

doi: 10.13990/j.issn1001-3679.2020.03.023

## 基于 Q 矩阵特征提取的建模及可视化分析

颜远海 杨莉云

(广东财经大学华商学院 511300 广州)

**摘要:** 对于所要研究主体的认知诊断需要从多个属性去认识, 认知需要提取数据集的特征, 认识事物间的本质及区别能够帮助人们更好地做出科学的决策, 然而数据特征的提取往往会受特征库的影响, 而忽略形成属性特征之间的关系。应用 Q 矩阵表达事物之间的关联, 结合数据挖掘中的关联分析理论, 找出数据的属性元素之间的关联, 定义属性权重、路径权重、边权重, 以强调关联性的类型和权重。实验证明, 属性权重值属性间关联权重值计算方式, 权重越大, 对特征提取的贡献值也越大, 数据集特征同样也取决于属性间路径权重, 如果某路径值越大, 代表着该路径趋势越明显, 出现的概率越大, 反之, 概率越小。方法论研究可以应用到主体 (比方说公司、客户、人际关系等) 间关联性研究, 并为之提供科学的依据。

**关键词:** Q 矩阵; 特征提取; 可视化; 权重

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 1001-3679(2020)03-412-07

## Modeling and Visual Analysis Based on Q - Matrix Feature Extraction

YAN Yuanhai , YANG Liyun

(Huashang College Guangdong University of Finance and Economics , 511300 , Guangzhou , PRC)

**Abstract:** Cognitive diagnosis of the subject to be studied needs to be recognized from multiple attributes. Cognition needs to extract the characteristics of the data set. Understanding the nature and differences between things can help people make better scientific decisions , but the extraction of data features is often Will be affected by the feature library , and ignore the relationship between the formation of attribute features. This paper uses the Q matrix to express the association between things , combined with the theory of association analysis in data mining , to find the association between the attribute elements of the data , define attribute weights , path weights , and edge weights to emphasize the type and weight of the association. The experiment proves that the attribute weight value is the calculation method of the correlation weight value between attributes. The larger the weight , the greater the contribution value to feature extraction. The data set characteristics also depend on the path weight between attributes. The more obvious the trend of the path , the greater the probability of occurrence , otherwise , the smaller the probability. The methodological research in this paper can be applied to the research on the correlation between subjects ( such as companies , customers , interpersonal relationships , etc. ) and provide a scientific basis for it.

**Key words:** Q - Matrix; feature extraction; visualization; weight

收稿日期: 2020 - 03 - 27; 修订日期: 2020 - 05 - 08

作者简介: 颜远海 (1985 - ) , 男, 硕士研究生, 讲师, 主要从事数据可视化、数据分析算法研究。

基金项目: 2017 年“创新强校工程”项目 (编号: 2017KQNCX266)。

## 0 引言

在大数据的背景下,越来越多的平台数据被整合,科学的决策也越来越数字化、智能化。其中对大量数据的特征提取可以很好地认知事物的特征与本质,从而形成规律、经验和知识。数据的可视化主体数据之间关联性的特征通过科学布局把精美的图表展示给决策者,但可视化程度以及可视化的内容一直是数据可视化设计师需要认真考量的内容。而可视化程度离不开对多维数据的降维处理,离不开良好的特征提取算法。特征提取的准确性依赖于特征库的存在,特别在多属性数据的情况下,研究属性或属性组合与特征库之间的关系,一直是研究者们探讨的话题。本文利用 Q 矩阵理论<sup>[1]</sup>对认知诊断的影响,提出 Q 矩阵下的特征提取算法,并深入探索属性之间的关联性<sup>[2]</sup>,科学地分析可视化程度和内容。本文的方法可以应用到主体(比方说公司、客户、人际关系等)间关联性研究并为之提供科学的依据。

## 1 问题导向

本文研究的问题主要有: Q 矩阵如何去识别属性之间的关系,并建立属性关系模型,这种模型是否有行业推广性? Q 矩阵如何建立属性与特征之间的关联,是否可以减少对特征库的依赖性,因此对于可视化程度和可视化内容需要进行挖掘分析。为了说明完整的问题链,特用图 1 描述问题的逻辑关系<sup>[3]</sup>。

