

DOI:10.16356/j.1005-2615.2015.01.015

一种多属性主客观对比评价模型及应用

李 遥 陈 晔 廖 勇 徐海燕

(南京航空航天大学经济与管理学院,南京,211106)

摘要:提出了一种多属性主客观对比评价模型,用以分析被评价者对自身(主观)评价与专家(客观)评价的异同,以期提升评价的效能。首先针对所有被评价数据集,依托于聚类分析方法,提出了一种典型样本选取策略。然后应用优势粗糙集理论对典型样本集进行了专家知识学习,形成决策规则集,并将规则应用于分析所有的数据,获得客观评价结果,与主观评价结果进行比较分析。最后应用该模型对研究生学习能力进行了分析,证明了模型的有效性。

关键词:多属性决策;主客观评价对比;聚类分析;优势粗糙集;研究生学习能力

中图分类号:C934 **文献标志码:**A **文章编号:**1005-2615(2015)01-0104-09

Multiple-Criteria-Based Subjective-Objective Evaluation Result Comparison Model and Its Application

Li Yao, Chen Ye, Liao Yong, Xu Haiyan

(College of Economics and Management, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Nanjing, 211106, China)

Abstract: A multiple criteria decision model addressing the comparison of both subjective and objective evaluation results is proposed. Firstly, based on the cluster analysis, a method for selecting representative sample data set from all alternatives under evaluation is designed. Next, experts are invited to review these sample data and the dominance-based rough set theory is used to analyze expert decisions, thus forming a set of decision rules. Then, these trained decision rules are applied to all alternatives, and hence an objective-oriented result can be obtained and compared with the alternatives' self-evaluation results which contain subjective orientation. Finally, the method is used to analyze the leaning ability of graduate to demonstrate its feasibility.

Key words: multiple criteria decision; comparison of subjective-objective evaluation results; cluster analysis; dominance-based rough set; leaning ability of graduate

评价是指人们为实现预定的目标,在通过充分地信息收集的基础上,根据一定的主客观条件,采用科学的方法和手段,通过必要的分析与判断,从所有可供选择的方案中找出决策者最满意的一个方案进行实施,直至目标实现的过程。随着人类社会活动日益复杂多变,实际问题研究过程中涉及的

系统和相应需要考虑的问题越来越庞大和复杂,需从多个角度(属性、指标)进行全面、系统地分析,才能获得较好的决策效果^[1]。这一趋势推动了多属性(目标)评价研究和应用的产生和不断发展,成为现代决策科学的一个重要组成部分,在工程设计、经济、管理和军事等诸多领域中都有着广泛的

基金项目:国家自然科学基金(71471087)资助项目;江苏高校哲学社会科学研究(2013ZDIXM023)重点资助项目。

收稿日期:2014-09-14;**修订日期:**2014-11-21

通信作者:李遥,男,高级工程师,E-mail:ly@nuaa.edu.cn。

理论与实际应用背景,如投资决策问题、项目评估、工厂选址、投标招标、产业部门发展排序、及经济效益综合评价等^[2]。

早期的经典的多属性决策方法有 AHP^[3], MAUT^[4], OUTRANKING^[5] 等,随着研究在深度和广度的拓展,出现了依托于模糊数学^[6]、灰色系统理论^[7]、神经网络^[8]以及粗糙集^[9]等的多属性决策模型,以及多种方法的结合用以解决不同决策场景。

图 1 归纳了多属性决策分析的大体步骤和决

策分析输出结果。具体而言,多属性决策分析过程就是在对一个复杂决策问题进行详细分析和数据收集的基础上,进行建模分析,构建评价指标集和备选方案集;在此基础上,通过一定的决策模型(绝大多数研究是通过分析和集成指标权重信息和被评价单元在不同指标上表现信息,构建出评价模型),分析决策者对不同备选方法在不同评价指标下的客观表现偏好并进行偏好集成;最后,获得决策分析结果,一般包括多属性排序、多属性分类和多属性选最优 3 种形式。

