

控制与决策

Control and Decision

直觉模糊语言信息下的三维动态评价方法及应用

陈伟杰, 卢静, 邹艳

引用本文:

陈伟杰, 卢静, 邹艳. 直觉模糊语言信息下的三维动态评价方法及应用[J]. *控制与决策*, 2023, 38(4): 1109–1118.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2021.1621>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

[基于熵权直觉模糊拓展MULTIMOORA的机场消防站选址评价模型](#)

An evaluation model of airport fire station site selection based on entropy weight intuitionistic fuzzy extended MULTIMOORA
控制与决策. 2023, 38(1): 265–273 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2021.0247>

[基于加权信息熵的直觉模糊信息系统的三支决策](#)

Three-way decision of intuitionistic fuzzy information systems based on the weighted information entropy
控制与决策. 2022, 37(10): 2705–2713 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2021.0337>

[基于新型距离测度的概率犹豫模糊多属性群决策方法](#)

Probabilistic hesitant fuzzy multi-attribute group decision-making based on new distance measure
控制与决策. 2022, 37(3): 729–736 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.1118>

[基于云模型和多层权重求解的多粒度语言大群体决策方法](#)

Multi-granularity linguistic large group decision-making based on cloud model and multi-layer weight determination
控制与决策. 2021, 36(9): 2257–2266 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0102>

[考虑时间序列的动态大群体应急决策方法](#)

Dynamic large group emergency decision-making method considering time series
控制与决策. 2020, 35(11): 2609–2618 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0088>

直觉模糊语言信息下的三维动态评价方法及应用

陈伟杰[†], 卢静, 邹艳

(重庆师范大学 经济与管理学院, 重庆 401331)

摘要: 针对当前综合评价大多集中在静态评价以及属性权重未知的问题, 在直觉模糊语言环境下提出一种三维动态评价方法. 首先, 利用模糊质量功能展开求解指标权重以弥补传统主客观确权方法的不足, 体现指标越能表征顾客需求贡献度权重越大的赋权思路; 其次, 考虑到评价指标间的相互关系也会影响最终的评价结果, 引入幂平均算子并将其扩展到直觉模糊语言集中, 通过直觉模糊语言幂加权平均算子集结多属性信息得到静态综合评价值; 接着, 在静态评价值求解的基础上, 基于全局信息定义分层激励因子和阶段信息定义成长因子分别对评价基础值的增长态势和增长趋势进行测度, 构建基于评价基础值、变化状态与发展趋势的三维动态评价指数模型; 最后以小微企业的信用评价为例验证所提出方法的有效性和可行性.

关键词: 三维动态评价; 质量功能展开; 直觉模糊语言集; 幂加权平均算子; 激励因子; 成长因子

中图分类号: C931

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2021.1621

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



引用格式: 陈伟杰, 卢静, 邹艳. 直觉模糊语言信息下的三维动态评价方法及应用 [J]. 控制与决策, 2023, 38(4): 1109-1118.

A three-dimensional dynamic method and its application under intuitionistic fuzzy linguistic information

CHEN Wei-jie[†], LU Jing, ZOU Yan

(College of Economic and Management, Chongqing Normal University, Chongqing 401331, China)

Abstract: Considering the shortcomings of static evaluation and the unknown attribute weights in the comprehensive evaluation method, a three-dimensional dynamic method is proposed in this paper under intuitionistic fuzzy linguistic information. Firstly, fuzzy quality function deployment is used to solve the index weight, which can reflect the weighting idea that the more the index can represent the contribution degree of the customer's demand, the greater the weight. Secondly, considering that the relationship among attributes will also affect the final evaluation results, the power average operator is introduced and extended to the intuitionistic fuzzy linguistic set. Based on the intuitionistic fuzzy language power weighted average operator, the static comprehensive evaluation value is obtained. Then, the layered incentive factor and the growth factor are defined to measure the change state and the development trend, respectively. Based on this, a three-dimensional evaluation index model considering the evaluation basic value, change state and development trend is established for dynamic information aggregation. Finally, taking the credit evaluation of small and micro businesses as an examples, the effectiveness and feasibility of the proposed method are verified.

Keywords: three-dimensional dynamic evaluation; quality function deployment; intuitionistic fuzzy linguistic set; power weighted average operator; incentive factor; growth factor

0 引言

综合评价是指对具有多属性特征的评价对象进行全局性、整体性评价, 以达到方案的排序择优^[1]. 评价过程主要由决策信息的表达、属性权重的确定以及综合评价函数的运用 3 部分组成. 然而, 由于决策

环境的复杂性和不确定性以及人类思维的模糊性, 人们在处理如风险评估、艺术鉴定等问题时常常无法用精确值进行表述, 而更倾向于使用语言集表征决策偏好信息. 由于直觉模糊语言集^[2-3]能够同时考虑语言型评价信息的隶属度、非隶属度和犹豫度, 更符合

收稿日期: 2021-09-17; 录用日期: 2022-01-28.

基金项目: 国家自然科学基金青年项目(71901044); 教育部人文社会科学研究青年基金项目(18YJC630009); 重庆社科规划项目(2018QNGL28).

责任编辑: 刘宝碇.

[†]通讯作者. E-mail: 16009559@qq.com.

实际情况,本文采用直觉模糊语言集表征决策信息.

在不断变动的社会环境中,事物本身也在不断地发生变化,因而针对单一时点进行的静态综合评价忽视了部分有潜力的评价对象.为了考虑时间因素对评价结果的影响,吴飞美等^[4-6]提出了基于理想解法、灰关联法、ELECTRE和正交投影法等动态评价方法,虽然上述方法都能够反映各时点评价指标值的差异性和增长性,但依据的好坏矩阵或增减矩阵仅着眼于相邻时刻评价值变化量的大小,一定程度上忽视了变化量本身的变动情况.刘微微等^[7]将离散的时间点扩展为连续的时间段,综合考虑评价对象变化速度的状态与趋势,从信息集结和速度特征角度进行动态评价,却忽视了评价值本身大小对评价结果的影响.张发明等^[8]考虑了评价基础值,通过定义成长因子实施的奖励与惩罚表征评价对象的变动趋势和成长能力,但成长因子是基于相邻时刻评价值的绝对增长量而定义的,未考虑所有评价对象整个时期的发展状态和趋势,其激励或惩罚大小可能与实际不符.

指标权重的确定是综合评价的重要环节之一,其方法主要有主观赋权法、客观赋权法和主客观结合的组合赋权法^[9].而现存主观赋权法如AHP、德尔菲法等大多依据专家经验而导致主观性太强,客观赋权法如熵值法、主成分分析法等都是基于大量的样本数据而不适用于缺乏信息的评价对象.鉴于以上问题,本文引入“顾客驱动的质量需求”工具QFD (quality function deployment)^[10-11],以顾客需求为导向,通过矩阵图解法实现顾客需求向评价指标的量化转变,从而求解指标权重,体现了各指标越能表征顾客需求的贡献度,权重越大的赋权思路,越有利于评价者识别优质方案.

基于上述研究的特征与不足,本文采用直觉模糊语言集表征专家的评价偏好信息,有助于弥补评价对象信息获取难度大、精确值样本数据缺乏的不足.考虑到评价指标间的相互关系也会影响最终的评价结果,引入幂平均算子^[12]并将其扩展到直觉模糊语言集中,不仅能客观反映集结数据间的相互关系,还能降低专家语言评价的主观偏好误差.为使动态评价更全面,综合考虑评价对象的现状、稳态与趋势,通过全局信息定义分层激励因子和阶段信息定义成长因子对评价基础值的增长态势和增长趋势进行测度与修正,构建基于评价基础值、变化状态与发展趋势三维评价指数的动态评价模型.

1 预备知识

1.1 直觉模糊语言集

定义1^[13] 设 $S = \{s_i | i = 0, 1, \dots, 2t\}$ 为非空离散的均匀语言评估标度集,且满足:1)有序性,若 $i \geq j$,则 $s_i \geq s_j$;2)逆运算,若 $\text{neg}(s_i) = s_j$,则 $i + j = 2t$.对于任意两个语言变量 $s_i, s_j \in S, \lambda \in [0, 1]$,其运算法则定义为:1) $s_i \oplus s_j = s_{i+j}$;2) $\lambda s_i = s_{\lambda i}$;3)当 $i > j$ 时, $s_i > s_j$.

