

正负关联规则数据挖掘算法研究

杨井荣, 侯向宁

(成都理工大学 工程技术学院, 四川 乐山 614007)

摘要:目前计算机技术已经由IT时代进入DT时代,要求以提供决策支持信息为目的的数据挖掘技术的快速增长,是从数据库中获取信息、利用信息。对数据挖掘的研究主要是集中在算法的优化与改进上。在总结前人资料的基础上,从另一个角度去研究关联规则——负关联规则,并且使之与传统的关联规则相结合,形成正负关联规则,以使关联规则理论更加完整。对数据挖掘算法里的关联规则新技术进行了系统、深入、全面、透彻的分析研究。总结,分析和研究了典型的挖掘算法和关联规则的基本思想,并分析了算法之间的差异。客观比较项目之间的联系,相关用于衡量项目集之间的关系。在已有关联规则的情况下,推算出负关联规则的支持度和置信度计算,并对算法的工作原理和实现步骤进行了详细的分析和研究。实验表明,该算法的实验结果提高了关联规则挖掘技术的有效性。

关键词:数据挖掘技术;关联规则;相关性;置信度;兴趣度

中图分类号:TP391

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2020)11-0064-05

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2020.11.012

Research on Data Mining Algorithm Based on Positive and Negative Association Rules

YANG Jing-rong, HOU Xiang-ning

(School of Engineering and Technology, Chengdu University of Technology, Leshan 614007, China)

Abstract: At present, computer technology has entered the DT age from the IT age, which requires the rapid growth of data mining technology for the purpose of providing decision support information, to obtain and utilize information from the database. The research of data mining mainly focuses on the optimization and improvement of algorithm. On the basis of summarizing previous data, we study association rules from another angle – negative association rules, and combine them with traditional association rules to form positive and negative association rules, so as to make association rule theory more complete. The new technology of association rules in data mining algorithm is analyzed systematically, deeply, comprehensively and thoroughly. We summarize, analyze and study the basic ideas of typical mining algorithms and association rules, and analyze the differences between algorithms. Objective comparison of links between projects, correlation is used to measure the relationship between project sets. In the case of existing association rules, the support degree and confidence degree of negative association rules are calculated, and the working principle and implementation steps of the algorithm are analyzed and studied in detail. Experiment shows that the algorithm improves the mining efficiency of association rules mining technology.

Key words: data mining technology; association rule; correlation; degree of confidence; interest degree

0 引言

在线事务处理(OLTP)^[1]是传统的数据库应用程序。进行在线交易是它的主要任务,对数据进行查询处理是它的另一个主要任务。在ONLINE交易中,商业数据库需要极速增长的数据,以提供决策信息的支持。采矿技术(即在线分析处理(OLAP)的快速发展是从数据库中获取信息并使用信息。

目前,国内对数据挖掘的研究主要集中在算法的优化和改进上。该文在总结以往数据的基础上,从另

一个角度研究了关联规则——负关联规则,使它们与传统规则有所差别。正相关的关联规则加上负相关的关联规则一起形成正负相关的关联规则,以达到提高关联规则数据挖掘效率的目的,也使数据挖掘理论中的关联规则得以完善。

1 关联规则的核心技术

关联规则的核心技术就是通过数据挖掘技术,寻找关联度、兴趣度非常高的一个重要的规则模型,以达

收稿日期:2019-12-09

修回日期:2020-04-10

基金项目:四川省教育重点项目(18ZA0077);四川省乐山市科技重点项目(16GZD050)

作者简介:杨井荣(1973-),女,硕士,讲师,CCF会员(G1985M),研究方向为图论、数据挖掘和云计算。

到在大量数据中发现项目集之间的有效关联^[2]的目的。在以往的研究中,关联规则使用频率最高的数据挖掘经常用于发现在交易数据库中不同种类、不同项目之间的联系。

设 $T = \{t_1, t_2, \dots, t_m\}$ 是项(term)的 m 元集合。在这个等式里,设置事务有相关性的数据 Data 是 DataBase 事务集的集合元素,在此集合中的每个交易 T 是一个项的集合,用集合表示为 $T_i \subseteq T$ 。公式里为每一个事务选择一个候选码,即一个关键字,称作 T_KEY。若 X 是集合 T 中项的集合,被命名为项集(termset),即项集 X 包含于事务 T 的充要条件是 $X \subseteq T$ 。