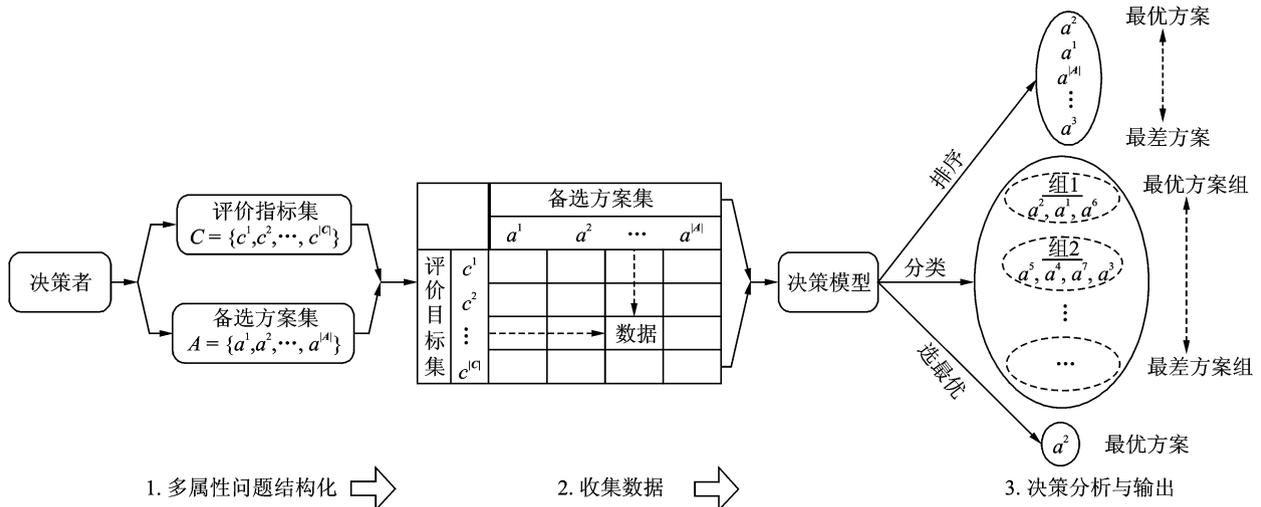


图 1 多属性评价分析步骤流程图

Fig. 1 Flowchart of multiple criteria decision evaluation procedure

当被评价者为具有主观能动性的个人或群体时,决策者除了考虑自身对不同被评价者的偏好外,往往还需要考虑被评价者对评价结果的接受程度或反馈信息(本文将被评价者自我的认知评价定义为主观评价信息,把决策者的通过模型分析的评价结果定义为客观评价信息),进行相应结果调整,否则评价的结果可能会难以被被评价者认可并起到正向激励作用。专门针对这一问题的多属性评价研究较少,但类似的研究可以归纳为以下几点:

(1)通过指标权重的变权体现主客观信息互动:考虑被评价者的不同因素,如成长性表现,在进行评价时对不同被评价者赋予不同的指标权重,从而达到一定的激励机制^[10-11]。由于目前没有一个统一公认的研究范式,不同的学者提出的变权方法差异较大。这一思想可以认为是权变理论^[12]在决策评价领域的一个应用。

(2)通过熵权法体现主客观信息互动:按照信息论基本原理的解释,信息是系统有序程度的一个

度量,熵是系统无序程度的一个度量;如果指标的信息熵越小,该指标提供的信息量越大,在综合评价中所起作用理当越大,权重就应该越高。这种方法一般是通过构建权重使指标之间的离差最大化,使评价结果差异性显著,体现了一定的客观公正性^[13-14]。

(3)通过数据包络分析体现主客观信息互动:借鉴数据包络分析^[15]中计算投入产出效率时构建优化模型,被评价者可以自主确定投入和产出指标的权重。不同学者^[16]探索了如何将数据包络分析与多属性评价结合的方法。这类方法允许被评价者通过优化模型设置对自己最有利的权重,体现了一定被评价者的主观能动性。

此外,类似考虑主观与客观的信息互动的分析还可以包括从博弈和冲突分析^[17]方面的研究。

然而现有研究主要是从调节指标权重,实现主观与客观信息的互动,缺少从整体上描述主观与客观信息对比和差异分析的机制。同时现实生活中

存在着大量自我评价问卷信息,目前常规方法是进行统计分析,如假设检验、多元统计分析。但这些方法均是针对问卷信息进行的主观分析,如何有效地结合客观分析工具,进行对比分析研究,是本文研究的主要目的。由于这些问卷往往数据较大,上述模型针对大数量计算会导致过程复杂,因此不适合这类数据分析。

本文针对多属性分类问题(这种方法可以拓展到排序问题),综合多属性评价、统计和知识学习等研究领域,提出一种主客观对比方法,其优点包括:

(1)基于结果的主客观系统对比分析模型:针对不同的主客观结果对比以及主观结果内部特点情况,构建了主客观评价结果集成和调整策略,从而实现了系统的分析和对比;

(2)基于统计和粗糙集的典型样本学习方法:针对自我评价问卷类大总样信息,应用知识学习的思路,构建了基于粗糙集的客观评价模型,并针对如何有效发现典型学习样本,提出了基于 k -means 的典型样本选取策略;

(3)本文方法简洁、易于理解,不需要预设评价函数的约束,对决策者的偏好提炼不需要服从特定模型假设条件。

1 多属性主客观对比评价模型框架

1.1 主客观对比评价模型基本流程

图2为模型的整体分析流程,包括5个大模块:

(1)全部被评价数据集:对被评价数据进行采集和整理;

(2)基于聚类分析典型样本选择:由于问卷调研类信息往往数据量较大,当应用知识学习模型时需要从中选择具有典型代表性的数据进行学习,通过聚类分析,可以方便决策者识别出哪些具有典型样本性(一般基于数据的组间距最大化、组内距最小化);

(3)基于优势粗糙集的专家规则提取:应用优势粗糙集方法对通过聚类选取出来的典型样本进行学习,提炼规则,形成规则判断集;

(4)被评价者进行自身主观评价:邀请被评价者进行自我评价,很多情况下可以提前与模块(1)合并进行;