定义2^[14] 设 X 是一个非空论域, X 上的直觉模糊集定义为

$$A = \{ \langle x, \mu_A(x), \nu_A(x) \rangle | x \in X \}. \quad (1)$$

其中: $\mu_A(x), \nu_A(x) \in [0, 1]$,分别为 X 中元素 x 属于 A 的隶属度和非隶属度,且满足 $0 \leq \mu_A(x) + \nu_A(x) \leq 1$;称 $\pi_A(x) = 1 - \mu_A(x) - \nu_A(x)$ 为论域 X 中元素 x 属于 A 的不确定性,即犹豫度.

定义3^[13] 设 $s_\mu, s_\nu \in S = \{s_i | i = 0, 1, \dots, 2t\}$,如果 $s_0 \leq s_\mu \oplus s_\nu \leq s_{2t}$,则称 $\tilde{a} = \langle s_\mu, s_\nu \rangle$ 为直觉模糊语言数.其中: s_μ, s_ν 分别为语言隶属度和非隶属度, $s_{2t-\mu-\nu}$ 为语言犹豫度.

定义4^[15] 设 $\tilde{a}_1 = \langle s_{\mu_1}, s_{\nu_1} \rangle, \tilde{a}_2 = \langle s_{\mu_2}, s_{\nu_2} \rangle$ 为两个直觉模糊语言数,则二者之间的运算法则为:

$$1) \tilde{a}_1 \oplus \tilde{a}_2 = \langle 1 - (1 - f(s_{\mu_1}))(1 - f(s_{\mu_2})), f(s_{\nu_1})f(s_{\nu_2}) \rangle;$$

$$2) \tilde{a}_1 \otimes \tilde{a}_2 = \langle f(s_{\mu_1})f(s_{\mu_2}), f(s_{\nu_1}) + f(s_{\nu_2}) - f(s_{\nu_1})f(s_{\nu_2}) \rangle;$$

$$3) \lambda \tilde{a}_1 = \langle 1 - (1 - f(s_{\mu_1}))^\lambda, f(s_{\nu_1})^\lambda \rangle;$$

$$4) \tilde{a}_1^\lambda = \langle f(s_{\mu_1})^\lambda, 1 - (1 - f(s_{\nu_1}))^\lambda \rangle.$$

其中: $s_\mu = f(s_\mu) = \frac{\mu}{2t}, s_\nu = f(s_\nu) = \frac{\nu}{2t}, f(s_i) = \frac{i}{2t} (i = 0, 1, \dots, 2t)$ 为语言尺度函数.

定义5^[16] 设 $S = \{s_i | i = 0, 1, \dots, 2t\}$ 为语言集, $\tilde{a}_1 = \langle s_{\mu_1}, s_{\nu_1} \rangle, \tilde{a}_2 = \langle s_{\mu_2}, s_{\nu_2} \rangle$ 为两个直觉模糊语言数,则二者之间的距离为

$$d(\tilde{a}_1, \tilde{a}_2) = \frac{1}{2} (|f(s_{\mu_1}) - f(s_{\mu_2})| + |f(s_{\nu_1}) - f(s_{\nu_2})| + |f(s_{\pi_1}) - f(s_{\pi_2})|). \quad (2)$$

定义6^[17] 设 $S = \{s_i | i = 0, 1, \dots, 2t\}$ 为语言集, $\tilde{a} = \langle s_\mu, s_\nu \rangle$ 为直觉模糊语言数,其得分函数和精确函数分别为

$$S(\tilde{a}) = f(s_\mu) - f(s_\nu), \quad (3)$$

$$H(\tilde{a}) = f(s_\mu) + f(s_\nu). \quad (4)$$

对于任意两个直觉模糊语言数 $\tilde{a}_1 = \langle s_{\mu_1}, s_{\nu_1} \rangle$ 和 $\tilde{a}_2 = \langle s_{\mu_2}, s_{\nu_2} \rangle$,二者的比较法则为:

$$1) \text{如果 } S(\tilde{a}_1) > S(\tilde{a}_2), \text{则 } \tilde{a}_1 \succ \tilde{a}_2.$$

$$2) \text{如果 } S(\tilde{a}_1) < S(\tilde{a}_2), \text{则 } \tilde{a}_1 \prec \tilde{a}_2.$$

$$3) \text{当 } S(\tilde{a}_1) = S(\tilde{a}_2) \text{ 时,如果 } H(\tilde{a}_1) = H(\tilde{a}_2),$$

则 $\tilde{a}_1 = \tilde{a}_2$; 如果 $H(\tilde{a}_1) > H(\tilde{a}_2)$, 则 $\tilde{a}_1 \succ \tilde{a}_2$; 如果 $H(\tilde{a}_1) < H(\tilde{a}_2)$, 则 $\tilde{a}_1 \prec \tilde{a}_2$.

1.2 QFD

质量功能展开是一种以顾客需求为导向的产品开发方法,其基本原理是利用核心工具——质量屋(house of quality, HOQ)建立一系列关联矩阵实现顾客需求向产品技术特性的映射,从而使产品生产过程与成品充分体现“顾客之声”.质量屋的基本结构主要由以下部分组成:左墙(顾客需求);天花板(产品技术特性);右墙(顾客需求重要度);房间(关联关系矩阵);地板(技术特性重要度).其中最关键的是确立顾客需求与技术特性间的关联关系,最后通过关联关系与顾客需求重要度求解产品技术特性重要度.

1.3 PA算子

目前常用的集成算子如算术平均算子、几何平均算子、有序加权平均算子(OWA)等因计算简便而被广泛应用,但这些算子在集结过程中假设信息之间是相互独立的,忽视了现实中信息之间的相互关系.基于此, Yager^[12]提出幂平均(PA)算子,通过构建支持度函数度量各待集结元素间的相互关系.

定义7^[12] 设PA: $R^n \rightarrow R$, 称

$$PA(\hat{a}_1, \hat{a}_2, \dots, \hat{a}_n) = \frac{\sum_{j=1}^n w_j(1 + T(\hat{a}_j))\hat{a}_j}{\sum_{j=1}^n w_j(1 + T(\hat{a}_j))} \quad (5)$$

为幂平均算子. 其中 $T(\hat{a}_j) = \sum_{i=1, i \neq j}^n \text{Sup}(\hat{a}_j, \hat{a}_i)$.

$\text{Sup}(\hat{a}, \hat{b})$ 表示 \hat{b} 对 \hat{a} 的支持度,且满足条件 $\text{Sup}(\hat{a}, \hat{b}) \in [0, 1]$; $\text{Sup}(\hat{a}, \hat{b}) = \text{Sup}(\hat{b}, \hat{a})$; 若 $|\hat{a} - \hat{b}| \leq |x - y|$, 则 $\text{Sup}(\hat{a}, \hat{b}) \geq \text{Sup}(x, y)$.

2 基于模糊QFD与直觉模糊语言幂加权平均算子的三维动态评价模型

假设备选方案集 $A = \{A_1, A_2, \dots, A_m\}$, 其中 A_i 为第 i 个备选方案; 评价指标属性集 $EI = \{EI_1, EI_2, \dots, EI_n\}$, 其中 EI_j 为第 j 个评价指标; 顾客需求集 $CR = \{CR_1, CR_2, \dots, CR_p\}$, 其中 CR_l 为第 l 个顾客需求; 时间序列集 $t = \{t_1, t_2, \dots, t_T\}$, 其中 t_k 为第 k 个时刻; 理想的直觉模糊语言评价价值 $\tilde{a}_1 = \langle s_{\mu_l}, s_{\nu_l} \rangle, l = 1, 2, \dots, p; s_{\mu}, s_{\nu}$ 分别为直觉模糊语言评价值的隶属度和非隶属度. $\tilde{a}_{ij}(t_k) = \langle s_{\mu_{ij}}, s_{\nu_{ij}} \rangle$ 为 t_k 时刻第 i 个评价对象的第 j 个评价指标值, 则原始评价矩阵

$$X = [\tilde{a}_{ij}(t_k)]_{m \times n} =$$

$$\begin{bmatrix} \tilde{a}_{11}(t_k) & \tilde{a}_{12}(t_k) & \dots & \tilde{a}_{1n}(t_k) \\ \tilde{a}_{21}(t_k) & \tilde{a}_{22}(t_k) & \dots & \tilde{a}_{2n}(t_k) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \tilde{a}_{m1}(t_k) & \tilde{a}_{m2}(t_k) & \dots & \tilde{a}_{mn}(t_k) \end{bmatrix}. \quad (6)$$

