基于贴近度的异质多属性决策的重要性指数研究

黄 耐[1]，樊重俊[1†]，王雅琼[1]，杨云鹏[2]，袁光辉[3a,3b]
(1. 上海理工大学 管理学院，上海 200093；2. 上海交通大学 安泰经济与管理学院，上海 200030；3. 上海财经大学 a. 信息管理与工程学院；b. 实验中心，上海 200433)

摘　要：针对评价信息为异质多属性决策问题，提出了一种基于相对贴进度的属性重要性指数的确定方法。首先，基于给定属性引起的模型值的平均变化，定义了一般离散模型的重要性指数，并证明其满足几个公理化。其中，模型没有限制性假设。然后，计算异质多属性决策问题中各决策方案的相对贴近度。基于贴近度构造值函数，进而确定各属性的重要性指数。最后通过实例计算与对比分析，验证了该方法的可行性和有效性。该方法有效地解决了异质属性类的重要性指数确定问题，且与传统方法相比更为精确，更适用于复杂决策系统。

关键词：贴进度；异质信息；多属性决策；重要性指数
中图分类号：TP301.6　　**文献标志码**：A　　**文章编号**：1001-3695(2021)01-032-0159-05
doi:10.19734/j.issn.1001-3695.2019.10.0547

Research on importance index of heterogeneous multi-attribute decision making based on closeness

Huang Nai[1], Fan Chongjun[1†], Wang Yaqiong[1], Yang Yunpeng[2], Yuan Guanghui[3a,3b]
(1. *School of Business, University of Shanghai for Science & Technology, Shanghai* 200093, *China*; 2. *Antai College of Economics & Management, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai* 200030, *China*; 3. *a. School of Information Management & Engineering, b. Laboratory Center, Shanghai University of Finance & Economics, Shanghai* 200433, *China*)

Abstract: In order to solve the problem of heterogeneous multi-attribute decision making, this paper proposed a method for determining the attribute importance index based on relative progress. First, based on the average change in model values caused by a given attribute, the method defined the importance index of a general discrete model and proved that it satisfied several axiomatizations. Among them, the model had no restrictive assumptions. Then, it calculated the relative closeness of each decision scheme in the heterogeneous multi-attribute decision problem. Next, it could determine the importance index of each attribute by the closeness construct value function. Finally, it verified an example and some contrastive analysis of the result to test the feasibility and effectiveness of the proposed approach. This method effectively solved the problem of determining the importance index of heterogeneous attribute classes, which were more accurate and more suitable for complex decision systems than traditional methods.

Key words: post progress; heterogeneous information; multiple attribute decision; importance index

0　引言

在多属性决策中属性重要性指数的确定一直是决策问题的核心。属性是否重要以及如何以重要性指数形式量化，针对这个问题的研究已引起国内外学者的广泛关注。一般地，在简单的模型中，加权平均方法是多属性决策问题的常见方法，聚合中使用的权重可以被视为标准的重要性指数[1~4]。在复杂的模型中，通常使用 Choquet 积分进行聚合，Shapley 值（一种借鉴于博弈论的概念）被用做属性的重要性指数。Wang[5] 基于模糊测度，用 Choquet 积分代替加权平均方法作为多属性决策分析中的聚合算子。Gombarrro 等人[6] 参考多人博弈中 Shapley 值的定义，定义了基于一般有限离散集模糊测度的属性 Shapley 值。章玲等人[7] 基于 k-可加模糊测度、Choquet 积分理论和 Marichal 熵理论求解关联多属性决策中属性和属性集的权重。对于其他复杂模型或非聚合类型，如 GAI（广义加性独立）模型[8]，重要性指数的形式多种多样但无一般定义。为了弥补这一不足，本文从属性的偏好值出发，在模型没有限制性假设的情况下，提出了属性重要性指数的一般性定义。