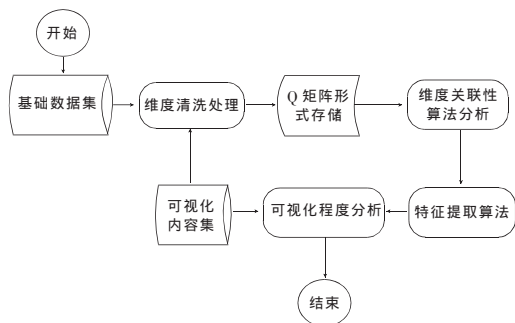


图1 总体业务流程图

在采集到合适大小的数据集后,首先解决的是根据不同的可视化目的,清洗不同属性(属性内容及深度)的数据,利用 Q 矩阵将清洗后的数据进行数据属性化处理工作,通过算法得出属性之间的关联性,并且在没有特征库存在的前提下,寻找新特征算法<sup>[3-4]</sup>。最后才是对可视化内容和

可视化程度做出科学分析。

本文重点解决 3 个问题,第 1 就是属性清洗后 Q 矩阵存储的方式,以及建立针对可视化目的的 Q 矩阵模型<sup>[1-2]</sup>;第 2 就是特征提取算法,为了提高特征提取的准确性,在特征提取之前就已经做了属性关联分析,通过属性关联分析对多维数据进行适当的降维处理;第 3 就是可视化程度分析,为了说明不同可视化内容与可视化程度之间的关系,可建立内容集与可视化程度之间的模型集。

## 2 Q 矩阵形式存储

特征提取过程中需要使用到属性(属性)与项目(对象)之间的关联矩阵(Q 矩阵),Q 矩阵的行表示项目,列表示属性。为了节省存储容量和计算速度,把具备相同属性的项目进行合并处理,设计一种简化后的 Q 矩阵(QS 矩阵)<sup>[1,6]</sup>,但是不管如何进行简化,在大数据量的面前,如果项目有  $N$  个属性,那么简化后的记录都有  $(2^N - 1)$  个,当然这里讨论的是定性二值属性。为了更好地说明项目的重要性,特在存储列中增加一项 count 值,用来计数基础数据集中类别项目数。

假设某可视化的内容需要  $N$  个属性值,在基础数据集中有  $M$  个项目(对象),其中  $M$  远大于  $(2^N - 1)$  个,则构成的 Q 矩阵为  $M * N$  矩阵型。而经过修改后的 Q 矩阵为  $((2^N - 1) * (N + 1))$  矩阵型。

比如当  $N = 3$  时,总计项目数为  $(2^3) = 8$  个,即  $(0 \ 0 \ 0 \ \text{count}(1))$ 、 $(0 \ 0 \ 1 \ \text{count}(2))$ 、 $(0 \ 1 \ 0 \ \text{count}(3))$ 、 $(0 \ 1 \ 1 \ \text{count}(4))$ 、 $(1 \ 0 \ 0 \ \text{count}(5))$ 、 $(1 \ 0 \ 1 \ \text{count}(6))$ 、 $(1 \ 1 \ 0 \ \text{count}(7))$ 、 $(1 \ 1 \ 1 \ \text{count}(8))$  其中  $\sum_{i=1}^{i=8} \text{count}(i) = M$ 。当属性个数  $N$  进行较大时,理论上项目数呈指数级增长,为了进一步地简化 Q 矩阵,提高计算速度,在对 Q 矩阵信息存储之前增加属性规则空间建模工作。

### 2.1 属性规则空间建模

项目属性之间有一定的关联性,当某属性 A 明显是属性 B 的前置条件时,则属性 B 的发生的必要条件是属性 A 的发生。比如规定学生“成绩 = 优秀”的前置条件必须是“分数  $\geq 90$ ”。则在 Q 矩阵中可以适当进行简化。为了把这些明显规则找出来,特参考文献[1,7]中关于简化 Q 矩阵的算法方式,通过例 2 简要说明算法结果。