2.1 指标权重确定

QFD是以顾客需求为导向的产品开发方法,早期主要用于筛选产品的重要技术特性,现作为一种多属性决策方法被广泛应用. 本文将原始模型中的产品“技术特性”转换为备选方案“评价指标”,构建基于“顾客驱动的价值需求”的质量屋,并利用其求解评价对象指标权重.具体步骤如下.

step 1: 利用AHP确定顾客需求权重 w_l .

step 2: 基于灰关联分析法确定顾客需求与评价指标间的关联关系. 专家采用直觉模糊语言集对顾客需求和评价指标间的关联关系进行评价,评价指标 EI_j 在顾客需求 CR_l 下的直觉模糊语言评价值为 $\tilde{a}_{lj} = \langle s_{\mu_{lj}}, s_{\nu_{lj}} \rangle$, 其偏好矩阵为

$$R = [\tilde{a}_{lj}]_{p \times n} = \begin{bmatrix} \langle s_{\mu_{11}}, s_{\nu_{11}} \rangle & \langle s_{\mu_{12}}, s_{\nu_{12}} \rangle & \dots & \langle s_{\mu_{1n}}, s_{\nu_{1n}} \rangle \\ \langle s_{\mu_{21}}, s_{\nu_{21}} \rangle & \langle s_{\mu_{22}}, s_{\nu_{22}} \rangle & \dots & \langle s_{\mu_{2n}}, s_{\nu_{2n}} \rangle \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \langle s_{\mu_{p1}}, s_{\nu_{p1}} \rangle & \langle s_{\mu_{p2}}, s_{\nu_{p2}} \rangle & \dots & \langle s_{\mu_{pn}}, s_{\nu_{pn}} \rangle \end{bmatrix}. \quad (7)$$

评价指标 EI_j 与顾客需求 CR_l 间的灰关联系数为

$$\gamma_{lj} = \frac{\min_l \min_j |\Delta_{lj}| + \rho \max_l \max_j |\Delta_{lj}|}{|\Delta_{lj}| + \rho \max_l \max_j |\Delta_{lj}|}. \quad (8)$$

其中: $\Delta_{lj} = d(\tilde{a}_1, \tilde{a}_2) (l = 1, 2, \dots, p, j = 1, 2, \dots, n)$ 为两个直觉模糊语言数间的距离; ρ 为分辨系数, $\rho \in (0, 1)$, 其值越小关联系数间的差异越大,区分能力越强,通常取0.5. 从而得到质量屋的关联系数矩阵为

$$Q = [\gamma_{lj}]_{p \times n} = \begin{bmatrix} \gamma_{11} & \gamma_{12} & \dots & \gamma_{1n} \\ \gamma_{21} & \gamma_{22} & \dots & \gamma_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \gamma_{p1} & \gamma_{p2} & \dots & \gamma_{pn} \end{bmatrix}. \quad (9)$$

step 3: 基于AHP与灰关联系数确定评价指标权重. 已知顾客需求权重与二者的关联系数可求解评价指标重要度

$$w'_j = \sum_l^p w_l \gamma_{lj}. \quad (10)$$

归一化后得到指标权重

$$w_j = w'_j / \sum_l^n w'_j. \quad (11)$$

2.2 静态信息集结

幂平均算子利用支持度函数度量各待集结元素间的相互关系,降低了与整体信息偏差较大评估值对决策结果的影响,因此受到学者广泛关注. Yager等^[12]将幂平均算子扩展到直觉模糊语言集中,使之能够同时兼顾专家权威与评估信息的可信度,从而实现主观经验评价与客观量化评价的有效结合,使信息集结更加合理.

定义8^[12] 设 $\tilde{a}_j = \langle s_{\mu_j}, s_{\nu_j} \rangle$ 是一组直觉模糊语言数, $w = (w_1, w_2, \dots, w_n)^T$ 为 $\tilde{a}_j (j = 1, 2, \dots, n)$ 的权重向量,且 $w_j \in [0, 1], \sum_{j=1}^n w_j = 1$,若

$$\text{IFLPWA}(\tilde{a}_1, \tilde{a}_2, \dots, \tilde{a}_n) = \frac{\bigoplus_{j=1}^n w_j(1 + T(\tilde{a}_j))\tilde{a}_j}{\sum_{j=1}^n w_j(1 + T(\tilde{a}_j))} \quad (12)$$

则称IFLPWA为直觉模糊语言幂加权平均算子,简称IFLPWA算子,其中

$$T(\tilde{a}_j) = \sum_{i=1, i \neq j}^n \text{Sup}(\tilde{a}_j, \tilde{a}_i). \quad (13)$$

$\text{Sup}(\tilde{a}_j, \tilde{a}_i)$ 表示直觉模糊语言数 \tilde{a}_i 对 \tilde{a}_j 的支持, $\text{Sup}(\tilde{a}_j, \tilde{a}_i) = 1 - d(\tilde{a}_j, \tilde{a}_i)$,且满足3个性质:

- 1) $\text{Sup}(\tilde{a}_j, \tilde{a}_i) \in [0, 1]$;
- 2) $\text{Sup}(\tilde{a}_j, \tilde{a}_i) = \text{Sup}(\tilde{a}_i, \tilde{a}_j)$;
- 3) 如果 $d(\tilde{a}_j, \tilde{a}_i) \leq d(\tilde{a}_s, \tilde{a}_p)$, 则 $\text{Sup}(\tilde{a}_j, \tilde{a}_i) \geq \text{Sup}(\tilde{a}_s, \tilde{a}_p)$, 其中 d 为两个直觉模糊语言数之间的距离.

定理1 设 $\tilde{a}_j = \langle s_{\mu_j}, s_{\nu_j} \rangle$ 是一组直觉模糊语言数, $w = (w_1, w_2, \dots, w_n)^T$ 是其权重向量,且 $w_j \in [0, 1], \sum_{j=1}^n w_j = 1$,则

$$\begin{aligned} \text{IFLPWA}(\tilde{a}_1, \tilde{a}_2, \dots, \tilde{a}_n) = & \left\langle 1 - \prod_{j=1}^n (1 - f(s_{\mu_j})) \frac{\frac{w_j(1+T(\tilde{a}_j))}{\sum_{j=1}^n w_j(1+T(\tilde{a}_j))}}{\prod_{j=1}^n f(s_{\nu_j}) \frac{\frac{w_j(1+T(\tilde{a}_j))}{\sum_{j=1}^n w_j(1+T(\tilde{a}_j))}} \right\rangle. \end{aligned} \quad (14)$$

由于Yager等^[12]并没有给出定理1的证明过程,本文将在在此基础上给出定理1的详细证明过程.

证明 利用数学归纳法,当 $n = 2$ 时,有

$$\frac{\bigoplus_{j=1}^2 w_j(1 + T(\tilde{a}_j))\tilde{a}_j}{\sum_{j=1}^2 w_j(1 + T(\tilde{a}_j))} =$$

$$\begin{aligned} & \frac{w_1(1 + T(\tilde{a}_1))\tilde{a}_1 + w_2(1 + T(\tilde{a}_2))\tilde{a}_2}{w_1(1 + T(\tilde{a}_1)) + w_2(1 + T(\tilde{a}_2))} = \\ & \left\langle 1 - (1 - f(s_{\mu_1})) \frac{\frac{w_1(1+T(\tilde{a}_1))}{w_1(1+T(\tilde{a}_1))+w_2(1+T(\tilde{a}_2))}}{f(s_{\nu_1}) \frac{\frac{w_1(1+T(\tilde{a}_1))}{w_1(1+T(\tilde{a}_1))+w_2(1+T(\tilde{a}_2))}} \right\rangle \oplus \\ & \left\langle 1 - (1 - f(s_{\mu_2})) \frac{\frac{w_2(1+T(\tilde{a}_2))}{w_1(1+T(\tilde{a}_1))+w_2(1+T(\tilde{a}_2))}}{f(s_{\nu_2}) \frac{\frac{w_2(1+T(\tilde{a}_2))}{w_1(1+T(\tilde{a}_1))+w_2(1+T(\tilde{a}_2))}} \right\rangle = \\ & \left\langle 1 - (1 - f(s_{\mu_1})) \frac{\frac{w_1(1+T(\tilde{a}_1))}{w_1(1+T(\tilde{a}_1))+w_2(1+T(\tilde{a}_2))}}{(1 - f(s_{\mu_2})) \frac{\frac{w_2(1+T(\tilde{a}_2))}{w_1(1+T(\tilde{a}_1))+w_2(1+T(\tilde{a}_2))}} \right. \\ & \left. f(s_{\nu_1}) \frac{\frac{w_1(1+T(\tilde{a}_1))}{w_1(1+T(\tilde{a}_1))+w_2(1+T(\tilde{a}_2))}} \right\rangle \times \\ & \left. f(s_{\nu_2}) \frac{\frac{w_2(1+T(\tilde{a}_2))}{w_1(1+T(\tilde{a}_1))+w_2(1+T(\tilde{a}_2))}} \right\rangle. \end{aligned}$$