在复杂环境的决策问题中，评价信息可能会涉及到定性信息和定量信息，称为异质多属性决策。其类型主要包括直觉模糊数、三角模糊数、实数区间数和语言变量等，对此，不同的学者进行了不同的研究。万树平等人[9] 针三角模糊决策，利用 Choquet 积分算子提出了相应的决策方法。袁宇等人[10] 针对评价信息为区间直觉模糊数的多准则决策问题，提出新的基于区间直觉模糊数相关系数的决策方法。常志朋等人[11] 针对区间数多属性决策问题，提出了一种利用 TOPSIS 法对区间数决策向量进行排序的方法。张发明等人[12] 针对多粒度语言的多属性群决策问题，提出基于不确定语言变量的一致化新方法。戚筱雯等人[13] 将语言型、直觉模糊数和区间直觉模糊数等信息统一转换为区间直觉模糊数，提出了混合型决策。Li[14] 利用数学规划方法和贴近度建立了区间直觉模糊集多属性决策求解模型。然而，目前大量的研究成果主要针对单一类型的多属性决策问题，同时涉及定性定量信息（异质信息）决策问题的重要性指数的研究较少。另外，由于现实环境的复杂性、所依赖模型的局限性，经典的属性权重的主客观赋权法存在的局限性较大。因此，为弥补这些不足，本文基于主客观综合集成赋权法[15]，研究了异质多属性决策中重要性指数的一般性定义，并给出了基于贴近度的异质多属性决策的重要性指数的定

收稿日期：2019-10-12；**修回日期**：2019-11-17

作者简介：黄耐（1996-），女，江苏徐州人，硕士研究生，主要研究方向为决策支持；樊重俊（1963-），男（通信作者），山西运城人，教授，博导，主要研究方向为智慧工程、决策支持(fan.chongjun@163.com)；王雅琼（1989-），女，江苏镇江人，博士研究生，主要研究方向为复杂系统建模；杨云鹏（1991-），男，甘肃天水人，博士，主要研究方向为数据建模；袁光辉（1987-），男，陕西西安人，博士，主要研究方向为大数据建模，数据建模.

义方法。该方法保持了主客观系数的一致性，遵循了现实环境中属性的异质性，适用性更强。

1　异质决策问题重要性指数描述

对于异质多属性决策问题，记 $M=\{1,2,\cdots,m\}$，$N=\{1,2,\cdots,n\}$。记 $A=\{A_1,A_2,\cdots,A_m\}$ 表示 m 个决策方案的集合，$C=\{C_1,C_2,\cdots,C_n\}$ 表示 n 个属性的集合。其中，A_i 表示第 i 个备选方案，$i\in M$；C_j 表示第 j 个属性，$j\in N$。属性值主要包括实数、区间数、三角模糊数、二元语义信息和直觉模糊数五类。用 C_i 分别表示为实数、区间数、三角模糊数、二元语义信息和直觉模糊数所对应的属性值，则属性集 $C=C_1\cup C_2\cup C_3\cup C_4\cup C_5$，其中，$C_i\cap C_j=\varnothing(i,j=1,2,\cdots,5;i\neq j)$。设 C_i^b 和 C_i^c 分别表示 C_i 中的效益型和成本型属性集合，且满足 $C_i^b\cup C_i^c=C_i$，$C_i^b\cap C_i^c=\varnothing$。决策者对属性 c_j 的评价为

$$e_{ij}=\begin{cases} d_{ij} & j\in C_1\\ [e_{\underline{ij}},e_{\bar{ij}}] & j\in C_2\\ (a_{ij},b_{ij},c_{ij}) & j\in C_3\\ s_{ij}\in S_h & j\in C_4\\ \langle\mu_{ij},\nu_{ij}\rangle & j\in C_5\end{cases}\tag{1}$$

其中：$S_h=\{s_0^h,s_1^h,\cdots,s_{N_h}^h\}$ 为关于指标 c_h 的语言标记集。

记 ϕ 为重要性指数，则 ϕ_j 表示第 j 个属性的重要性指数。在多属性决策问题中，在决策者偏好信息给定的情况下，决策方案的各属性值都存在一个正理想解。贴近度表示的是属性值相互接近的程度，属性值对正理想解的贴近度越高，说明该属性的贡献越大。因此，属性的重要性程度可通过相对贴近度来定义，使得重要性指数的确定能够同时反映主客观要求与变换趋势的一致性。因此，本文要解决的问题是，在异质多属性决策中，偏好信息给定的情况下，如何通过属性值对正理想解的相对贴近度确定各属性的重要性指数。

2　多属性决策重要性指数定义

在多属性决策中，集合的基数由相应的小写字母表示，例如 $|N|=n$ 等。记 $X=(x_{-i},x_i)$，其中，x_i 表示第 i 个属性的值，x_{-i} 表示除属性 i 以外其他属性值的集合，且 $x_i\in(0,k_i)$。集合 $L=X_1\times\cdots\times X_n$ 表示替代方案的集合是笛卡尔积，记向量 $\boldsymbol{0}_N=\{0,\cdots,0\}$，$\boldsymbol{k}_N=\{k_1,\cdots,k_n\}$。另外，用 $\boldsymbol{\Sigma}(X)=\{i\in N|x_i>0\}$ 表示 X 的支持，用 $K(X)=\{i\in N|x_i=k_i\}$ 表示 X 的内核。它们的基数分别用 $\boldsymbol{\sigma}(X)$ 和 $k(X)$ 表示。设函数 v 是关于属性集 C 的效用函数，其值表示决策者对不同备选方案的偏好。在集合 C 上值函数 v 类似于合作博弈论中的效用函数 v，值函数 v 可以被视为多重游戏[16]。因此，本文研究 C 上的多重游戏集合，用 $\mathcal{G}(L)$ 表示。