据此,关联规则的形式可以用离散数学中的蕴涵式表示, P 决定 Q , 其中 $P \subseteq T, Q \subseteq T$, 这里 P 与 Q 的交集为空集。

若规则 $P \Rightarrow Q$ 在事务 D 中成立,并且存在支持度 s (support),充分且必要条件是 D 中事务包含 $P \cup Q$ 的百分比是 s ,即:

$$s = \text{support}(P \Rightarrow Q) = P(X \cup Y) = |\{T \mid P \cup Q \subseteq T \wedge T \in D\}| / |D|$$

规则 $P \Rightarrow Q$ 在事务 D 中成立,并且具有置信度 c (confidence),则充分且必要条件是 D 中包含 P 的事务同时也包含 Q 的百分比是 c ,即:

$$C = \text{confidence}(P \Rightarrow Q) = p(P/Q) = |\{T \mid P \cup Q \subseteq T \wedge T \in D\}| / |\{T \mid X \subseteq T \wedge T \in D\}|$$

项的集合称为项集。包含 K 个项目的项目集称为 K 个项目集。例如, $\{\text{printer}, \text{computer}\}$ 是两项。物料集的发生频率是指包括该物料集在内的事务个数,被称为该物料集的发生频率,称为支持计数或计数。当且仅当 sup 乘以 D 中的事务总数,项目集的频率不小于最小支持时,就称项目集满足最小支持度。在文献[3]中,将达到或超过最小支持的项目集,简称为频繁项目集。集合的基数为 K 的频繁项目集全称为 K -频繁项目集,简记为 LK。在文献[4]中,将同时达到或超过最小支持度 (min_SUP)、最小置信度 (min_CONF) 的关联规则称为强规则。

2 关联规则研究现状及分类

二十世纪末的关联规则挖掘形式主要是购物篮分析。二十一世纪扩展了关联规则研究类型。在文献[5]中,按照不同的标准,不同的维度,可以把关联规则分为不同的研究模型。

2.1 按值的类型分类

在文献[6]中,根据所处理值的数据类型进行分类,把关联规则分成布尔(Boolean)关联规则、数量化关联规则。

2.1.1 布尔关联规则

布尔关联规则(Boolean 关联规则)处理的是连续的分类数据,该分类数据关注的是相关项目之间存在的关系。例如:SEX(M , “男性”) \rightarrow professional(M , “快递员”),其中 M 是代表某人员的变量。

2.1.2 数量化关联规则

数量化关联规则处理的是数字类型的数据。在处理之前,首先将数字类型的数据划分为不同的区间。另外,数量化关联规则也可以包含类别型变量。例如:SEX(M , “男性”) \rightarrow Profession(M , “快递员”) \rightarrow Age(M , “18~45”),其中 M 是代表某人员的变量,则数量化的属性 Age 是不连续的,即离散数据。

2.2 按照抽象层分类

在文献[7]中,按照能把数据抽象成的层数分类,把关联规则分成单层关联规则、多层关联规则。

2.2.1 单层关联规则

单层关联规则(single-level association rules),只关心现实生活中数据的一个层次,不关心数据实际上有多个不同的层次,也不讨论不同抽象层的元组或字段。例如:购买(M , “毛笔”)决定也采购(A , “墨汁”),其中 M 是表示购买者的变量,而毛笔和墨汁在数据中属于同一概念层。

2.2.2 多层关联规则

多层关联规则全面讨论了现实生活中数据的多样性、多层性。这个规则涉及不同抽象数据层的元组或字段。例如:

- 购买(A , “计算机”) \rightarrow 购买(A , “打印机”) (1)
- 购买(A , “联想计算机”) \rightarrow 购买(A , “Sony 打印机”) (2)
- 购买(A , “IBM 计算机”) \rightarrow 购买(A , “打印机”) (3)

其中,计算机和打印机属于同一抽象层,联想计算机、Sony 打印机同属于同一抽象层,计算机与联想计算机相比,处于更高的抽象层,Printer 与 Sony Printer 相比,也处于更高的抽象层。规则(3)展现了一个细节,联想计算机和较高层次打印机之间的多层关联规则。在文献[8]中,重命名这种关联规则称为交叉层关联规则(cross-level association rule)。

2.3 按照所涉及的数据维分类

在文献[9]中,按照所涉及的数据维度分类,把关联规则分成关联规则一维关联规则、多维关联规则。

2.3.1 一维关联规则

一维关联规则常常称为维度内关联规则。关联规则内的元组或字段仅仅涉及数据的一个维度。此类关联规则通常都可以通过事务数据库挖掘出来。例如:

- 购买(M , “毛笔”) \rightarrow 购买(M , “墨汁”) (4)

2.3.2 多维关联规则

在文献[10]中,多维关联规则是指元组或字段涉及两个或多个数据维度的关联规则。这种关联规则常常通过关系型数据库或数据仓库进行挖掘。多维关联规则是按照数据维度重复与否进行区分的,按照这个标准,把关联规则分为维度间关联规则、混合维度间关联规则。维度间关联规则是指在相异数据维度重复出现的关联规则,参照规则(5);混合维度关联规则是指在相同数据维度重复出现的关联规则,参照规则(6)。

$$\text{sex}(M, \text{"男"}) \wedge \text{profession}(M, \text{"互联网"}) \Rightarrow \text{buys}(M, \text{"品牌计算机"}) \quad (5)$$

$$\text{sex}(M, \text{"男"}) \wedge \text{buys}(M, \text{"品牌计算机"}) \Rightarrow \text{buys}(M, \text{"品牌打印机"}) \quad (6)$$

数据库字段或列可以是分类的或量化的。分类字段(categorical field)也称标称字段(nominal field),是指具有可数并有限的不同的、无序的值的字段。分类字段多维关联规则挖掘利用先前的算法即可进行相应的处理。数量化字段(quantitative field)是指具有有序的数值类型值的字段。

关系型数据库可以分类或量化。category 字段也称为 nominal 字段,是指具有有限数量的不同无序值的关系字段。前一种算法可以用来挖掘分类字段的多维关联规则。数量字段是指具有有序数值的字段。

3 正负关联规则数据挖掘算法

二十世纪末的关联规则数据挖掘(association rule, AR)是 $P \Rightarrow Q$ 的模式,主要用来挖掘消费者事务数据库中元组集之间的关联关系。关联规则最初是以 R. Agrawal 为首提出的。二十世纪九十年代提出了一种快速算法,成为 $P \Rightarrow Q$ 类关联规则的一个重要补充规则。该文研究了三种形式的关联规则: $P \Rightarrow \neg Q$, $\neg P \Rightarrow Q$, $\neg P \Rightarrow \neg Q$, 这三种形式的关联规则被称为负 AR, 即 NAR。该文提出了一种简单有效的利用正关联规则的相关信息计算负关联规则支持度和置信度的方法,并给出了能够同时挖掘正关联规则、负关联规则的算法。与现有算法相比,其不同之处在于,该算法不但可以挖掘频繁项目集中的正、负关联规则,同时还可以检测并且删除冲突规则。有一个非常有效,快速进行挖掘的算法。

(1) 负关联规则的支持度和置信度计算方法^[11]。

事务数据库 D 中规则 $P \Rightarrow Q$ 的置信度^[12](confidence, C)是指同时包含 P 和 Q 的事务数与包含 P 的事务数之比^[13],记录为 $C(P \Rightarrow Q)$ 。负关联规则^[14]包含不存在的项(non-existing-items, 如 $\neg P$, $\neg Q$), 很难直接计算它们的支持度和置信度^[15]。因此,该文给出了以下定理和计算方法。

定理 1: 设 $P, Q \subset T, P \cap Q = \emptyset$, 则有:

$$\textcircled{1} S(P) = 1 - s(\neg P);$$

$$\textcircled{2} S(P \cup \neg Q) = S(P) - S(P \cup Q);$$

$$\textcircled{3} S(\neg P \cup Q) = S(Q) - S(P \cup Q);$$

$$\textcircled{4} (\neg P \cup \neg Q) = 1 - S(P) - S(Q) + S(P \cup Q)。$$

根据定理 1, 为了能够用数学理论证明定理, 该文利用离散数学的集合论的理论重新表示支持度和置信度, 即将项目集的集合运算利用事务集的集合运算进行计算, 这样, 定理的证明就可以通过数学理论得以支撑, 利用集合论中某些定理和性质, 有利于理解定理 1。