当 $n = k$ 时,有

$$\begin{aligned} & \frac{\bigoplus_{j=1}^k w_j(1 + T(\tilde{a}_j))\tilde{a}_j}{\sum_{j=1}^k w_j(1 + T(\tilde{a}_j))} = \\ & \left\langle 1 - \prod_{j=1}^k (1 - f(s_{\mu_j})) \frac{\frac{w_j(1+T(\tilde{a}_j))}{\sum_{j=1}^k w_j(1+T(\tilde{a}_j))}}{\prod_{j=1}^k f(s_{\nu_j}) \frac{\frac{w_j(1+T(\tilde{a}_j))}{\sum_{j=1}^k w_j(1+T(\tilde{a}_j))}} \right\rangle. \end{aligned}$$

当 $n = k + 1$ 时,有

$$\begin{aligned} & \frac{\bigoplus_{j=1}^{k+1} w_j(1 + T(\tilde{a}_j))\tilde{a}_j}{\sum_{j=1}^{k+1} w_j(1 + T(\tilde{a}_j))} = \\ & \frac{\bigoplus_{j=1}^k w_j(1 + T(\tilde{a}_j))\tilde{a}_j}{\sum_{j=1}^k w_j(1 + T(\tilde{a}_j))} + \frac{w_{k+1}(1 + T(\tilde{a}_{k+1}))\tilde{a}_{k+1}}{\sum_{j=1}^{k+1} w_j(1 + T(\tilde{a}_j))} = \\ & \left\langle 1 - \prod_{j=1}^k (1 - f(s_{\mu_j})) \frac{\frac{w_j(1+T(\tilde{a}_j))}{\sum_{j=1}^{k+1} w_j(1+T(\tilde{a}_j))}}{\prod_{j=1}^k f(s_{\nu_j}) \frac{\frac{w_j(1+T(\tilde{a}_j))}{\sum_{j=1}^{k+1} w_j(1+T(\tilde{a}_j))}} \right\rangle \oplus \\ & \left\langle 1 - (1 - f(s_{\mu_{k+1}})) \frac{\frac{w_{k+1}(1+T(\tilde{a}_{k+1}))}{\sum_{j=1}^{k+1} w_j(1+T(\tilde{a}_j))}}{f(s_{\nu_{k+1}}) \frac{\frac{w_{k+1}(1+T(\tilde{a}_{k+1}))}{\sum_{j=1}^{k+1} w_j(1+T(\tilde{a}_j))}} \right\rangle = \\ & \left\langle 1 - \prod_{j=1}^{k+1} (1 - f(s_{\mu_j})) \frac{\frac{w_j(1+T(\tilde{a}_j))}{\sum_{j=1}^{k+1} w_j(1+T(\tilde{a}_j))}}{\prod_{j=1}^{k+1} f(s_{\nu_j}) \frac{\frac{w_j(1+T(\tilde{a}_j))}{\sum_{j=1}^{k+1} w_j(1+T(\tilde{a}_j))}} \right\rangle, \end{aligned}$$

$$\prod_{j=1}^{k+1} f(s_{v_j}) \frac{\frac{w_j(1+T(\tilde{a}_j))}{\sum_{j=1}^n w_j(1+T(\tilde{a}_j))}}{\left\langle 1 - \prod_{j=1}^n (1 - f(s_{\mu_j})) \frac{\frac{w_j(1+T(\tilde{a}_j))}{\sum_{j=1}^n w_j(1+T(\tilde{a}_j))}}{\prod_{j=1}^n f(s_{v_j}) \frac{\frac{w_j(1+T(\tilde{a}_j))}{\sum_{j=1}^n w_j(1+T(\tilde{a}_j))}} \right\rangle} \quad \square$$

根据定义4的运算法则和定义8,容易得到如下定理2.

定理2 设 $\tilde{a}_j = \langle s_{\mu_j}, s_{v_j} \rangle$ 是一组直觉模糊语言数, $w = (w_1, w_2, \dots, w_n)^T$ 为其权重向量, 且 $w_j \in [0, 1], \sum_{j=1}^n w_j = 1$, 则有:

1) 幂等性. 若 $\tilde{a}_j = \tilde{a} (j = 1, 2, \dots, n)$, 则 $\text{IFLPWA}(\tilde{a}_1, \tilde{a}_2, \dots, \tilde{a}_n) = \tilde{a}$.

2) 有界性. 若令 $\tilde{a}_{\min} = \langle \min_j \{s_{\mu_j}\}, \max_j \{s_{v_j}\} \rangle$, $\tilde{a}_{\max} = \langle \max_j \{s_{\mu_j}\}, \min_j \{s_{v_j}\} \rangle$, 则

$$\tilde{a}_{\min} \leq \text{IFLPWA}(\tilde{a}_1, \tilde{a}_2, \dots, \tilde{a}_n) \leq \tilde{a}_{\max}.$$

3) 置换不变性. 若 $(\tilde{a}'_1, \tilde{a}'_2, \dots, \tilde{a}'_n)$ 是 $(\tilde{a}_1, \tilde{a}_2, \dots, \tilde{a}_n)$ 的任意一个置换, 则 $\text{IFLPWA}(\tilde{a}_1, \tilde{a}_2, \dots, \tilde{a}_n) = \text{IFLPWA}(\tilde{a}'_1, \tilde{a}'_2, \dots, \tilde{a}'_n)$.

证明 1) 有

$$\begin{aligned} & \text{IFLPWA}(\tilde{a}_1, \tilde{a}_2, \dots, \tilde{a}_n) = \\ & \text{IFLPWA}(\tilde{a}, \tilde{a}, \dots, \tilde{a}) = \\ & \left\langle 1 - \prod_{j=1}^n (1 - f(s_{\mu_j})) \frac{\frac{w_j(1+T(\tilde{a}_j))}{\sum_{j=1}^n w_j(1+T(\tilde{a}_j))}}{\prod_{j=1}^n f(s_{v_j}) \frac{\frac{w_j(1+T(\tilde{a}_j))}{\sum_{j=1}^n w_j(1+T(\tilde{a}_j))}} \right\rangle = \\ & \left\langle 1 - (1 - f(s_{\mu})) \frac{\sum_{j=1}^n w_j(1+T(\tilde{a}_j))}{\sum_{j=1}^n w_j(1+T(\tilde{a}_j))}, f(s_v) \frac{\sum_{j=1}^n w_j(1+T(\tilde{a}_j))}{\sum_{j=1}^n w_j(1+T(\tilde{a}_j))} \right\rangle = \\ & \langle f(s_{\mu}), f(s_v) \rangle = \tilde{a}. \end{aligned}$$

2) 由 $\min_j \{s_{\mu_j}\} \leq s_{\mu_j} \leq \max_j \{s_{\mu_j}\}, \min_j \{s_{v_j}\} \leq s_{v_j} \leq \max_j \{s_{v_j}\}$, 可得

$$\begin{cases} \min_j \{s_{\mu_j}\} \leq 1 - \prod_{j=1}^n (1 - f(s_{\mu_j})) \frac{\frac{w_j(1+T(\tilde{a}_j))}{\sum_{j=1}^n w_j(1+T(\tilde{a}_j))}}{\max_j \{s_{\mu_j}\}; \\ \min_j \{s_{v_j}\} \leq \prod_{j=1}^n f(s_{v_j}) \frac{\frac{w_j(1+T(\tilde{a}_j))}{\sum_{j=1}^n w_j(1+T(\tilde{a}_j))}}{\max_j \{s_{v_j}\}}. \end{cases}$$

$$\left\langle \min_j \{s_{\mu_j}\} - \max_j \{s_{v_j}\} \leq \right.$$

$$\begin{aligned} & 1 - \prod_{j=1}^n (1 - f(s_{\mu_j})) \frac{\frac{w_j(1+T(\tilde{a}_j))}{\sum_{j=1}^n w_j(1+T(\tilde{a}_j))}}{\prod_{j=1}^n f(s_{v_j}) \frac{\frac{w_j(1+T(\tilde{a}_j))}{\sum_{j=1}^n w_j(1+T(\tilde{a}_j))}} \leq \max_j \{s_{\mu_j}\} - \min_j \{s_{v_j}\} \rangle. \end{aligned}$$

根据得分函数定义6, 易得 $\tilde{a}_{\min} \leq \text{IFLPWA}(\tilde{a}_1, \tilde{a}_2, \dots, \tilde{a}_n) \leq \tilde{a}_{\max}$.