在以上例1中,假设属性1是属性2的前置条件,则(0,1,-,-)是不可能发生的项目,则总体项目数为 $6 < 8$ 。当 $N$ 值较大时,简化 $Q$ 矩阵( $QS$ 矩阵)较大程度减少项目数。对于这种不可能发生的项目的 $CountE$ 值( $CountE$ 为异常项目计数值)相对较小但不等于0的情况,采用直接清理的方式进行处理。而如果 $CountE$ 值占比较大的情况下,采用以下公式进行平滑处理,目的是使得其影响最小。

$$CountR(i) = \lceil CountR(i) \cdot (1 + \frac{\sum(CountE)}{\sum(CountR)}) \rceil \quad (1)$$

其中: $CountR(i)$ 为平滑处理前正常的项目计数值, $\sum(CountR)$ 为正常项目计数值总和, $\sum(CountE)$ 为异常项目计数值总和。 $CountR(i)$ 为平滑处理后正常项目计数值。“ $\lceil \rceil$ ”向下取整。

定义1:孤立属性:指的是没有任何前置与后置条件的属性。相反如果有前置或后置条件的属性则为非孤立属性<sup>[7-8]</sup>。

对于孤立属性进行正常 $Q$ 矩阵存储,而对于非孤立属性在 $Q$ 矩阵中的存储方式前提需要建立规则空间模型,因此一个数据集可能包含多个属性空间模型和1个孤立属性矩阵<sup>[6,9]</sup>。

比如某项目有6个属性(分别属性 $A \sim F$ ),当进行首次简化处理后得到 $(26 \times 7)$ 形式矩阵(即需要存储448个数据项,需要64个数据单元)。如果 $A$ 是 $B$ 、 $C$ 的前置条件, $D$ 是 $E$ 的前置条件, $F$ 为孤立属性,则分别2个属性规则空间模型(如图2)和1个孤立属性矩阵。分别对它们建立 $Q$ 矩阵后(图3)进行矩阵存储后采用参考文献[7]的方式获得 $QS$ 矩阵。

$$R^*S = \{R_i \cup S_j \mid R_i \in R, S_j \in S\} \quad (2)$$

其中 $R$ 、 $S$ 为矩阵, $R_i$ 、 $S_j$ 为矩阵行。

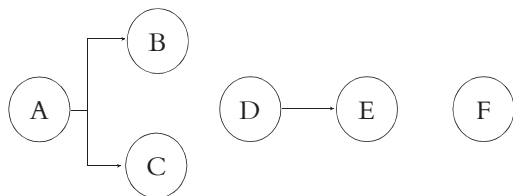


图2 属性关系样图

经过式(2)对图3中的矩阵进行连接后形成了 $30 \times 7$ 形式 $QS$ 矩阵(每一项增加 $count$ 计数值列),经过属性规则空间建模后,例3中的计算量和存储量比建模前减少了一半多(数据项由原来

的448减少到现在的210。存储单元由原来的64减少至30)。

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 1 & 0 \\ 1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}$$

图3 属性关系 $QS$ 矩阵

连续性属性值可以借助信息熵<sup>[10]</sup>(式(3))进行离散化处理。

定义2:数据集 $D$ 按照属性 $A$ 的分裂条件分裂出的 $m$ 个子数据集分别为 $D_1, D_2, \dots, D_m$ ,则 $entropy(D, A)$ (式(4))综合这 $m$ 个子数据集的信息熵就可以作为衡量一个属性 $A$ 优劣的度。

$$entropy(D) = - \sum_{i=1}^k p(C_i) \log_2 p(C_i) \quad (3)$$

$$entropy(D, A) = \sum_{i=1}^k \frac{|D_i|}{|D|} entropy(D_i) \quad (4)$$

数据集 $D$ 及类别集合 $C = \{c_1, c_2, \dots, c_k\}$ 。

$count(C_i)$ :类别 $C_i$ 在 $D$ 中出现的次数。

$p(C_i)$ : $C_i$ 在 $D$ 中出现的相对频率。

$p(C_i) = count(C_i) / |D|$ ,

$|D|$ 代表 $D$ 中的数据行数。

## 2.2 $QS$ 矩阵的改进策略

在属性规则空间模型中,可能存在间接前置条件下的模型。

定义3:间接前置:当属性 $A$ 是属性 $B$ 的直接前置,而属性 $B$ 又是属性 $C$ 的直接前置,则属性 $A$ 是属性 $C$ 的间接前置。反之属性 $C$ 是属性 $A$ 的间接后置。