设 Ps 表示包含于项集 P 的事务集^[16], 其集合基数 $|Ps|$ 表示 Ps 中的事务数; 类似地, 设 Qs 表示包含于项集 Q 的事务集, 其集合基数 $|Qs|$ 表示 Qs 中的事务数。对于关系型数据库 E , 代表数据库中全体事务的集合, 即全集, 它的基数 $|E|$ 是事务的总个数。相应的转换如下:

$$\textcircled{1} s.\text{count}(P \cup Q) = |Ps \cap Qs|;$$

$$\textcircled{2} s(P) = s.\text{count}(P) / |D| = |Ps| / |D|;$$

$$\textcircled{3} s(P \cup Q) = s.\text{count}(P \cup Q) / |D| = |Ps \cap Qs| / |D|;$$

$$\textcircled{4} c(P \Rightarrow Q) = s(P \cup Q) / s(P) = |Ps \cap Qs| / |Ps|。$$

推论 1: 设 $P, Q, T, P \cap Q = \emptyset$, 则有:

$$\textcircled{1} c(P \Rightarrow \neg Q) = (s(P)s(P \cup Q)) / s(P) = 1 - c(P \Rightarrow Q);$$

$$\textcircled{2} c(\neg P \Rightarrow Q) = (s(Q) - s(P \cup Q)) / (1 - s(P));$$

$$\textcircled{3} c(\neg P \Rightarrow \neg Q) = (1 - s(P) - s(Q) + s(P \cup Q)) / (1 - s(P)) = 1 - c(\neg P \Rightarrow Q)。$$

按照定理 1 和置信度的定义, 很容易证明推论 1, 这里省略了推论 1。推理 1 用于计算负关联规则的置信度^[17]。

(2) 正负关联规则数据挖掘的算法。

算法中, 假设频繁项集已经求出并且已经保存在集合 Collection 中。

算法 1: 挖掘正关联规则和负关联规则。

Input:

Collection: 频繁项集;

min_conf: 最小支持度;

Output:

正关联规则和负关联规则集合 A_R ;

$\textcircled{1} A_R = \emptyset$;

$\textcircled{2} //$ 产生 Collection 中的正负关联规则

For any itemset T in Collection do {

```

For any itemset  $P \cup Q = T$  and  $P \cap Q = \emptyset$  do
{
correlation =  $s(P \cup Q) / (s(P)s(Q))$ 
if correlation > 1 then {
//产生  $P \Rightarrow Q$  和  $\neg P \Rightarrow \neg Q$  型的规则
if  $c(P \Rightarrow Q) \geq \text{min\_conf}$  then
 $A_R = A_R \cup \{P \Rightarrow Q\}$ ;
if  $c(\neg P \Rightarrow \neg Q) \geq \text{min\_conf}$  then
 $A_R = A_R \cup \{\neg P \Rightarrow \neg Q\}$ ;
}
if correlation < 1 then {
//产生  $P \Rightarrow \neg Q$  和  $\neg P \Rightarrow Q$  型的规则
if  $c(P \Rightarrow \neg Q) \geq \text{min\_conf}$  then
 $A_R = A_R \cup \{P \Rightarrow \neg Q\}$ ;
if  $c(\neg P \Rightarrow Q) \geq \text{min\_conf}$  then
 $A_R = A_R \cup \{\neg P \Rightarrow Q\}$ ;
}
}
}
③ return  $A_R$ ;

```

据此,为了验证算法 1 的有效性,对合成数据进行实验。实验在 intel i7、4gram、win10、VS 2010 集成开发环境下进行。有 400 个事务实验数据,最大项集数为 6。设置 min_support 为 0.15, min_conf 为 0.45, 表 1 列出了两种算法的实验结果。

表 1 两种算法关联规则数对照

算法	关联规则个数
Apriori 算法	正 702
	正 367
算法 1	负 798

从表 1 可以看出,算法 1 得到的正相关的关联规则数明显少于经典的 Apriori 算法。这就说明算法 1 删除了一些互相矛盾的关联规则,挖掘出许多负相关的关联规则,证明算法 1 是有效的。

4 P-S 兴趣度在正负关联规则中的研究

文献[4]提到的一条规则 $P \Rightarrow Q$ 只有在符合条件 $\text{support}(P \cup Q) - \text{support}(P) \text{support}(Q) \geq \text{mininterest} > 0$ 下才是有兴趣的。那么,对于负关联规则, $\text{support}(P \cup Q) - \text{support}(P) \text{support}(Q)$ 可能小于 0, 因此可以使用它的绝对值作为条件, 即规则 $P \Rightarrow Q$ 仅在满足条件 $\text{support}(P \cup Q) - \text{support}(P) \text{support}(Q) \geq \text{mininterest} < 0$ 时才感兴趣。那么,这四种关联规则的最低利益之间的关系是什么?