3) 由于 $(\tilde{a}'_1, \tilde{a}'_2, \dots, \tilde{a}'_n)$ 是 $(\tilde{a}_1, \tilde{a}_2, \dots, \tilde{a}_n)$ 的任意一个置换, 对于任意 \tilde{a}_j , 必然存在唯一与其对应的 \tilde{a}'_j , 使得 $\tilde{a}'_j = \tilde{a}_j$, 反之亦然. 由 $T(\tilde{a}'_j) = T(\tilde{a}_j)$, 有

$$\begin{aligned} \text{IFLPWA}(\tilde{a}_1, \tilde{a}_2, \dots, \tilde{a}_n) &= \frac{\bigoplus_{j=1}^n w_j(1 + T(\tilde{a}_j)) \tilde{a}_j}{\sum_{j=1}^n w_j(1 + T(\tilde{a}_j))} = \\ & \frac{\bigoplus_{j=1}^n w_j(1 + T(\tilde{a}'_j)) \tilde{a}'_j}{\sum_{j=1}^n w_j(1 + T(\tilde{a}'_j))} = \text{IFLPWA}(\tilde{a}'_1, \tilde{a}'_2, \dots, \tilde{a}'_n). \quad \square \end{aligned}$$

2.3 动态信息集结

2.3.1 增长态势测度与态势分层激励因子

通过直觉模糊语言幂加权平均算子集结 X 矩阵中各时刻的多属性信息, 得到静态综合评价矩阵

$$Y = [y_i(t_k)]_{m \times T} = \begin{bmatrix} y_1(t_1) & y_1(t_2) & \dots & y_1(t_T) \\ y_2(t_1) & y_2(t_2) & \dots & y_2(t_T) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ y_m(t_1) & y_m(t_2) & \dots & y_m(t_T) \end{bmatrix}. \quad (15)$$

将矩阵 Y 相邻各时序相减得到的各个时刻变化值作为增长矩阵

$$V = [v_i(t_k)]_{m \times T} = \begin{bmatrix} v_1(t_1) & v_1(t_2) & \dots & v_1(t_T) \\ v_2(t_1) & v_2(t_2) & \dots & v_2(t_T) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ v_m(t_1) & v_m(t_2) & \dots & v_m(t_T) \end{bmatrix}. \quad (16)$$

其中 $v_i(t_k) = (y_i(t_k) - y_i(t_{k-1})) / (t_k - t_{k-1}) (k = 2, 3, \dots, T), v_i(t_1) = 0$.

在增长矩阵的基础上, 从均值和理想点两个角度考虑, 采用“先进平均数”和“落后平均数”进行横向和纵向两个维度的分层, 通过定义层级激励因子对增长企业进行奖励, 对衰退企业进行惩罚. 其中, 横向层级激励因子表征某个评价对象在不同时刻的增长水平, 纵向层级激励因子表征多个评价对象在某个时刻的增长水平.

设 \bar{v}_i 为第 i 个评价对象整个时期的平均值, $\bar{v}_i =$

$\frac{1}{T-1} \sum_{k=2}^T v_i(t_k)$; v_i^{\max} 为第 i 个评价对象的正理想值, $v_i^{\max} = \max_k v_i(t_k)$; v_i^{\min} 为第 i 个评价对象的负理想值, $v_i^{\min} = \min_k v_i(t_k)$; v_i^+ 为第 i 个评价对象的先进

平均数, $v_i^+ = \frac{\sum_{k=2}^T v_i(t_k)}{\#v_i(t_k)}$ ($v_i(t_k) > \bar{v}_i$), v_i^- 为第 i 个

评价对象的落后平均数, $v_i^- = \frac{\sum_{k=2}^T v_i(t_k)}{\#v_i(t_k)}$, $v_i(t_k) < \bar{v}_i$; $\#v_i(t_k)$ 为定义域内评价对象的相应时点数.

根据第 i 个评价对象的横向分层点: 正理想值 v_i^{\max} 、先进平均数 v_i^+ 、平均数 \bar{v}_i 、落后平均数 v_i^- 以及负理想值 v_i^{\min} , 将评价对象所有时期评价值划分为 4 个级别. 同理, 以所有时点评价值为基准点, 求解多个评价对象在某个时点下的纵向分层激励点与激励因子, 各等级的纵横向层级激励因子如表 1 所示.

表 1 纵横向层级激励因子

横向层级激励因子		纵向层级激励因子	
分层激励点	分层激励因子 ρ_i	分层激励点	分层激励因子 δ_i
v_i^{\max}	正理想点	v_k^{\max}	正理想点
$[v_i^+, v_i^{\max}]$	$\frac{2}{1 + e^{- v_i^{\max} }}$	$[v_k^+, v_k^{\max}]$	$\frac{2}{1 + e^{- v_k^{\max} }}$
v_i^+	先进平均数	v_k^+	先进平均数
$[\bar{v}_i, v_i^+]$	$\frac{2}{1 + e^{- v_i^+ }}$	$[\bar{v}_k, v_k^+]$	$\frac{2}{1 + e^{- v_k^+ }}$
\bar{v}_i	平均数	\bar{v}_k	平均数
$[v_i^-, \bar{v}_i]$	$\frac{2}{1 + e^{- v_i^- }}$	$[v_k^-, \bar{v}_k]$	$\frac{2}{1 + e^{- v_k^- }}$
v_i^-	落后平均数	v_k^-	落后平均数
$[v_i^{\min}, v_i^-]$	$\frac{2}{1 + e^{- v_i^{\min} }}$	$[v_k^{\min}, v_k^-]$	$\frac{2}{1 + e^{- v_k^{\min} }}$
v_i^{\min}	负理想点	v_k^{\min}	负理想点

由表 1 求出横向层级激励因子 ρ 和纵向层级激励因子 δ , 其中当 $v > 0$ 时, 评价值上升, 函数 $\rho = \frac{2}{1 + e^{-v}} \in (1, 2)$ 和 $\delta = \frac{2}{1 + e^{-v}} \in (1, 2)$ 单调递增, 即评价值变化量 v 越大上升越多, 奖励力度 ρ 和 δ 越大; 当 $v < 0$ 时, 评价值下降, 函数 $\rho = \frac{2}{1 + e^{-v}} \in (1, 2)$ 和 $\delta = \frac{2}{1 + e^{-v}} \in (1, 2)$ 单调递减, 即评价值变化量 v 越小下降越多, 惩罚力度 ρ 和 δ 越大.