定义4:结构封装性:属性空间关联模型结构只具备一个的前置属性,则该模型具备结构封装性。很明显,封装性可以具备层次性,例如以下属性模型。

图4中 $F = \{\{B, D\} \{C, E, F\}\}$ 具备封装性,因为它们具备 $A$ 这个前置属性, $F_1 = \{B, D\}$ 也具备封装性。以下将所有具备封装性的集合统称 $F$ 集合。称 $A$ 为唯一前置属性,称 $\{B, D\}$ 为第1子集 $\{C, E, F\}$ 为第2子集(这里也是最后1子集)。

属性关联模型具备封装性且全部属性值为1的必要条件是该前置属性为1。显然在图4中当 $A=1$ 时, $B$ 或 $C$ 才可能 $=1$ ;反之,当 $B=1$ 时, $A=1$ 。

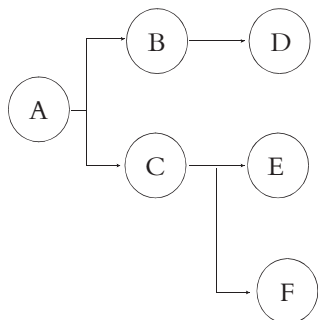


图4 某属性空间模型

为了建立 Q 矩阵, 先对 F 集合中的子集进行 Q 矩阵存储, 再逐步进行扩张, 直到将 F 集合中的属性全部进行 Q 矩阵存储。每一次增加只增加 F 子集中的前置属性。算法(QS-F 算法)如下。

1: 输入: F 集合 唯一前置属性 X	8: S 进行 Q 矩阵存储
2: 输出: QS 矩阵 T	9: T = T × S
3: S = F 的第 1 子集 Q 矩阵	10: S = S ∪ {S 的前置属性}
4: R = S;	11: While X ∉ S
5: T = 空矩阵;	12: R = F 的下 1 个子集 Q 矩阵
6: While S! = F 的最后 1 子集	13: S = R; }
7: { { Do	14: 输出 T

根据以上算法, 特列举出图 2 生成 QS 矩阵主要的生成过程。其中 A 为唯一前置属性, 取值为 1。

$$B = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}, C = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}, A = [1],$$

$$T = B * A = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 1 & 1 \end{bmatrix},$$

$$C * A = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 1 & 1 \end{bmatrix},$$

$$T = T * C * A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}.$$

从以上算法中可以看出, 当 T 中的项目数只包括 A = 1 的情况, 而 A 为唯一前置条件, 只有 A 发生的时候, 其它属性才可能发生, 删除了 [0 0, 0] 的情况。这种状态反映属性间无关联性, 进一步反映出属性间边及路径权重值为 0, 将这种情况不写入 QS 矩阵中。实验表明, QS-F 算法适合大多数具备树型结构的属性规则空间模型。

### 3 实验设置与条件

#### 3.1 创建实验属性层级矩阵图

属性个数  $n = 7$ , 属性之间的关联为层级关联

性, 如图 5, 关联生成矩阵如图 6<sup>[11]</sup>。为了充分说明实验模型中算法的可行性及有效性。特模拟出特定的属性树型层级模型, 研究的重点主要就是可视化属性权重及属性间关联权重, 过程中涉及基于 QS 存储优化。因此实验设置过程中需要对实验数据的质量要求比较高。

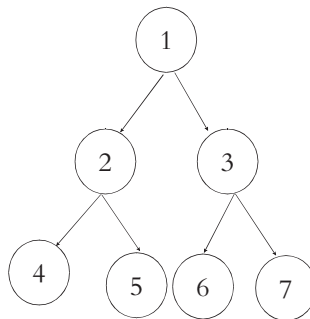


图5 属性层级模型

1	1	1	0	0	0	0
0	1	0	1	1	0	0
0	0	1	0	0	1	1
0	0	0	1	0	0	0
0	0	0	0	1	0	0
0	0	0	0	0	1	0
0	0	0	0	0	0	1

图6 Q 矩阵

1	0	0	0	0	0	0
1	0	1	0	0	0	0
1	0	1	0	0	0	1
1	0	1	0	0	1	0
1	0	1	0	0	1	1
1	1	0	0	0	0	0
-	-	-	-	-	-	-

