

Table 2 Boolean data sheet for parts of sweeper parts

TID	DP1	DP2	DP3	DP4	DP5	FCJ1	FCJ2	FCJ3	CS1	CS2	GYSB1	GYSB2	DYSB1	DYSB2	QZQSX1	QZQSX2	FFDJ1	FFDJ2	FFDJ3	FFDJ4	FFDJ5	FJ1	FJ2	YYMD1	YYMD2	XP1	XP2	LJX1	LJX2	LJX3
1	1	1	0	0	0	0	1	0	0	1	0	1	0	1	0	1	0	0	0	0	0	1	0	1	0	1	0	1	0	0
2	0	1	0	0	0	0	1	0	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0	1	0
3	1	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	1	1	0	1	0	1	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0	1	0
4	0	0	1	0	0	0	0	1	1	0	1	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	1	0	0	1	0	0	1
5	0	0	0	1	0	0	0	1	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	1	1	0	0	1	0	0	1
6	0	0	0	0	1	0	0	1	1	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	1	0	0	1	0	0	1

表 3 洗扫车零部件部分型号对应表

Table 3 Corresponding table of some models of sweepers

部件	部件型号	缩写代号
底盘	DFH1180EX8	DP1
	DFH1180BX	DP2
	EQ1180TLEVJ	DP3
	EQ1180GTZEVJ1	DP4
	DFV1182GP6NJ	DP5
副车架	180.49.010	FCJ1
	181.49.010	FCJ2
	182.49.010	FCJ2

2.1.2 Apriori 算法对洗扫车零部件规则知识挖掘

本文采用 Apriori 算法在 SPSS Modeler 软件上进行洗扫车零部件数据之间的关联性分析。将转换为“0”与“1”的布尔型数据表导入 SPSS Modeler 软件“源”中,再设置字段的类型。例如,将序号 ID 的“测量类型”选择为“连续”,洗扫车零部件的“测量类型”全部选择为“标记”;序号 ID 的“角色”选择为“记录标识”,洗扫车零部件的“角色”全部选择为“任意”等操作。运用 Apriori 进行建模,洗扫车零部件的各属性指标既作为字段前项,也作为字段后项。将最小支持度设为 30%,最小规则置信度设为 80%,最大前项设为 5。Apriori 算法挖掘洗扫车零

部件规则流程如图 5 所示。通过算法挖掘最终生成了 1 290 条满足条件的规则,部分强关联规则见表 4。

表 4 Apriori 算法洗扫车知识挖掘强关联规则部分表

Table 4 Part of the table of strong association rules for sweepers knowledge mining of Apriori algorithm

后项	前项	支持度百分比	置信度百分比
FFDJ3	DP3	33.333 3	100
DP3	FFDJ3	33.333 3	100
FFDJ4	DP4	33.333 3	100
DP4	FFDJ4	33.333 3	100
GYSB1	LJX3	50.000 0	100
CS1	LJX3	50.000 0	100
YYMD1	LJX3	50.000 0	100
CS1	GYSB1	66.666 7	100
GYSB1	CS1	66.666 7	100
FFDJ2	DP2	66.666 7	100
DP2	FFDJ2	66.666 7	100
FFDJ2	DP2	66.666 7	100
DP2	QZQSX2	66.666 7	100
YYMD1	GYSB1 and CS1	66.666 7	100
CS1	GYSB1 and YYMD1	66.666 7	100
GYSB1	CS1 and YYMD1	66.666 7	100
FCJ3	LJX3 and XP2 and GYSB1 and CS1 and YYMD1	50.000 0	100
XP2	LJX3 and FCJ3 and GYSB1 and CS1 and YYMD1	50.000 0	100



图 5 Apriori 算法挖掘洗扫车零部件规则流程图

Fig. 5 Flow chart of Apriori algorithm mining sweeper parts rule

对表 4 中的数据进行分析,首先筛选出了满足最小支持度和最小置信度的关联规则,但容易遇到

此类情况:前项中部件的出现对后项中部件出现的可能性没有提升作用,因此需要设置提升度的值来对表 4 中的强关联规则进行筛选。提升度小于等于 1,说明前项的出现对后项的出现的可能性没有提升作用。提升度大于 1,则表明前项对后项提升有作用。提升度越大则说明关联性越强,关联才更有意义^[15]。因此,剔除表 4 中提升度小于等于 1 的关联规则,同时满足定义的最小支持度大于等于 30%、最小置信度大于等于 80 %的规则要求,得出最终的洗扫车零部件知识挖掘关联规则表(见表 5)。