(5)主客观结果的比较与集成:进行两种结果

的对比,并根据对比分析情况进行最终结果的集成。

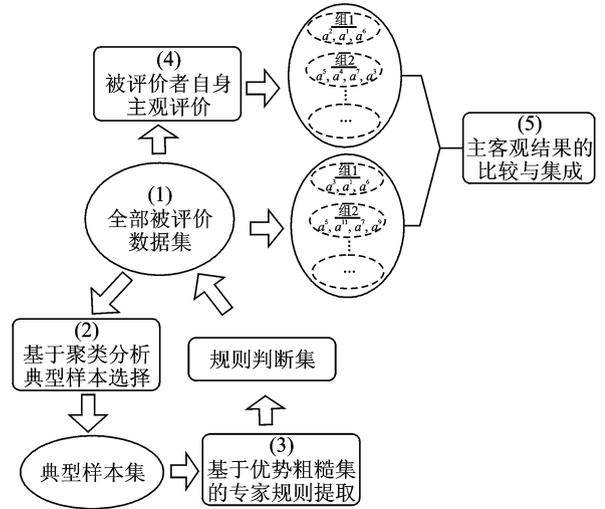


图2 多属性主客观对比评价模型基本流程

Fig. 2 Flowchart of subjective-objective result comparison procedure

1.2 多属性分类基本模型构建

针对一个多属性分类(有偏好)问题,给出以下的数学符号设定:

(1)被评价单元集 $A: A = \{a^1, a^2, \dots, a^i, \dots, a^n\}$, 其中 a^i 为一个被评价单元, n 为被评价单元总数;

(2)多属性评价指标集 $C: C = \{c_1, c_2, \dots, c_j, \dots, c_q\}$, 其中 c_j 为一个评价指标, q 为指标总数;

(3)多属性分类集 $G: G = \{g^1, g^2, \dots, g^m\}$, 其中 m 为分类的组数,即将 A 集按照 C 标准集进行评价分类到 G 组中,因此满足: $m \leq n$, 并且 $g^1 > g^2 > \dots > g^m$ 。

1.3 典型样本选取及粗糙集学习基本模型构建

针对应用聚类分析构建典型样本以及进行粗糙集学习,给出如下数学符号设定:

(1)典型样本集 $P: P = \{p^1, p^2, \dots, p^d, \dots, p^h\}$, 其中 p^d 为其中一个典型样本, h 为样本总数,即根据聚类分析的结果,本文从 A 集中选择子集 P , 因此满足: $P \subseteq A, h \leq n$ 。

(2)规则判断集 $R: R = \{r_1, r_2, \dots, r_l\}$, 其中 l 为规则判断集总数,即通过粗糙集学习专家知识,形成规则判断集 R 。

(3)主观评价分类结果集 $A^s: A^s = \{g^s(a^1), g^s(a^2), \dots, g^s(a^i), \dots, g^s(a^n)\}$, 其中上标 s 代表主

观,即被评价单元自己给出的分类结果,因此满足:

$$g^1 \leq g^s(a^i) \leq g^m.$$

(4)客观评价分类结果集 $A^\circ: A^\circ = \{g^\circ(a^1), g^\circ(a^2), \dots, g^\circ(a^i), \dots, g^\circ(a^n)\}$,其中上标 \circ 代表客观,即决策者通过应用规则判断集 R ,获得的分类结果,因此满足: $g^1 \leq g^\circ(a^i) \leq g^m$.

1.4 主客观对比分析和集成基本模型构建

为了进行主观评价与客观评价获得的不同结果对比分析,给出如下数学符号设定:

(1)单个被评价单元 a^i 主客观差异度 $I(a^i)$:
 $I(a^i) = g^s(a^i) - g^\circ(a^i)$.

(2)被评价集 A 平均主客观差异值度 $I(A)$:

$$I(A) = \frac{\sum_{i=1}^n I(a^i)}{n}$$
, 可知 $1 - m \leq I(A) \leq m - 1$.

(3)被评价集 A 主客观差异值度均方差 $\sigma =$

$$\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n [I(a^i) - I(A)]^2}{n}}$$
, 可知 $0 \leq \sigma \leq m - 1$.

(4)主客观评价分类结果的集成 $A^{s\circ}: A^{s\circ} = \{w_s g^s(a^1) + w_\circ g^\circ(a^1), w_s g^s(a^2) + w_\circ g^\circ(a^2), \dots, w_s g^s(a^n) + w_\circ g^\circ(a^n)\}$,其中 w_s 为主观评价结果权重, w_\circ 为客观评价结果权重, $0 \leq \{w_s, w_\circ\} \leq 1$, $w_s + w_\circ = 1$.