图7 部分属性 QS 矩阵

图 6 表示每个结点与另一个结点的直接后继结点之间的关系, 图 7 表示属性 QS 矩阵总共  $25 \times 7$  矩阵, 每一行代表一种状态, 总共 25 种可能性状态, 具体可见表 1 属性状态表。

#### 3.2 项目计数值 countR(i)

根据公式 1 定义的项目计数值得不同项目的计数值如图 8 所示。

#### 3.3 定义属性权重

将变量 G. Nodes. Weight 添加到 Q 矩阵, 添加图的属性权重。Weight 变量必须是  $M \times 1$  数值向量, 其中  $M = \text{numedges}(Q)$ 。

表 1 项目属性状态表

项目编号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25
属性 1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
属性 2	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
属性 3	0	1	1	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
属性 4	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1
属性 5	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	1	1	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1
属性 6	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	1	1	0	0	1	1	0	0	1	1
属性 7	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1

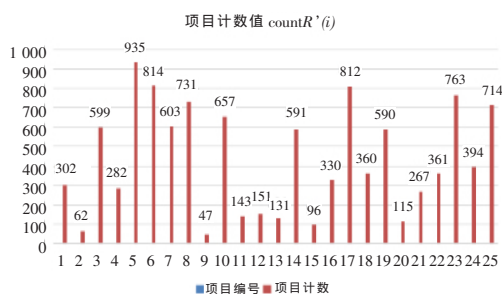


图 8 不同项目的计数值

本实验根据结点层级来定义属性权重值, 结点越高权重越高, 反之越低。本文也根据了 QS 矩阵来定义属性权重, 代表每个结点属性出现的频繁度<sup>[10]</sup>乘以 10 作为属性权重修正值。频繁度值为该结点在所有项目中出现的总次数占总体项目数的比值。

$Weight[7] = [10, 7.99, 7.70, 4.00, 4.34, 3.81, 4.65]^{-1}$ 。

### 3.4 定义边权重

新增变量  $G.Edges.weight^{[6]}$ , 定义图的边权重, 边权重参数值定义如下。

$G.Edges.P[i] = 1/2 \times Weight[i, 2]$ , 其中  $Weight[i, 2]$  与第  $i$  条边相关联的 2 个结点的权重值之和。所以  $G.Edges.P[i] = [8.99, 8.85, 5.85, 6.16, 5.75, 6.17]^{-1}, i=1, 2, 3, 4, 5, 6$ 。

定义边  $i$  项目发生比例值为  $G.Edges.Q(i)$ , 它等于在所有项目总和中与边  $i$  相关联的 2 个结点为 1 的项目总和的比例。比如当  $i=1$  时, 编号 1、2 结点与之关联, 结合 QR 矩阵和  $CountR(i)$  值  $\sum_{i=6}^{25} CountR(i)$  可得:

$$G.Edges.Q[i] = \frac{\sum_{i=6}^{25} CountR(i)}{\sum_{i=1}^{25} CountR(i)},$$

其中:  $\sum_{i=6}^{25} CountR(i)$  是边 1 相关联的 2 个结点为 1 的项目总和。实验计算得出:

$G.Edges.Q[i] = [0.80, 0.77, 0.40, 0.43, 0.38, 0.47]$ 。

定义边权重值  $G.Edges.weight[i] = G.Edges.P[i] \times G.Edges.Q[i]$ , 实验计算得出:

$G.Edges.Weight[i] = [7.19, 6.81, 2.34, 2.65, 2.18, 2.90], i=1, 2, 3, 4, 5, 6$ 。

### 3.5 定义路径权重

在定义边与结点权重的基础上, 定义路径权重, 此实验总计 6 条路径, 分别如下。

$G.Path[i] = ['1-2', '1-3', '1-2-4', '1-2-5', '1-3-6', '1-3-7']$ 。 $G.Path$  是字符型, 代表路径, 对  $G.Path$  增加  $Weight$  方法, 计算  $G.Path.Weight$  的方法如下。

$G.Path.Weight[i] = VEG(PWeight[i]) \times VEG(QWeight[i])$ ,

其中:  $VEG(PWeight[i])$  为与第  $i$  条路径相关联结点权重的平均值,  $VEG(QWeight[i])$  为与第  $i$  条路径相关联边的权重平均值。此实验中数据如下