表 5 筛选后的关联规则部分表

Table 5 Filtered table of association rule sections

后项	前项	支持度百分比/%	置信度百分比/%	提升度
FFDJ2	DP2	33.333 3	100	6
DP2	FFDJ2	33.333 3	100	6
DP2	QZQXSX2	33.333 3	100	6
QZQXSX2	DP2	33.333 3	100	6
QZQXSX2	FFDJ2	33.333 3	100	6
FFDJ2	QZQXSX2	33.333 3	100	6
FFDJ2	DP2 and QZQXSX2	33.333 3	100	6
DP2	FFDJ2 and QZQXSX2	33.333 3	100	6
QZQXSX2	DP2 and Q ZQXSX2	33.333 3	100	6
FCJ1	LJX1	50.000 0	100	3
LJX1	FCJ1	50.000 0	100	3
FFDJ3	DP3	66.666 6	100	2
DP3	FFDJ3	66.666 6	100	2
FFDJ4	DP4	66.666 6	100	2
DP4	FFDJ4	66.666 6	100	2
FFDJ5	DP5	66.666 6	100	2
DP5	FFDJ5	66.666 6	100	2

通过筛选整理后的洗扫车零部件的关联规则项,得出了 17 条关联度较强的关联规则,即各零部件数据之间频繁出现的模式、关联和相关性规则。分析表 5 的结果,可以看出型号 2 底盘(DP2)、型号 2 副发动机(FFDJ2)以及型号 2 前置清水箱(QZQXSX2)这 3 个部件之间有很强的正相关性;型号 1 副车架(FCJ1)和型号 1 垃圾箱(LJX1)这 2 个部件有很强的正相关性等。因此设计人员在设计洗扫车产品时,若选择型号 1 侧刷,大概率会选择型号 1 液压马达(YYMD1),能够给设计人员提供参考,以减少产品设计周期。

2.2 基于关联规则的洗扫车产品知识挖掘结果可视化

可视化是指利用人眼的感知能力对数据进行交

互的可视表达以增强认知的技术,能够提高数据识别和信息传递的效率。本文采用 IBM SPSS Modeler 18.0 对洗扫车零部件的关联规则项进行知识挖掘结果可视化展示。

通过网络图可以直观地看到不同零部件之间的关联程度,线条越粗,表示两事件的关联程度越高^[15-16]。在 IBM SPSS Modeler 18.0 软件上进行关联规则洗扫车产品知识挖掘结果可视化流程如图 6 所示。首先选取 SPSS Modeler 软件中的“源”模块,导入 Excel 中的洗扫车零部件数据表,选取“字段选项”模块中的“类型”图标,在“类型”进行相关设置;选取“建模”模块中的 Apriori 算法模型,设置最小支持度为 30%,最小规则置信度为 80%,最大前项为 5

运行生效,运行生成的 1 290 条满足条件的规则;然后选取“图形”模块中的“网络图”,将满足最小支持度、最小规则置信度的规则生成可视化的网络如图 7 所示。

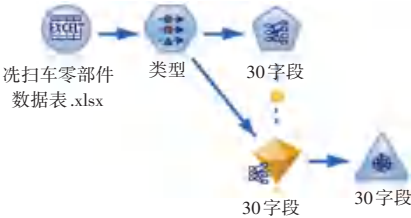


图 6 洗扫车知识挖掘结果可视化网络图构建流程
Fig. 6 Cleaning and sweeper knowledge mining results visualization network diagram construction process

图 7 显示的是同时满足最小支持度、最小规则置信度的规则,显示的网络图过于复杂,无法快速观察出零部件之间出现的关联关系,因此需设定提升度大于 1 的条件,对已挖掘出的关联规则进行筛选,由此得到关联性更强的规则。对应的可视化网络如图 8 所示。

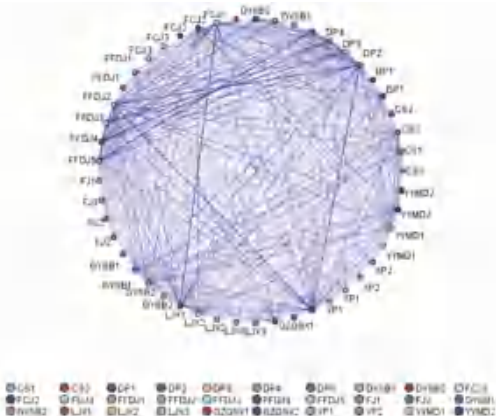


图 7 关联规则结果可视化网络图
Fig. 7 Visualization network diagram of association rule results

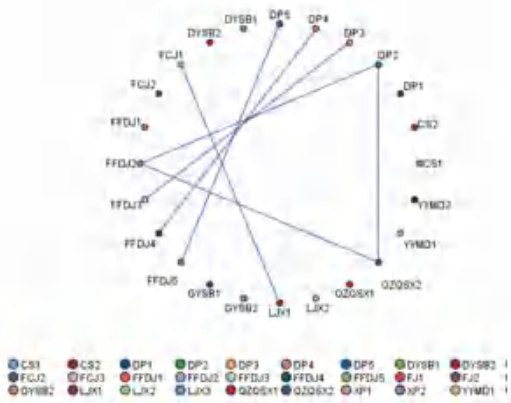


图 8 整理后的关联规则结果可视化网络图
Fig. 8 A network diagram of the collated association rule results