1.5 主客观对比分析和集成策略构建

为了有效对比分析主客观结果,进一步设定如下:

(1)主客观之间差异允许度 $\alpha (0 \leq \alpha \leq m - 1$, 推荐初始设定值为 $\frac{m-1}{n}$), 当 $-\alpha \leq I(A) \leq \alpha$, 可以认为主客观差异程度不大;基于以上的 α 设定,可以定义如下 3 类主客观比较结果

$$\begin{cases} -\alpha \leq I(A) \leq \alpha & \text{主客观评价基本一致型} \\ I(A) > \alpha & \text{主观评价超前型(主观结果比客观结果好)} \\ I(A) < -\alpha & \text{主观评价落后型(客观结果比主观结果好)} \end{cases}$$

(2)主观评价内部差异允许度 $\beta (0 \leq \beta \leq m - 1$, 推荐初始设定值为 $\frac{1}{m}$), 当 $\sigma \leq \beta$, 可以认为主观内部差异程度不大;基于以上的 β 设定,可以定义如下两类主观评价内部比较结果

$$\begin{cases} \sigma > \beta & \text{主观评价内部差异较大型} \\ \sigma \leq \beta & \text{主观评价内部差异较小型} \end{cases}$$

根据以上两类不同的主客观对比型组合,构建如表 1 所示主客观结果集成和调整策略。

表 1 主客观评价结果集成和调整策略表

Tab. 1 Integration of subjective-objective result and adjustment strategy

评价类型	主观评价内部差异较小型	主观评价内部差异较大型
主客观评价基本一致型	均衡设定主客观评价结果权重,即 $w_s = w_\circ = 0.5$	设定 $w_s = w_\circ = 0.5$, 并对 $I(a^i)$ 值过大(极度不自信)或过小(过度自信)的被评价单元进行特别关注
主观评价超前型	为了更好地反映主观评价结果,设定主观评价结果权重大于客观评价结果权重,即 $w_s \geq w_\circ$.	建议进一步解释清楚评价指标,重新进行主观自我评价
主观评价落后型	为了更好地反映客观评价结果,设定主观评价结果权重小于客观评价结果权重,即 $w_s \leq w_\circ$.	建议进一步解释清楚评价指标,重新进行主观自我评价

2 基于聚类分析典型样本选择策略

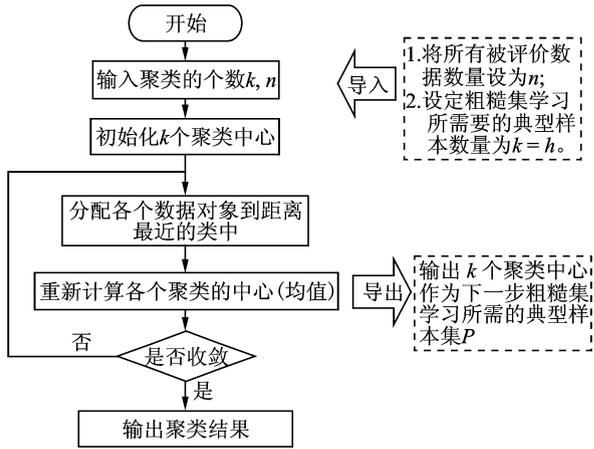
如图 2 所示,模型采用粗糙集理论进行专家规则学习,首先从全部数据中有效地选择具有典型性的样本数据,因此本文提出了基于聚类分析的典型样本选择策略。

聚类分析指将物理或抽象对象的集合分组成为由类似的对象组成的多个类的分析过程,它是一种重要的人类行为。聚类分析的目标就是在相似的基础上收集数据来分类。聚类是将数据分类到不同组的过程,所以同一个组中的对象有很大的相似性,而不同组间的对象有很大的相异性。聚类分析的方法很多,有系统聚类法、模糊聚类法、动态聚类法等。这里采用最广泛使用的 k -means 聚类算法^[18]。其基本算法如下:首先随机选择 k 个数据作为初始中心,计算各个数据到所选出来的各个中心的距离,将数据对象指派到最近的簇中;然后计算每个组的均值,循环往复执行,直到满足聚类准则收敛为止。

图 3 构建了典型样本选取流程,其思路为将所有评价数据集作为聚类数据,通过 k -means 算法获得 k 个聚类中心点作为典型样本集 $P (P = \{p^1, p^2, \dots, p^d, \dots, p^h\}, h$ 为样本总数)。

3 基于优势粗糙集的专家规则判断集构建

粗糙集理论是由波兰科学家 Pawlak 教授 1982 年提出的一种关于不精确、不相容、不完备数据处理的规则学习方法,主要思想是基于不可分辨

图3 基于 k -means 聚类算法的典型样本选取流程Fig. 3 Flowchart of k -means cluster analysis for representative data acquisition

关系,将不精确或不确定的知识用已知的知识库中的知识来近似刻画,广泛应用于处理诱导影响因素、学习分类、模型辨认、提取决策法则等方面。但是经典粗糙集无法处理带有偏好属性的决策问题。在此基础上, Greco 等^[19]提出了优势粗糙集理论,用优势关系代替粗糙集的不可分辨关系。与经典粗糙集理论相比,优势粗糙集方法可以解决带有偏好顺序的多属性决策问题,由偏好属性决策表导出的偏好决策规则集也更接近人的自然推理。