$VEG(PWeight[i]) = [8.99, 8.55, 7.33, 7.44, 7.17, 7.45]$ ;

$VEG(QWeight[i]) = [7.19, 6.81, 4.77, 4.92, 4.50, 4.85]$ ;

$G.Path.Weight[i] = [64.64, 58.23, 34.96, 36.60, 32.27, 36.13]$ 。

## 4 实验结果与分析

### 4.1 属性权重分析

属性权重代表着属性的重要程度, 通过比较很容易得出属性 1 权重值最大, 越外围的值代表



重要程度越大,在分析关键因素时,可通过属性权重来定义关键因素的重要程度。当考虑到重要因素时,重点也要考查关系网中所处的作用是什么,是全局性作用还是局部性作用。本文实验中属性 1 是具备全局性作用,也就是说当属性 1 的发生与否会影响全局的。而属性 2 与属性 3 的发生在特定的子范围内会发生影响。

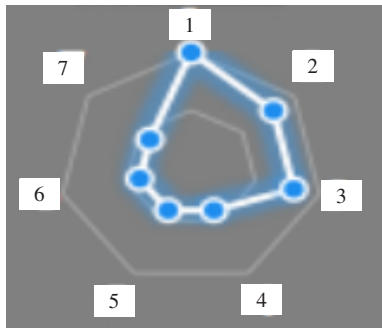


图9 结点权重图

#### 4.2 边权重分析

边权重代表属性之间关联权重,是一个属性与属性之间重要程度的衡量指标,本实验当中通过科学的计算方式将属性权重通过可视化方式表示,雷达图显示,越外围的权重越大,代表关联也就越大,关系也就越紧密(图 10)。

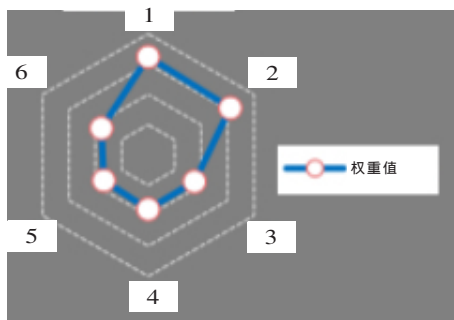


图10 边权重图

#### 4.3 路径权重分析

路径权重表示结点到另一个结点之间路径的权重,是一个属性与另一个属性关联程度的重要衡量指标。本实验中,属性路径越短,权重值越大,路径越长,权重值越小。从图 11 中可以看出,一个路径的长度相同,权重值相当取决于属性权重值以及边权重值。

#### 4.4 属性关联权重意义分析

在对象特征提取中,需要通过一定的方法选择一个属性子集,很多情况下初始可以随机选取,

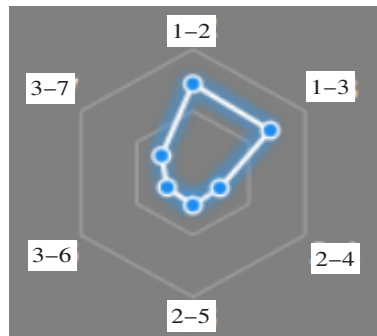


图11 路径权重

这种方式虽然可行,但是也要付出相当大的代价,在认识属性之前,可以进行属性层级认识,建立 Q 矩阵,识别有价值的记录,去除噪声数据,从而更好地进行特征提取。本文考虑到属性权重,关联边权重,以及关联路径权重,通过 3 个方面的分析,可以更好地知道某数据集的特征。

同样,研究属性之间关联性算法,也能够在实际应用场景有指导意义,比方说,在社会关系学中,可以衡量一个公司与公司之间业务关联的权重,对认识一个公司或其它对象有相当大的指导意义。

## 5 结束语

本文从 Q 矩阵理论进行属性关联分析,属性之间的关联具备层次性,而属性关联模型可能有线型、网状型、树型、离散型等模式,因此在识别属性间的关联通常根据经验不断地进行修正,然后通过 Q 矩阵进行存储,为了更好地识别属性之间关联而达到对象特征提取的目的,需要对不符合属性层级模式的数据进行清洗,为了了解属性权重,需要读到数据集中有关该属性的全部数据值,属性的权重意义代表着对特征贡献程度,也代表着对其它属性的影响程度。