图 8 所呈现出的关联规则结果能清楚地观察到型号 1 副车架(FCJ1)-型号 1 垃圾箱(LJJ1)、型号 3 底盘(DP3)-型号 3 副发动机(FFDJ3)、型号 4 底盘(DP4)-型号 4 副发动机(FFDJ4)、型号 5 底盘(DP5)-型号 5 副发动机(FFDJ5)以及型号 2 底盘(DP2)-型号 2 副发动机(FFDJ2)-型号 2 前置清水箱(QZQSK2),这几个零部件的关联程度较高,在设计洗扫车的过程中可作为着重参考对象。例如,洗扫车的整车设计过程中选择了型号 1 副车架(FCJ1)作为整车的承载部件,那么在后续的垃圾箱设计又很大可能会选择型号 1 垃圾箱(LJJ1)。通过可视化网络图的展示,能够为设计人员提供具有参考价值的信息,辅助设计决策,提高产品设计效率。

3 结束语

本文通过对关联规则的详细介绍,并借助数据挖掘软件 SPSS Modeler 对 SQL 数据库中的实例进行数据处理,并利用关联规则中的 Apriori 算法对洗扫车零部件之间的关联关系进行挖掘,获取洗扫车零部件之间满足最小支持度、最小置信度以及提升度大于 1 的规则;并运用可视化技术将挖掘出的规则以网络图的形式呈现出来,帮助设计人员进一步了解洗扫车零部件之间的内在联系以及隐含信息。设计人员在设计过程中选用了某个型号的部件,那么在此基础上通过挖掘到的关联规则,将与之关联度高的零部件提供给设计人员选择,不仅能为设计人员在设计洗扫车过程中提供参考依据,还能实现知识重用,提高产品设计效率,缩短产品设计周期。

参考文献

[1] 康健,王庆梓,张继信,等. 基于 Apriori 算法的加油站危险因素关联规则挖掘[J]. 北京石油化工学院学报,2023,31(2):62-67.

[2] 况宇琦,赵挺生,蒋灵,等. 塔式起重机事故案例关联规则挖掘与分析[J]. 中国安全科学学报,2021,31(7):137-142.

[3] 杨利超,刘敬贤,刘钊,等. 价值衰减下水上交通事故致因关联规则挖掘[J]. 中国安全科学学报,2022,32(10):127-134.

[4] AGRAWAL R, SRIKANT R. Fast algorithm for mining association rules [C]// Proceedings of the 20th International Conference on Very Large Databases. Chile: Morgan Kaufmann Publishers, 1994:487-499.

[5] 吴嘉欣,林凯荣,刘梅先,等. 基于 Apriori 算法的沿海地区洪涝灾害成因分析[J]. 中国农村水利水电,2023(5):111-118.

[6] 杨柳,徐晴文,黄汝佳,等. 关联规则在中医药数据挖掘中的应用[J]. 中医药信息,2022,39(12):35-40.

[7] 宋煜,江志凌,刘艳超. 关联规则挖掘方法在输送线烟箱缺条智能检测中的应用[J]. 微型电脑应用,2023,39(4):202-204.

[8] 张开冉, 阚丁萍, 陈多多. 不同等级农村公路交通事故严重程度预测研究[J]. 安全与环境学报, 2024, 24(4): 1515-1522.

[9] 迟殿委. 关联规则挖掘应用于插秧机设计的可行性分析[J]. 农机化研究, 2023, 45(11): 204-208.

[10] ZHOU Xuan, WANG Bingwen, LIANG Liequan , et al. An operational parameter optimization method based on association rules mining for chiller plant[J]. Journal of Building Engineering, 2019, 26: 100870.

[11] 刘静颐, 朱桂玲. R 语言在关联规则算法(Apriori)中的实现[J]. 科学中国人, 2016(23): 45.

[12] 迟海成. 数据挖掘中关联规则算法的研究与实现[D]. 天津: 天津理工大学, 2019.

[13] 李广璞, 黄妙华. 频繁项集挖掘的研究进展及主流方法[J]. 计算机科学, 2018, 45(S2): 1-11.

[14] 李培培. 关联规则挖掘算法在审计工作中的应用研究[J]. 审计研究, 2023(3): 3-10.

[15] 高扬, 曹媛. 基于关联规则挖掘的直升机事故/事件分析[J]. 安全与环境学报, 2020, 20(3): 849-856.

[16] 王昊, 于尧, 刘剑平, 等. 船舶事故时空特征及致因关联规则挖掘方法[J]. 上海海事大学学报, 2023, 44(3): 85-90.