3.1 优势粗糙集基本结构

在多属性决策问题中,通常用 $S = \{U, Q, V, f\}$ 表示一个决策表,其中 U 为论域,即样本集 $U = \{x_1, x_2, \dots, x_{|U|}\}$ ($|U|$ 表示 U 中对象的数量,下同); $Q = \{q_1, q_2, \dots, q_{|Q|}\}$ 为属性集, Q 分为条件属性 $C = \{c_1, c_2, \dots, c_{|C|}\}$ 与决策属性 $D = \{d_1, d_2, \dots, d_{|D|}\}$, $Q = C \cup D$ 且 $C \cap D = \emptyset$; V 为属性的值域集; f 为信息函数, $f: U \times Q \rightarrow V, f(x_j, q_j) \in V_j$ 。

对象集 U 依据条件属性 C 划分到预定义的分类 $Cl = \{cl_1, cl_2, \dots, cl_{|C|}\}$, $cl_t \subseteq D$ 且 $\forall x \in U$ 只属于其中一个分类。其中 t 越大,表示类别越优。设 $s \in T$, 定义决策类的上并集和下并集分别为: $Cl_t^{\geq} = \bigcup_{s \geq t} cl_s, Cl_t^{\leq} = \bigcup_{s \leq t} cl_s$, 其中上并集中每个对象优于或者等于下并集中的每个对象。显然 $Cl_n^{\geq} = Cl_n, Cl_1^{\leq} = cl_1$ 且 $Cl_1^{\geq} = Cl_1^{\leq} = U$ 。

对于准则集 $P \in C, \forall q \in P$, 有 $f(x, q) \geq f(y, q)$, 表示依据准则 q, x 优于或等于 y , 记为 $x D_p y$ 。关于 x 的优势集和劣势集分别定义为: $D_p^+ = \{y: y D_p x\}, D_p^- = \{y: x D_p y\}$ 。

对于准则集 $P \subseteq C, Cl_t^{\geq}$ 的下近似和上近似以

及边界区分别为

$$\begin{aligned} \underline{P}(Cl_t^{\geq}) &= \{x \in U: D_p^+(x) \subseteq Cl_t^{\geq}\} \\ \overline{P}(Cl_t^{\geq}) &= \{x \in U: D_p^-(x) \cap Cl_t^{\geq} \neq \emptyset\} \\ Bn(Cl_t^{\geq}) &= \overline{P}(Cl_t^{\geq}) - \underline{P}(Cl_t^{\geq}) \end{aligned}$$

同理, Cl_t^{\leq} 的下近似和上近似以及边界区分别为

$$\begin{aligned} \underline{P}(Cl_t^{\leq}) &= \{x \in U: D_p^-(x) \subseteq Cl_t^{\leq}\} \\ \overline{P}(Cl_t^{\leq}) &= \{x \in U: D_p^+(x) \cap Cl_t^{\leq} \neq \emptyset\} \\ Bn(Cl_t^{\leq}) &= \overline{P}(Cl_t^{\leq}) - \underline{P}(Cl_t^{\leq}) \end{aligned}$$

于是,可以得出

$$\gamma_P(Cl) = \frac{|U - (\bigcup_{t \in T} Bn_P(Cl_t^{\geq})) \cup (\bigcup_{t \in T} Bn_P(Cl_t^{\leq}))|}{|U|}$$

称 $\gamma_P(Cl)$ 为优势粗糙集的分类质量,表示应用准则 $P(P \subseteq C)$ 将 U 正确划入分类 Cl 的对象的比率。

3.2 决策规则的提炼方法

在利用优势关系得到粗糙近似的基础上,可以得到决策表中的偏好决策规则。偏好决策规则主要有以下3种:

(1) D_{\geq} 决策规则(至少为某一等级): 如果 $f(x, q_1) \geq r_{q_1}$ 且 $f(x, q_2) \geq r_{q_2} \dots f(x, q_p) \geq r_{q_p}$, 则 $x \in Cl_t^{\geq}$, 其中 $P = \{q_1, q_2, \dots, q_p\} \subseteq C, (r_{q_1}, r_{q_2}, \dots, r_{q_p}) \in V_{q_1} \times V_{q_2} \times \dots \times V_{q_p}, t \in T$ 。这些规则在 Cl_t^{\geq} 的上并集的下近似中成立。

(2) D_{\leq} 决策规则(至多为某一等级): 如果 $f(x, q_1) \leq r_{q_1}$ 且 $f(x, q_2) \leq r_{q_2} \dots f(x, q_p) \leq r_{q_p}$, 则 $x \in Cl_t^{\leq}$, 其中 $P = \{q_1, q_2, \dots, q_p\} \subseteq C, (r_{q_1}, r_{q_2}, \dots, r_{q_p}) \in V_{q_1} \times V_{q_2} \times \dots \times V_{q_p}, t \in T$ 。这些规则在 Cl_t^{\leq} 的下并集的下近似中成立。