本文从结合 Q 矩阵理论,对数据进行去除噪声数据处理,并对合理数据进行数据统计与分析,建立属性权重、属性关联权重、属性间路径权重,通过算法计算。实验证明,属性权重值属性间关联权重值计算方式,权重越大,对特征提取的贡献值也越大,数据集特征同样也取决于属性间路径权重,如果某路径值越大,代表着该路径趋势越明显,出现的概率越大;反之,概率越小。本文研究应用可用于对主体(比方说公司、客户、人际关系等)间关联性分析,并为之提供科学的依据,但是所考虑的因素有限,比方说属性值只考虑了二值

划分,定义权重因素过于依赖数据样本等。基于本实验研究,还有很多工作需要深入研究,比方说考虑更多因素来定义权重问题,考虑多值属性的关联研究等。

### 参考文献:

- [1] 丁树良,罗芬,汪文义. Q 矩阵理论的扩展[J]. 心理学探新, 2012, 32(5): 417 - 422.
- [2] 丁树良,罗芬,汪文义,等. 0-1 和多值可达矩阵的性质及应用[J]. 江西师范大学学报(自然科学版), 2015, 39(1): 64 - 68.
- [3] 亢文英. 基于隐含知识点和加权矩阵分解的习题推荐算法研究[D]. 西安: 西北大学, 2019.
- [4] 蒋昌猛,冯筠,孙霞,等. 基于知识点层次图的个性化习题推荐算法[J]. 计算机工程与应用, 2018(10): 229 - 235.
- [5] 田雪林. 大数据在认知诊断中的实践应用[J]. 中国教师, 2019(7): 36 - 39.
- [6] 王晓庆,丁树良,罗芬. 认知诊断中的 Q 矩阵及其作用[J]. 心理科学, 2019, 42(3): 739 - 746.
- [7] 杨淑群,蔡声镇,丁树良,等. 求解简化 Q 矩阵的扩张算法[J]. 兰州大学学报, 2008, 44(3): 87 - 91, 96.
- [8] 房有丽,王红,狄瑞彤,等. COPD 多维特征提取与集成诊断方法[J]. 计算机应用研究, 2019(10): 2925 - 2929.
- [9] 陈宇展. 大数据分析挖掘技术及其决策应用[J]. 电子技术与软件工程, 2019(22): 179 - 180.
- [10] 赵卫东. 商务智能[M]. 3 版. 北京: 清华大学出版社, 2014.
- [11] 罗欢. 认知诊断中属性权重的研究 - 以多级评分 AHM 为例[D]. 南昌: 江西师范大学, 2009.

(上接第 387 页)

业高效化、人力资源和材料成本集约化、结构成型质量优良化,给项目实施带来显著的质量和经济效益,该工艺值得深入推广应用。

### 参考文献:

- [1] 张俊峰. 方柱可调模板加固施工技术与研究[J]. 山西建筑, 2016(16): 102 - 103.
- [2] 许金磊,马俊峰,杨鑫,等. 大型方柱可调模板加固施工技术与研究[J]. 工程技术, 2017(8): 106 - 107.
- [3] 韦佑鑫. 一种可调节新型高强度方柱加固件的应用[J]. 建材发展导向, 2016(17): 17 - 18.
- [4] 薛景辉. 石家庄新客站东广场地下土建工程框架柱模板设计与施工[J]. 石家庄铁路职业技术学院学报, 2016(2): 34 - 38.

(上接第 399 页)

- [32] SUN Y, GATES B, MAYERS B, et al. Crystalline silver nanowires by soft solution processing[J]. Nano Letters, 2002, 2(2): 165 - 168.
- [33] COSKUN S, AKSOY B, UNALAN H E. Polyol synthesis of silver nanowires: an extensive parametric study[J]. Crystal Growth & Design, 2011, 11(11): 4963 - 4969.
- [34] TANG Q, SHEN H, YAO H, et al. Preparation of silver nanowire/AZO composite film as a transparent conductive material[J]. Ceramics International, 2017, 43(1): 1106 - 1113.
- [35] BARI B, LEE J, JANG T, et al. Simple hydrothermal synthesis of very - long and thin silver nanowires and their application in high quality transparent electrodes[J]. Journal of Materials Chemistry A, 2016, 4(29): 11365 - 11371.