综上, 基于全局信息的综合增长态势激励因子为

$$g_i(t_k) = v_i(t_k)(0.5\rho_i + 0.5\delta_i). \quad (17)$$

2.3.2 增长趋势测度与趋势成长因子

设 $a_i(t_k)$ 表示评价值的变化量相对于上一时刻的变化, 则评价值的增长趋势测度如下:

$$a_i(t_k) = \begin{cases} 0, & k = 1, 2; \\ \frac{v_i(t_k) - v_i(t_{k-1})}{t_k - t_{k-1}}, & k = 3, 4, \dots, T. \end{cases} \quad (18)$$

根据增长趋势 $a_i(t_k)$ 与增长态势 $v_i(t_k)$ 定义成长因子为

$$\lambda_i(t_k) = \begin{cases} 0, & v_i(t_k) = 0, k = 1, 2; \\ \frac{2v_i(t_k)}{1 + e^{-a_i(t_k)v_i(t_k)/|v_i(t_k)|}}, & v_i(t_k) \neq 0, k = 3, 4, \dots, T. \end{cases} \quad (19)$$

其中 $\lambda_i(t_1) = \lambda_i(t_2) = 0$. 当 $v_i(t_k) > 0$ 时, 评价值上升. 若 $a_i(t_k) > 0$, 则表明评价值呈加速上升趋势, 应给予 $\lambda_i(t_k) \in (v_i(t_k), 2v_i(t_k))$ 的奖励; 若 $a_i(t_k) < 0$, 则表明评价值呈减速上升趋势, 应给予 $\lambda_i(t_k) \in (0, v_i(t_k))$ 的奖励; 若 $a_i(t_k) = 0$, 则表明评价值匀速上升, 应给予 $\lambda_i(t_k) = v_i(t_k)$ 的奖励. 当 $v_i(t_k) < 0$ 时, 评价值下降. 若 $a_i(t_k) > 0$, 则表明评价值呈减速下降趋势, 应给予 $\lambda_i(t_k) \in (v_i(t_k), 2)$ 的惩罚; 若 $a_i(t_k) < 0$, 则表明评价值呈加速下降趋势, 应给予 $\lambda_i(t_k) \in (2v_i(t_k), v_i(t_k))$ 的惩罚; 若 $a_i(t_k) = 0$, 则表明评价值匀速下降, 应给予 $\lambda_i(t_k) = v_i(t_k)$ 的惩罚. 当 $v_i(t_k) = 0$ 时, 评价值不变.

2.4 动态评价步骤

step 1: 将专家给出的偏好矩阵 R 依据式 (8)~(11) 计算, 得到基于模糊 QFD 的评价指标权重 $w_j = (w_1, w_2, \dots, w_n)$.

step 2: 通过式 (12)~(14) 对原始评价矩阵 X 进行信息集结, 依据直觉模糊语言得分函数 (3) 得到评价对象的静态评价值矩阵 Y (式 (15)).

step 3: 由式 (16) 计算得到时序增长矩阵, 再由表 1 确定横向层级激励因子和纵向层级激励因子, 结合式 (17) 得到基于全局信息的综合增长态势激励因子 $g_i(t_k)$.

step 4: 由式 (18) 和 (19) 计算评价对象的增长趋势成长因子 $\lambda_i(t_k)$.

step 5: 综合考虑评价对象的评价基础值、增长态势与增长趋势, 由

$$y_i^*(t_k) = y_i(t_k) + \alpha g_i(t_k) + \beta \lambda_i(t_k) \quad (20)$$

计算动态评价值. 其中 α, β 为非负数, 且 $\alpha + \beta = 1$, α 表示对指标值增长态势的重视度, β 表示对指标值增长趋势的重视度 (即对评价值稳定性和波动性的不同偏好态度). 两者兼顾了评价过程的全局与阶段、评价值的稳定与波动, 通过定义增长态势激励因子与增长趋势成长因子修正评价值, 全面而客观地反映了评

价对象的价值水平和动态发展趋势.

3 算例分析

假设某银行计划为小微企业提供信用贷款,需要对6个候选小微企业 $\{A_1, A_2, A_3, A_4, A_5, A_6\}$ 在2016~2020年的信用状态进行评估. 专家团队以银行需求为导向,通过银行访谈与市场调查获得4项银行对贷款企业的信用需求,即行业环境(CR₁)、企业资质(CR₂)、资产状况(CR₃)、合作关系(CR₄);并选取了8项信用评价指标,分别为流动资产周转率(EI₁)、

销售净利率(EI₂)、净资产收益率(EI₃)、资产负债率(EI₄)、营业收入增长率(EI₅)、信用记录违约率(EI₆)、政策扶持力度(EI₇)、上下游企业合作关系稳定性(EI₈). 专家采用五值语言集 $S = \{s_0 = \text{非常弱}, s_1 = \text{弱}, s_2 = \text{中}, s_3 = \text{强}, s_4 = \text{非常强}\}$ 评估银行需求与评价指标间的关联关系,利用七值语言集 $S = \{s_0 = \text{极差}, s_1 = \text{很差}, s_2 = \text{差}, s_3 = \text{一般}, s_4 = \text{好}, s_5 = \text{很好}, s_6 = \text{极好}\}$ 对6个小微企业进行信用评估,其相应的偏好矩阵和决策矩阵分别如表2和表3所示. 限于篇幅,这里只列出2016年的评价数据.

表2 银行需求与信用评价指标间的偏好矩阵

需求	EI ₁	EI ₂	EI ₃	EI ₄	EI ₅	EI ₆	EI ₇	EI ₈
CR ₁	$\langle s_2, s_1 \rangle$	$\langle s_2, s_0 \rangle$	$\langle s_3, s_0 \rangle$	$\langle s_1, s_2 \rangle$	$\langle s_3, s_0 \rangle$	$\langle s_3, s_1 \rangle$	$\langle s_4, s_0 \rangle$	$\langle s_2, s_1 \rangle$
CR ₂	$\langle s_3, s_1 \rangle$	$\langle s_1, s_3 \rangle$	$\langle s_0, s_3 \rangle$	$\langle s_1, s_2 \rangle$	$\langle s_2, s_1 \rangle$	$\langle s_4, s_0 \rangle$	$\langle s_1, s_3 \rangle$	$\langle s_2, s_0 \rangle$
CR ₃	$\langle s_3, s_0 \rangle$	$\langle s_2, s_1 \rangle$	$\langle s_3, s_1 \rangle$	$\langle s_4, s_0 \rangle$	$\langle s_2, s_0 \rangle$	$\langle s_0, s_3 \rangle$	$\langle s_1, s_3 \rangle$	$\langle s_1, s_2 \rangle$
CR ₄	$\langle s_1, s_2 \rangle$	$\langle s_0, s_2 \rangle$	$\langle s_3, s_0 \rangle$	$\langle s_1, s_3 \rangle$	$\langle s_2, s_0 \rangle$	$\langle s_3, s_1 \rangle$	$\langle s_1, s_2 \rangle$	$\langle s_4, s_0 \rangle$

表3 2016年决策矩阵

企业	EI ₁	EI ₂	EI ₃	EI ₄	EI ₅	EI ₆	EI ₇	EI ₈
A ₁	$\langle s_1, s_2 \rangle$	$\langle s_5, s_0 \rangle$	$\langle s_4, s_1 \rangle$	$\langle s_0, s_3 \rangle$	$\langle s_2, s_0 \rangle$	$\langle s_5, s_0 \rangle$	$\langle s_1, s_3 \rangle$	$\langle s_0, s_3 \rangle$
A ₂	$\langle s_1, s_3 \rangle$	$\langle s_2, s_3 \rangle$	$\langle s_4, s_0 \rangle$	$\langle s_5, s_0 \rangle$	$\langle s_4, s_2 \rangle$	$\langle s_1, s_3 \rangle$	$\langle s_3, s_1 \rangle$	$\langle s_3, s_2 \rangle$
A ₃	$\langle s_4, s_1 \rangle$	$\langle s_6, s_0 \rangle$	$\langle s_4, s_1 \rangle$	$\langle s_1, s_3 \rangle$	$\langle s_3, s_1 \rangle$	$\langle s_1, s_3 \rangle$	$\langle s_1, s_4 \rangle$	$\langle s_5, s_1 \rangle$
A ₄	$\langle s_4, s_0 \rangle$	$\langle s_3, s_0 \rangle$	$\langle s_2, s_4 \rangle$	$\langle s_3, s_1 \rangle$	$\langle s_1, s_3 \rangle$	$\langle s_3, s_0 \rangle$	$\langle s_5, s_0 \rangle$	$\langle s_2, s_3 \rangle$
A ₅	$\langle s_2, s_4 \rangle$	$\langle s_3, s_1 \rangle$	$\langle s_2, s_4 \rangle$	$\langle s_6, s_0 \rangle$	$\langle s_3, s_1 \rangle$	$\langle s_1, s_3 \rangle$	$\langle s_4, s_1 \rangle$	$\langle s_5, s_0 \rangle$
A ₆	$\langle s_5, s_1 \rangle$	$\langle s_3, s_2 \rangle$	$\langle s_2, s_3 \rangle$	$\langle s_4, s_0 \rangle$	$\langle s_5, s_1 \rangle$	$\langle s_1, s_4 \rangle$	$\langle s_0, s_3 \rangle$	$\langle s_3, s_2 \rangle$

3.1 小微企业动态评价

首先,将专家给出的偏好矩阵R依据式(8)~(11)计算,得到小微企业信用评价指标权重

$$w = (0.1640, 0.1643, 0.1554, 0.1143, 0.1305, 0.1107, 0.0800, 0.0808).$$

然后,通过式(12)~(14)对原始评价矩阵X进行信息集结,依据直觉模糊语言得分函数(3)计算得到企业的静态信用评价价值,如表4所示.