(3) $D_{\geq \leq}$ 决策规则(恰好为某一个等级): 如果 $f(x, q_1) \geq r_{q_1}$ 且 $f(x, q_2) \geq r_{q_2} \dots f(x, q_p) \geq r_{q_p}$ 且 $f(x, q_{k+1}) \leq r_{q_{k+1}}$ 且 $f(x, q_p) \leq r_{q_p} \dots f(x, q_p) \leq r_{q_p}$, 则 $x \in cl_t \cup cl_{t+1} \cup \dots \cup cl_s, O' = \{q_1, q_2, \dots, q_p\} \subseteq C, O'' = \{q_{k+1}, q_{k+2}, \dots, q_p\} \subseteq C, P = O' \cup O'', (r_{q_1}, r_{q_2}, \dots, r_{q_p}) \in V_{q_1} \times V_{q_2} \times \dots \times V_{q_p}, s, t \in T, t < s$ 。这些规则仅在 Cl_t^{\leq} 和 Cl_s^{\geq} 的边界区成立。

通过优势粗糙集软件 4eMka2^[20], 可以提取出偏好决策规则集 R , 利用给定优势关系从偏好决策表中得到的规则比经典近似定义中用不可分辨关系得到的规则集更全面, 并且得到的决策规则集具有更小的条件数, 同时优势粗糙集也不需要任何先验信息导出决策规则。

续表

感智能力	记忆能力	逻辑分析能力	推理论证能力	自我意志力	抗挫折能力	是否自信	自我激励能力	导师学术水平	导师指导力度	导师人格魅力	学校硬件设备环境	学术图书资源环境	学习氛围	研究生培养模式	家庭教育环境	家庭幸福感	学习能力分类
5	5	5	3	5	5	5	5	5	5	5	1	5	5	5	5	5	H
5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	3	5	5	5	5	H
2	3	2	2	1	2	2	1	2	2	2	3	1	2	2	1	1	L
2	2	1	1	1	1	1	1	2	2	2	1	1	1	1	2	2	L
2	5	2	3	1	1	1	1	3	4	2	3	1	2	3	1	1	L
2	2	2	3	2	2	2	2	2	2	2	1	1	1	1	1	1	L
2	2	2	3	2	3	2	1	3	2	3	2	3	2	3	2	2	L
3	5	4	4	5	4	5	5	3	5	5	3	4	3	4	4	5	M
4	4	3	3	5	4	5	5	4	4	5	4	4	4	4	5	4	M
3	4	4	3	4	3	4	3	3	4	4	3	4	4	3	3	4	M
3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	M
4	4	4	4	5	4	4	5	3	3	5	3	4	4	4	4	5	M
3	3	4	2	3	3	4	5	2	3	3	3	3	5	3	3	4	M
3	5	3	2	3	5	4	4	4	3	3	2	5	5	4	4	5	M
3	3	3	3	4	4	4	4	3	3	3	3	3	3	3	3	3	M
3	5	5	5	5	5	3	3	4	3	2	3	2	3	3	3	3	M
3	4	4	4	5	4	4	4	4	4	4	2	4	4	4	3	3	M
2	2	3	4	2	2	2	3	2	3	3	1	3	3	2	2	3	L
2	3	3	3	3	3	3	3	2	2	3	3	3	3	2	2	2	L
2	3	1	2	3	4	2	3	4	2	3	4	3	3	3	3	3	L
3	3	3	3	3	3	3	3	2	3	3	2	2	2	3	2	3	L
3	2	2	3	1	2	4	3	1	2	5	3	2	2	3	4	1	L

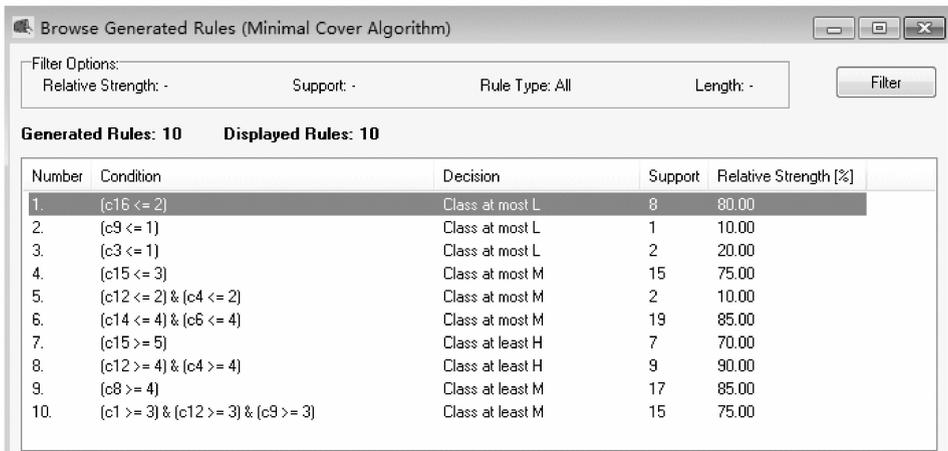


图 4 学习能力影响因素的最小决策规则

Fig. 4 The minimal coverage-based decision rules for factors influencing leaning ability