定理 2: 如果 $|\text{support}(P \cup Q) - \text{support}(P) \text{support}(Q)| \geq \text{mininterest}$, 那么:

(1) $|\text{support}(P \cup \neg Q) - \text{support}(P) \text{support}(\neg Q)| \geq \text{mininterest}$;

(2) $|\text{support}(\neg P \cup Q) - \text{support}(\neg P) \text{support}(Q)| \geq \text{mininterest}$;

(3) $|\text{support}(\neg P \cup \neg Q) - \text{support}(\neg P) \text{support}(\neg Q)| \geq \text{mininterest}$ 。

从定理 2 可以看出,只要合理有效地进行最小兴趣度的选取,就能够有效地避免大部分不感兴趣的规则。与此同时,也证明了四种关联规则可以被同一个最小兴趣 P 所约束。

当同时研究正负关联规则^[18-19]后有可能出现 $\text{conf}(\neg A \Rightarrow B) > \text{conf}(A \Rightarrow B) > \text{min_conf}$ 的矛盾问题,而相关性的应用是解决这一矛盾问题的有效方法。该文对关联规则的相关性进行了定义,提出两个集合,集合 A 和集合 B 的相关性可以由 $\text{support}(A \cup B) / \text{support}(A) \text{support}(B)$ 表示,要求其中的 $s(A) \neq Q$, $s(B) \neq 0$ 。其实只要将 P-S 兴趣度稍加改进就可用于关联规则的相关性判断,即当同时研究正、负关联规则时,可能会出现 $\text{conf}(\neg P \Rightarrow Q) > \text{conf}(P \Rightarrow Q) > \text{min_conf}$ 的情况,应用关联是解决 conf 问题的一种有效方法,定义了关联规则的相关性。该文提出项集 P 和项集 Q 的相关性可以用 $P \cup Q / \text{support}(P) \text{support}(Q)$ 来计算,其中 $s(P) \neq 0$, $s(Q) \neq 0$ 。实际应用中,可以通过提高 P-S 兴趣度来判断关联规则的相关性,即通过 $\text{correlation}(P, Q) = \text{support}(P \cup Q) - \text{support}(P) \text{support}(Q)$ 来度量。

$\text{correlation}(P, Q)$ 可能出现三种情况:

(1) 若 $\text{correlation}(P, Q) > 0$, 则 P 和 Q 是正相关的,即事件 P 出现的次数越多,事件 B 出现的次数也越多;

(2) 若 $\text{correlation}(P, Q) = 0$, 则 P 和 Q 是相互独立的,事件 Q 出现的次数与事件 P 出现的次数无关;

(3) 若 $\text{correlation}(P, Q) < 0$, 则 P 和 Q 负相关,事件 P 出现的次数越多,事件 Q 出现的次数越少。

定理 3: 如果 $\text{correlation}(P, Q) > 0$, 那么:

(1) $\text{correlation}(\neg P, Q) < 0$;

(2) $\text{correlation}(P, \neg Q) < 0$;

(3) $\text{correlation}(\neg P, \neg Q) > 0$ 。

反之亦反之。

定理 3 说明规则 $P \Rightarrow Q$ (或 $\neg P \Rightarrow \neg Q$) 和 $P \Rightarrow \neg Q$ (或 $\neg P \Rightarrow Q$) 不会同时作为有效规则,从而有效防止自相矛盾的规则产生。

定理 3: 如果 $\text{correlation}(P, Q) > 0$, 那么:

(1) $\text{correlation}(\neg P, Q) < 0$;

(2) $\text{correlation}(P, \neg Q) < 0$;

(3) $\text{correlation}(\neg P, \neg Q) > 0$ 。

反之亦反之。

定理 3 说明规则 $P \Rightarrow Q$ (或 $\neg P \Rightarrow \neg Q$) 和 $P \Rightarrow \neg Q$ (或 $\neg P \Rightarrow Q$) 不会同时作为有效规则,从而有效防止自相矛盾的规则产生。

5 结束语

该文主要研究了负关联规则理论,并与传统的正关联规则(positive association rules)相结合,形成了较为完整的关联规则理论。对于负关联规则,它比传统