表4 静态评价结果

企业	2016年	2017年	2018年	2019年	2020年
A ₁	0.5136	0.6020	-0.2346	0.5120	1.0000
A ₂	0.5186	0.4810	1.0000	0.4818	0.4087
A ₃	1.0000	1.0000	0.6135	0.4618	0.4139
A ₄	0.5140	0.6779	0.5786	0.3268	0.5803
A ₅	1.0000	1.0000	0.3313	0.6485	0.4669
A ₆	0.5938	0.5588	0.5580	1.0000	1.0000

由式(16)计算的时序增长矩阵和表1确定的小微企业横向层级激励因子以及纵向层级激励因子,并结合式(17)可得到综合增长态势激励因子 $g_i(t_k)$;再

由式(18)和(19)计算小微企业的增长趋势成长因子 $\lambda_i(t_k)$;最后根据式(20)并以 $\alpha = 0.5$ 为例计算小微企业的动态信用评价价值,当 $\alpha = 0.5$ 时表示对指标值增长态势和增长趋势同等重视,动态评价结果如表5所示. 其中:2016年为静态信用评价价值,2017年为融合了增长态势的动态评价价值,2018~2020年为兼顾了增长态势和增长趋势的动态评价价值.

表5 动态评价结果

企业	2016年	2017年	2018年	2019年	2020年
A ₁	0.5136	0.6521	-1.4174	1.6380	1.5224
A ₂	0.5186	0.4611	1.6553	-0.2256	0.3410
A ₃	1.0000	1.0000	0.1422	0.3081	0.3667
A ₄	0.5140	0.7675	0.4689	0.0480	0.8848
A ₅	1.0000	1.0000	-0.5652	1.0701	0.2495
A ₆	0.5938	0.5410	0.5572	1.5414	1.0000

3.2 参数及因子分析

动态信用评价模型中的偏好参数 α 和 $\beta(\alpha + \beta = 1)$ 分别反映了决策者对评价价值增长态势和增长趋势的不同偏好态度,限于篇幅,这里以2019年的动态信

用评价价值为例,分析偏好参数 α 的变化对评价价值 y_i^* 以及序值的影响情况,如图1所示。

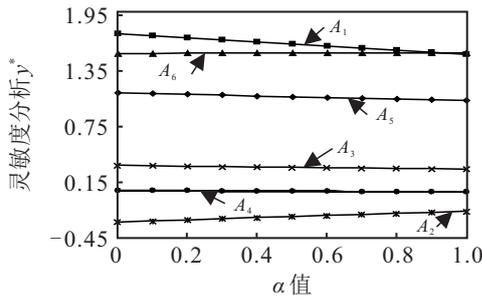


图1 2019年各企业评价价值 y_i^* 随 α 的变化情况

表6 2019年动态信用评价因子分析

企业	y_i	序1	v_i	ρ_i	δ_i	g_i	a_i	λ_i	y_i^*	序2
A ₁	0.5120	3	0.7466	1.3569	1.3569	1.0130	1.5832	1.2388	1.6380	1
A ₂	0.4818	4	-0.5182	1.2535	1.2535	-0.6495	-1.0372	-0.7652	-0.2255	6
A ₃	0.4618	5	-0.1517	1.1337	1.1524	-0.1734	0.2348	-0.1340	0.3081	4
A ₄	0.3268	6	-0.2518	1.1252	1.1524	-0.2868	-0.1525	-0.2710	0.0480	5
A ₅	0.6485	2	0.3172	1.1573	1.2458	0.3811	0.9859	0.4620	1.0701	3
A ₆	1.0000	1	0.4420	1.2175	1.2458	0.5444	0.4428	0.5383	1.5414	2

对比2019年的静态与动态信用评价结果可以发现,在静态评价中排名第3的企业A₁排名升至第1,原因是2019年该企业信用评价价值大幅上升,变化量 v_1 为0.7466,是6家企业中的最高值,且横向层级激励因子 ρ_1 与纵向层级激励因子 δ_1 也均为6家企业中的最高值,所以增长态势激励值 g_1 大于零且最大;而A₁变化量的变化 a_1 为1.5832,同样是6家企业中的最高值,由此计算出的成长因子 λ_1 最大.虽然该企业当期评价价值相对较低,但评价价值的增长态势最强以及加速上升趋势最为显著,需适当提高评价价值,以鼓励其继续强化运营管理能力,因此信用状况改善使之超过原先的最优企业而跃居第一.同时,通过综合整个时期的评价信息,揭示了企业的发展稳定性与良好的发展潜力,促使金融机构在原有基础上更优先考虑对其授信,所以融合了动态信息后A₁名次有所提升.相反,在静态评价中排名第4的企业A₂排名降至最后为第6名,原因是2019年该企业信用评价价值大幅下降,变化量 v_2 为-0.5182,是6家企业的最低值,且企业的纵横向层级激励因子 δ_2 与 ρ_2 在评价价值下降的企业A₂、A₃、A₄中均是最大的,表明惩罚的力度也最大,即增长态势激励值 g_2 小于零且最小;而A₂变化量的变化 a_2 为-1.0372,同样是6家企业中的最低值,由此计算出的成长因子 λ_2 最小.虽然该企业当期评价价值处于中等水平,但评价价值的增长态势为负且负强度最大以及加速下降趋势最为显著,信用状况极大恶化导

致与其他较优企业的差距加大,需给予一定的惩罚,从而及时警示其努力改善自身信用状况,因此融合了动态信息给予一定惩罚后A₂名次下降至最后.综合来看,2019年评价价值上升的企业A₁、A₅和A₆在给予了分层激励因子和成长因子的奖励后信用排名位于前50%,而评价价值下降的企业A₂、A₃和A₄在给予了分层激励因子和成长因子的惩罚后信用排名位于后50%,体现了企业发展的连续性和动态性。

3.3 比较分析

为了表明模糊QFD、IFLPWA算子以及所提出三维动态评价方法的优势,分别进行权重、算子和方法的比较分析。

1) 权重比较分析.

以熵值法为例求解指标权重,结果如图2所示.由图2可见,由于熵值法求解的指标权重会随不同时间数据间的差异程度发生变化,一方面需要计算多组权重向量,另一方面可能导致指标间的权重结果差异太大而与实际情况相驳,如指标EI₁在 t_1 与 t_4 时刻的权值差异.主观赋权法如德尔菲法依据专家的经验与知识确定各指标权重,虽然能一定程度上克服属性权重与属性实际重要度相驳的问题,但依据的是专家无量化的比较标准经验,主观性太强且有一定的难度与风险.本文采用的QFD确权法以银行需求为导向,通过矩阵图解法实现银行需求向信用评价指标的量化转变,求解的指标权重不随时间变化,由于兼顾了

确权过程的主观性与客观性,更加符合实际情况。

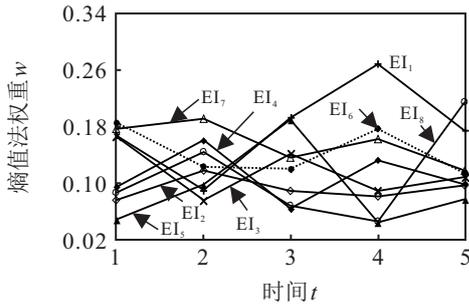


图2 熵值法权重

2) 算子比较分析。

为方便比较,用直觉模糊语言加权平均(IFLWA)算子和直觉模糊语言加权几何平均(IFLWGA)算子分别计算该案例,通过对2016~2020年的静态信用评价结果进行综合得到企业总体信用情况,结果如表7所示。

表7 不同算子集成结果对比

方法	排序结果
IFLPWA	$A_6 > A_3 > A_5 > A_2 > A_4 > A_1$
IFLWA	$A_6 > A_3 > A_5 > A_1 > A_2 > A_4$
IFLWGA	$A_5 > A_4 > A_3 > A_6 > A_1 > A_2$