表 4 列出了根据优势粗糙集方法分析得出的学习能力高低的最小决策规则。

4.4 主客观评价结果的比较分析

将表 4 所示的决策规则应用于所有 248 名学生的客观评价分析,获得客观评价结果,同时为了对比学生主观评价结果,设定主客观之间差异允许

度 $\alpha = \frac{m-1}{n}, \beta = \frac{1}{m}$, 其中 $m = 3, n = 248$, 因此 $\alpha = 0.008, \beta = 0.33$ 。应用前文构建的被评价集 A 平均主客观差异值度 $I(A)$ 和被评价集 A 主客观差异值度均方差 σ , 获得如表 5 所示结果。同时为了更好地对比展示这些学生的主客观评价结果,构建

表 4 学习能力决策规则分析

Tab. 4 Analysis of decision rules for learning ability evaluation

决策规则	决策规则表示含义	学习能力分类	正确率/%
$c_{16} \leq 2$	学生的家庭教育环境较差	低	80
$c_{15} \leq 3$	研究生培养模式一般或较差	中或低	75
$c_{14} \leq 4 \ \& \ c_6 \leq 4$	学生推理能力和学校学术氛围均未达到满意水平	中或低	85
$c_{15} \geq 5$	研究生培养模式达到优秀水平	高	75
$c_{12} \geq 4 \ \& \ c_4 \geq 4$	学生的推理论证能力和学校硬件设备环境都很好	高	90
$c_8 \geq 4$	学生的自我激励能力较强	中或高	85
$c_1 \geq 3 \ \& \ c_{12} \geq 3 \ \& \ c_9 \geq 3$	学生的感知能力、导师的学术水平和学校硬件设备都高于 1	中或高	75

表 5 三维能力主客观对比结果

Tab. 5 Subjective-objective learning ability result comparison over three dimensions

学习能力	平均主客观差异值度 $I(A)$	主客观差异值度均方差 σ
自主学习能力	$I(A) = 0.014 > 0.008$, 为主观评价超前型, 设定 $w_s = 0.6$, $w_o = 0.4$, 满足 $w_s \geq w_o$.	$\sigma = 0.24$, 主观评价内部差异较小
创新能力	$I(A) = 0.006 < 0.008$, 为主客观评价基本一致型, 设定 $w_s = w_o = 0.5$	$\sigma = 0.17$, 主观评价内部差异较小
科研能力	$I(A) = 0.007 < 0.008$, 为主客观评价基本一致型, 设定 $w_s = w_o = 0.5$	$\sigma = 0.21$, 主观评价内部差异较小

了图 5 的三维主客观评价结果对比图,其中 x 轴代表自主学习能力, y 轴代表创新能力, z 轴代表科研能力, 3 个维度量纲范围均为 $[0, 1]$ 。

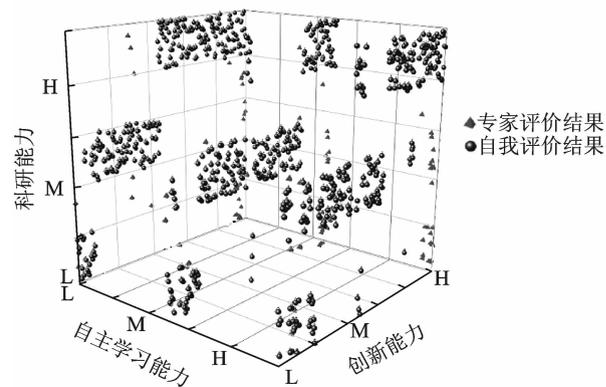


图 5 三维主客观评价结果对比图

Fig. 5 3D graphic of subjective-objective result comparison

4.5 结果讨论

(1)从主客观评价结果对比来看,专家评价和自我评价结果整体上具有较大的一致性(创新能力和科研能力为主客观评价基本一致型,而图 5 中大部分评价结果重叠在一起);自主学习能力为主观评价超前型,显示了学生在自我评价时高估了这方面能力,需要进一步引导学生正确认识自身的自主学习能力。

(2)决策规则的讨论:从家庭教育环境来看,较差的家庭教育环境很难培养出学习能力较强的学

生;从学生个体因素来看,推理论证能力和自我激励能力对学习能力的影 响都很大;从学习环境来看,培养模式的优劣对学生学习能力的影 响最大,同时较强硬件设备和学术氛围以及培养模式往往能提高学生的学习能力;在教师效能方面,导师的学术水平也会影响学生的学习能力。

5 结束语

针对主客观结果对比问题,本文提出了依托于聚类分析方法的典型样本选取的策略,然后应用优势粗糙集理论对典型样本进行了专家的知识学习,形成了决策规则,将规则应用于分析所有的数据,构建了基于主客观之间差异和主观评价内部差异组合判断的主客观结果集成和调整策略,从而实现主观与客观评价结果的有效比较分析。作为应用案例,本文对南京市研究生学习进行主客观评价对比分析,获得了一些有益的主客观对比分析和规则结果,验证了模型的有效性。

参考文献:

[1] 徐玖平,吴巍. 多属性决策的理论与方法[M]. 北京:清华大学出版社,2006.
 Xu Jiuping, Wu Wei. Theory and method of multiple attribute decision making[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2006.
 [2] 田文,胡明华. 空域拥挤风险管理时间决策模型与方法[J]. 南京航空航天大学学报,2011,43(4):566-571.