2.1　重要性指数的一般定义

属性的重要性指数应反映属性影响输出结果的程度，由于这种影响可能取决于其他属性的作用，所以应采取一种平均影响[17]。属性的重要性指数与该属性值的变化引起的 v 的变化量有关。用 ϕ 表示重要性指数，则属性 i 相对于 v 的重要性指数[18]的一般表达式为

$$\phi_i(v)=\sum_{\substack{x\in L\\ x_i<k_i}}p_x^i\Delta_i v(x)\tag{2}$$

其中：p_x^i 是集合 C 中属性 i 的系数（权重）；$\Delta_i v(x)=v(x+1_i)-v(x)$。如果权重 p_x^i 仅取决于 $p_{x_{-i}}^i$，那么

$$\sum_{x_i=0}^{k_i-1}p_{x_{-i}}^i\Delta_i v(x)=p_{x_{-i}}^i(v(x_{-i},k_i)-v(x_{-i},0_i))\tag{3}$$

2.2　重要性指数的公理化定义

1）线性公理（L）　ϕ 在 $\mathcal{G}(L)$ 上是线性的，即 $\forall v,w\in\mathcal{G}(L)$，$\forall\alpha\in R$。

$$\phi(v+\alpha w)=\phi(v)+\alpha\phi(w)\tag{4}$$

线性公理意味着如果有两个偏好 v 和 w，并且得到的偏好是它们的线性组合（$v=\alpha v+\beta w$），那么在线性组合之前或之后应用 ϕ 结果相同。

2）不变公理（I）　考虑两个函数 $v,w\in\mathcal{G}(L)$，使得对于某些 $i\in N$。

$$\Delta_i v(x)=\Delta_i w(x-1_i),x_{-i}\in L_{-i},x_i\in\{0,\cdots,k_i-1\}\tag{5}$$

那么，$\phi_i(v)=\phi_i(w)$。

不变公理表示，如果两个函数 v,w 对属性 i 具有相同的单位增量，那么属性 i 对于 v,w 的重要性是相同的。特别地，当 $x_i=0$ 时，$\Delta_i v(x_{-i},0_i)=\Delta_i w(x_{-i},(k_i-1)_i)$。

3）零公理（N）　若 $x_i=0$，则 $\phi_i(v)=0$。

零公理相当于属性为空，属性对函数 v 没有任何贡献。

4）对称公理（SD）　Dirac 游戏的对称性：设 $x\in L\setminus\{0_N\}$，$\delta_x^y=\begin{cases}1 & y=x\\ 0 & 其他\end{cases}$。

$$\begin{gathered}\forall i,j\in K(x),\phi_i(\delta_x)=\phi_j(\delta_x)\\ \forall i,j\in N\setminus\Sigma(x),\phi_i(\delta_x)=\phi_j(\delta_x)\end{gathered}\tag{6}$$

对称公理意味着对于狄拉克游戏，内核中的属性或者游戏支持之外的属性同等重要。

5）效率公理（E）

$$\sum_{i\in N}\phi_i(v)=\sum_{\substack{x\in L\\ \forall j\in N,x_i<k_i}}(v(x+1_N)-v(x))\tag{7}$$

由于属性 i 的重要性指数反映了 i 的变化引起的 v 的整体变化，所以重要性指数的总和等于 v 的总变化。

命题 1　在公理（L）和（I）下，$\forall v\in\mathcal{G}(C)$，$\forall i\in N$：

$$\begin{gathered}\phi_i(v)=\sum_{x_{-i}\in L_{-i}}p_{x_{-i}}^i(v(x_{-i},k_i)-v(x_{-i},0_i))\\ p_{x_{-i}}^i\in R,\forall x_{-i}\in L_{-i}\end{gathered}\tag{8}$$