从表7中企业排序结果可知,IFLPWA算子与IFLWA算子排序结果虽然有所不同,但最优企业均为 A_6 ,而与IFLWGA算子的最优企业和排序结果都不相同,主要原因是IFLWA算子和IFLWGA算子均没有考虑属性间的相互支持度。本文利用IFLPWA算子集结信息的过程中,充分考虑了属性间的相互关系,可以降低偏差较大评估值对决策结果的影响,使评价结果更加合理且更为可靠。

3) 方法比较分析。

为了表明所提出动态评价方法的合理性与优越性,与文献[6]和文献[8]方法的评价结果进行对比,结果如表8所示。

表8 不同方法评价结果对比

方法	排序结果
本文方法	$A_1 > A_6 > A_5 > A_3 > A_4 > A_2$
文献[6]方法	$A_6 > A_1 > A_5 > A_3 > A_4 > A_2$
文献[8]方法	$A_5 > A_2 > A_3 > A_1 > A_6 > A_4$

从表8可以看出,本文方法与文献[6]和文献[8]两种方法计算的排序结果有所不同,主要原因是:文献[6]方法兼顾属性值的差异性和增长性,通过计算评价基础值和基础值的增长态势得到企业排序,忽略

了评价价值的增长趋势;文献[8]方法考虑了评价基础值和基础值的增长趋势,但未考虑其增长态势。总体而言,以上两种方法评价都不全面,且未考虑属性间的相互关系。本文提出的基于直觉模糊语言幂加权平均算子的三维动态评价方法不仅综合考虑了企业评价价值、评价价值的增长态势和增长趋势,同时考虑了属性间的相互关系,因此可使评价结果更加全面合理且更贴近现实。

4 结论

由于评价对象充满变动性,针对单一时点进行的综合评价致使部分有潜力的评价方案被排除于目标市场外,为体现评价对象的动态变化情况且使评价更全面。本文在直觉模糊语言环境下引入QFD和考虑属性间相互关系的幂平均算子,构建了基于评价基础值、变化状态与发展趋势三维评价指数的动态评价模型。该模型的主要优点在于:1) 引入质量管理中的QFD,以顾客需求为导向确定评价指标权重,使指标权重与顾客标准的适配度更高,进一步提高了综合评价模型的精度。2) 运用直觉模糊语言幂加权平均算子进行信息集结,可以充分考虑属性值为直觉模糊语言信息间的支持度,从而降低了专家语言评价与整体信息偏差较大的评估值对评价结果的影响。3) 在静态综合评价的基础上,通过全局信息定义分层激励因子和阶段信息定义成长因子对评价基础值的增长态势和增长趋势进行测度和修正,使评价更全面且更符合评价对象的变动性特征。最后通过一个算例分析验证了所构建模型的有效性。

本研究依据QFD确权法提出的动态评价方法是以目标客户需求为导向的,未来亦可根据不同的顾客需求将该方法应用于不同的管理决策问题,如基于用户需求的知识管理系统评价与选择、满足合作伙伴需求的供应商评价与选择以及共享汽车网点选址等问题。

参考文献(References)

[1] 郭亚军. 综合评价理论、方法与拓展[M]. 北京: 科学出版社, 2012: 76-84.
(Guo Y J. Comprehensive evaluation theory, methods and extensions[M]. Beijing: Science Press, 2012: 76-84.)

[2] Yuan R P, Tang J, Meng F Y. Linguistic intuitionistic fuzzy group decision making based on aggregation operators[J]. International Journal of Fuzzy Systems, 2019, 21(2): 407-420.

[3] Xian S D, Yin Y B, Liu Y X, et al. Intuitionistic fuzzy linguistic clustering algorithm based on a new

- correlation coefficient for intuitionistic fuzzy linguistic information[J]. *Pattern Analysis and Applications*, 2019, 22(3): 907-918.
- [4] 吴飞美, 李美娟, 毕骏莉, 等. 基于 ELECTRE 的动态评价方法及其应用研究[J]. *系统科学与数学*, 2018, 38(8): 931-945.
(Wu F M, Li M J, Bi J L, et al. Dynamic evaluation method based on ELECTRE and its application[J]. *Journal of Systems Science and Mathematical Sciences*, 2018, 38(8): 931-945.)
- [5] 李美娟, 袁宁, 徐林明. 基于正交投影法的动态评价方法[J]. *中国管理科学*, 2020, 28(12): 208-219.
(Li M J, Yuan N, Xu L M. Dynamic evaluation method based on vertical projection method[J]. *Chinese Journal of Management Science*, 2020, 28(12): 208-219.)
- [6] 吴飞美, 李美娟, 徐林明, 等. 基于理想解和灰关联度的动态评价方法及其应用研究[J]. *中国管理科学*, 2019, 27(12): 136-142.
(Wu F M, Li M J, Xu L M, et al. Dynamic evaluation method based on TOPSIS and gray correlation degree and its application[J]. *Chinese Journal of Management Science*, 2019, 27(12): 136-142.)
- [7] 刘微微, 石春生, 赵圣斌. 具有速度特征的动态综合评价模型[J]. *系统工程理论与实践*, 2013, 33(3): 705-710.
(Liu W W, Shi C S, Zhao S B. Dynamic comprehensive evaluation model with the feature of speed[J]. *Systems Engineering — Theory & Practice*, 2013, 33(3): 705-710.)
- [8] 张发明, 李艾珉, 韩媛媛. 基于改进动态组合评价方法的小微企业信用评价研究[J]. *管理学报*, 2019, 16(2): 286-296.
(Zhang F M, Li A M, Han Y Y. Study on small and micro businesses credit assessment based on improved dynamic combined evaluation method[J]. *Chinese Journal of Management*, 2019, 16(2): 286-296.)
- [9] 林原, 战仁军, 吴虎胜. 基于犹豫度和相似度的专家权重确定方法及其应用[J]. *控制与决策*, 2021, 36(6): 1482-1488.
(Lin Y, Zhan R J, Wu H S. Expert weights determination method and application based on hesitancy degree and similarity measure[J]. *Control and Decision*, 2021, 36(6): 1482-1488.)
- [10] Dat L Q, Phuong T T, Kao H P, et al. A new integrated fuzzy QFD approach for market segments evaluation and selection[J]. *Applied Mathematical Modelling*, 2015, 39(13): 3653-3665.
- [11] Li M, Jin L, Wang J. A new MCDM method combining QFD with TOPSIS for knowledge management system selection from the user's perspective in intuitionistic fuzzy environment[J]. *Applied Soft Computing*, 2014, 21: 28-37.
- [12] Yager R R. The power average operator[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics — Part A: Systems and Humans*, 2001, 31(6): 724-731.
- [13] Chen Z C, Liu P H, Pei Z. An approach to multiple attribute group decision making based on linguistic intuitionistic fuzzy numbers[J]. *International Journal of Computational Intelligence Systems*, 2015, 8(4): 747-760.
- [14] Atanassov K T. Intuitionistic fuzzy sets[J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 1986, 20(1): 87-96.
- [15] Wang J Q, Li J J. The multi-criteria group decision making method based on multi-granularity intuitionistic two semantics[J]. *Science & Technology Information*, 2009, 33: 8-9.
- [16] Szmids E, Kacprzyk J. Distances between intuitionistic fuzzy sets[J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 2000, 114(3): 505-518.
- [17] Faizi S, Rashid T, Zafar S. An outranking method for multi-criteria group decision making using hesitant intuitionistic fuzzy linguistic term sets[J]. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 2017, 32(3): 2153-2164.
- [18] Liu P D, Wang Y M. Multiple attribute group decision making methods based on intuitionistic linguistic power generalized aggregation operators[J]. *Applied Soft Computing*, 2014, 17: 90-104.

作者简介

陈伟杰 (1979—), 女, 教授, 博士, 从事不确定性决策、信用风险评价等研究, E-mail: 16009559@qq.com;

卢静 (1997—), 女, 硕士生, 从事综合评价方法的研究, E-mail: 1390169785@qq.com;

邹艳 (1974—), 女, 教授, 博士, 从事评价理论方法及应用、不确定性决策等研究, E-mail: 5115650@qq.com.

(责任编辑: 郑晓蕾)