- Tian Wen, Hu Minghua. Airspace congestion risk management time decision model and method [J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2011, 43(4): 566-571.
- [3] Saaty T L. Modeling unstructured decision problems—The theory of analytical hierarchies [J]. Mathematics and Computers in Simulation, 1978, 20(3): 147-158.
- [4] Keeney R L, Raiffa H. Decision with multiple objectives: Preferences and value tradeoffs [M]. New York: Wiley, 1976.
- [5] Roy B. Multicriteria methodology for decision aiding [M]. Dordrecht: Kluwer, 1996.
- [6] Lootsma F A. Fuzzy logic for planning and decision making [M]. Dordrecht: Kluwer, 1997.
- [7] 刘思峰, 杨英杰, 吴利丰. 灰色系统理论及其应用 [M]. 第7版. 北京: 科学出版社, 2014.
Liu Sifeng, Yang Yingjie, Wu Lifeng. Grey system theory and its application [M]. Seventh Edition. Beijing: Science Press, 2014.
- [8] 李敏强, 徐博艺, 寇纪淞. 遗传算法与神经网络的结合 [J]. 系统工程理论与实践, 1999, 2: 65-69.
Li Minqiang, Xu Boyi, Kou Jisong. On the combination of genetic algorithms and neural networks [J]. Systems Engineering—Theory & Practice, 1999, 2: 65-69.
- [9] 菅利荣, 刘思峰, 方志耕, 等. 基于优势粗糙集的教学研究型大学学科建设绩效评价 [J]. 管理工程学报, 2007, 21(3): 132-136.
Jian Lirong, Liu Sifeng, Fang Zhigeng, et al. The performance evaluation on discipline construction of teaching and research university based on dominance rough set theory [J]. Journal of Industrial Engineering and Engineering Management, 2007, 21(3): 132-136.
- [10] 李洪兴. 因素空间理论与知识表示的数学框架 (Ⅷ)—变权综合原理 [J]. 模糊系统与数学, 1995, 3: 1-9.
Li Hongxing. Factor spaces and mathematical frame of knowledge representation (Ⅷ)—Variable weights analysis [J]. Fuzzy System and Mathematic, 1995, 3: 1-9.
- [11] 李春好, 李孟姣, 马慧欣, 等. 多属性相对变权决策模型及方法 [J]. 中国管理科学, 2014, 22(5): 104-114.
Li Chunhao, Li Mengjiao, Ma Huixin, et al. Multi-attribute relative to decision making model and method of [J]. Chinese Management Science, 2014, 22(5): 104-114.
- [12] Fred L, Stewart T I. The reality or illusion of a general contingency theory of management: A response to the longenecker and pringle critique [J]. The Academy of Management Review, 1978, 3(3): 683-687.
- [13] 邱菀华. 管理决策熵学及其应用 [M]. 北京: 中国电力出版社, 2011.
Qiu Wanhua. Management decision-making entropy theory and its application [M]. Beijing: China Power Press, 2011.
- [14] 赵萌, 邱菀华. 基于相对熵的三参数区间值模糊集多属性决策方法 [J]. 统计与决策, 2012, 6: 58-61.
Zhao Meng, Qiu Wanhua. Three parameters interval relative entropy fuzzy set valued based on multi attribute decision making method [J]. Statistics and Decision, 2012, 6: 58-61.
- [15] Charnes A, Cooper W W, Rhodes E. Measuring efficiency of decision-making units [J]. European Journal of Operational Research, 1978, 2: 428-49.
- [16] Cook W D, Kress M A, Seiford L M. Data envelopment analysis in the presence of both quantitative and qualitative factors [J]. Journal of the Operational Research Society, 1996, 47: 945-953.
- [17] Fang L, Hipel K W, Kilgour D M. Interactive decision making: The graph model for conflict resolution [M]. New York: Wiley, 1993.
- [18] 杨善林, 李永森, 胡笑旋, 等. K-MEANS 算法中的 K 值优化问题研究 [J]. 系统工程理论与实践, 2006, 26(2): 97-101.
Yang Shanlin, Li Yongsen, Hu Xiaoxuan, et al. Optimization study on k value of K-means algorithm [J]. Systems Engineering—Theory & Practice, 2006, 26(2): 97-101.
- [19] Greco S, Matarazzo B, Slowinski R. Rough sets theory for multicriteria decision analysis [J]. European Journal of Operational Research, 2001, 129(1): 1-47.
- [20] Institute of Computing Science, Poznan University of Technology. 4eMka2 software [EB/OL]. <http://idss.cs.put.poznan.pl/site/4emka.html>, 2014-08.
- [21] 施春华, 盛海娟, 王记彩. 硕士研究生学习能力及有关心理特征的调查 [J]. 中国高教研究, 2009(11): 34-38.
Shi Chunhua, Sheng Haijuan, Wang Jicai. An investigation of the learning ability & relevant mental characteristics of graduate student [J]. China Higher Education Research, 2009(11): 34-38.