的关联规则更有意义。目前,涉及负关联规则的领域很多,特别是在证券市场分析方面^[20-25]。

在正、负关联规则的应用中,由于条件的限制,该文没有进行深入实践,只做了少量的原型研究,而负关联规则还需要进一步的研究和完善。目前,对关联规则的研究主要是从算法的角度出发。如何提高算法的时空有效性,使得算法经过处理后可以应用到负关联规则中,而关联规则挖掘正是将研究与应用相结合,因此该应用系统的设计非常重要。

参考文献:

- [1] 何庆,刘亮.一种改进的 Apriori 算法在精准扶贫中的应用研究[J].贵州大学学报:自然科学版,2019,36(6):46-52.
- [2] 王勇,沈陈军,朱文芳.一种基于 SPSS Clementine 关联规则分析联合用药规律的方法[J].实用药物与临床,2019,22(12):1292-1298.
- [3] 王云,李丛.基于改进关联规则算法的警情数据分析[J].计算机与现代化,2019(12):1-5.
- [4] 石慧,陈恩. Spark 平台的分布式阶段自适应关联规则挖掘算法[J].计算机与现代化,2019(12):31-38.
- [5] 李佩,张红.基于关联规则的在线高考报名咨询个性化推荐系统[J].计算机时代,2019(12):61-63.
- [6] 王妍.基于关联规则的自适应学习[J].计算机产品与流通,2019(12):235.
- [7] 宋多琳.基于主题关联度的网页浏览链接智能排序[J].新乡学院学报,2019,36(12):41-44.
- [8] 杨井荣.正负关联规则数据挖掘算法的研究[D].大连:大连海事大学,2006.
- [9] 杨米娜.计算机挖掘技术在个性化课程推荐中的应用[J].电子技术与软件工程,2019(23):126-127.
- [10] 朱峰,裴启阳. CART 在公务车辆更新决策分析中的研究与应用[J].电子技术与软件工程,2019(23):135-138.
- [11] 唐海燕,兰兵.数据挖掘技术在软件工程中的应用[J].电子技术与软件工程,2019(23):141-142.
- [12] 郑宪秋.应用时空约束和小波设计的非侵入式负载数据协同挖掘算法[J].西安工程大学学报,2019(6):643-648.
- [13] 曾本冲,万旺根.基于改进 PSO-Apriori 算法的恐怖组织关联特征分析[J].电子测量技术,2020,43(1):46-51.
- [14] 王海青,钱玲,谷亚林.基于关联度分析的信号处理课群研究[J].南京理工大学学报:社会科学版,2019,32(6):88-92.
- [15] MIRZAKHANOV V, GARDASHOVA L. Modification of the Wu-Mendel approach for linguistic summarization[J]. Journal of Experimental and Theoretical Artificial Intelligence,2019,31(1):77-97.
- [16] OSWALD C, SIVASELVAN B. An optimal text compression algorithm based on frequent pattern mining[J]. Journal of Ambient Intelligence & Humanized Computing,2017(2):1-20.
- [17] 魏欣.图书馆图书流通数据的关联规则挖掘[J].教育现代化,2019,6(91):127-128.
- [18] THAKUR R S, JAIN R C, PARDASANI K R. Fast algorithm for mining multi-level association rules in large databases[J]. Asian Journal of Information Management,2007,1(1):19-26.
- [19] LIAO S H, HO H H, YANG F C. Ontology-based data mining approach implemented on exploring product and brand spectrum[J]. Expert Systems with Applications,2009,36(9):11730-11744.
- [20] 程昌品,邬依林,姜永生.基于矩阵的 Apriori 改进算法的关联规则挖掘[J].广东第二师范学院学报,2019,39(5):89-97.
- [21] 吕亚娟,吴英,杜秋.基于 apriori 算法的关联规则在高校专业技术人员考核中的应用[J].中国新通信,2019,21(21):173-174.
- [22] 周忠眉,李家辉.基于各类支持度阈值独立挖掘的关联改进算法[J].计算机工程与科学,2019,41(11):2088-2094.
- [23] 袁杨钦,杨杉.关联规则数据挖掘技术在保险行业的运用研究[J].电子世界,2020(8):5-6.
- [24] HAGISHITA T, OHSAKI M. Topology mining for optimization of framed structures[J]. Journal of Advanced Mechanical Design Systems & Manufacturing,2008,2(3):417-428.
- [25] 王晓鹏.区间值属性数据集关联规则挖掘算法仿真[J].计算机仿真,2020,37(1):234-238.