公理（L）与（I）结合意味着只需要考虑属性在最小值和最大值之间的 v 的变化，无须考虑中间值。

定理 1　在公理（L）（I）（SD）和（E）下，对于所有 $v\in\mathcal{G}(L)$，有

$$\phi_i(v)=\sum_{x_{-i}\in L_{-i}}\frac{(n-\sigma(x_{-i})-1)!\ k(x_{-i})!}{(n+k(x_{-i})-\sigma(x_{-i}))!}(v(x_{-i},k_i)-v(x_{-i},0_i))\quad\forall i\in N\tag{9}$$

该定理表明，属性 i 的重要性指数是属性 i 引起的 v 的总变量的加权平均值。

3　基于贴近度的重要性指数确定方法

3.1　异质信息规范化

由于各属性值的量纲不同，需要对各属性值进行规范化处理。根据效益型属性和成本型属性，规范化方法[19]分别如下，以 e_{ij} 为例：

实数 $e_{ij}=d_{ij}(j\in C_1)$ 规范化为

$$x_{ij}=\begin{cases}d_{ij}/d_{max} & j\in C_1^b\\ 1-d_{ij}/d_{max} & j\in C_1^c\end{cases}\tag{10}$$

其中：$d_{max\,j}=\max\{d_{ij}|i=1,2,\cdots,m\}$。

区间数 $e_{ij}=[e_{\underline{ij}},e_{\bar{ij}}](j\in C_2)$ 规范化为

$$x_{ij}=\begin{cases}[e_{\underline{ij}}/e_{\bar{max}},e_{\bar{ij}}/e_{\bar{max}}] & j\in C_2^b\\ [1-e_{\underline{ij}}/e_{\bar{max}},1-e_{\bar{ij}}/e_{\bar{max}}] & j\in C_2^c\end{cases}\tag{11}$$

其中：$e_{\bar{max}}=\max\{e_{\bar{ij}}|i=1,2,\cdots,m\}$。

三角模糊数 $e_{ij}=(a_{ij},b_{ij},c_{ij})(j\in C_3)$ 规范化为

$$x_{ij}=\begin{cases}[\dfrac{a_{ij}}{c_{max\,j}},\dfrac{b_{ij}}{c_{max\,j}},\dfrac{c_{ij}}{c_{max\,j}}] & j\in C_3^b\\ [\dfrac{1-a_{ij}}{c_{max\,j}},\dfrac{1-b_{ij}}{c_{max\,j}},\dfrac{1-c_{ij}}{c_{max\,j}}] & j\in C_3^c\end{cases}\tag{12}$$

其中:$c_{\max j}=\max\{c_{ij}\mid i=1,2,\cdots,m\}$。设基本语言标记集 $S_0=\{s_1,s_2,\cdots,s_L\}$,其中 $e_{ij}\in S_1(j\in C_4)$规范化为

$$x_{ij}=\begin{cases}a_{ij} & j\in C_4^b\\ \mathrm{Neg}(a_{ij}) & j\in C_4^c\end{cases}\tag{13}$$

直觉模糊数 $e_{ij}=\langle\mu_{ij},\nu_{ij}\rangle(j\in C_5)$介于 0 与 1,无须规范化。

3.2　异质信息相对贴近度

在异质多属性决策中,通常用贴近度反映决策方案的相互接近程度。为进行方案之间的比较,计算异质信息的正、负理想解,作为两个参考点,分别记为 x^+ 和 x^-,$x^+=(x_1^+,x_2^+,\cdots,x_n^+)$,$x^-=(x_1^-,x_2^-,\cdots,x_n^-)$。正理想解是指各属性达到最满意的解,负理想解是指各属性达到最不满意的解。

$$x_j^+=\begin{cases}d_j^+ & j\in C_1\\ [\underline{e}_j^+,\bar{e}_j^+] & j\in C_2\\ (a_j^+,b_j^+,c_j^+) & j\in C_3\\ s_j^+\in S_h & j\in C_4\\ \langle\mu_j^+,\nu_j^+\rangle & j\in C_5\end{cases}\tag{14}$$

其中:$d_i^+=\max\limits_{\substack{i=1,2,\cdots,m\\ j=1,2,\cdots,n}}\{d_{ij}\}$,$\underline{e}_i^+=\max\limits_{\substack{i=1,2,\cdots,m\\ j=1,2,\cdots,n}}\{\underline{e}_{ij}\}$,$\bar{e}_i^+=\max\limits_{\substack{i=1,2,\cdots,m\\ j=1,2,\cdots,n}}\{\bar{e}_{ij}\}$,$a_i^+=\max\limits_{\substack{i=1,2,\cdots,m\\ j=1,2,\cdots,n}}\{a_{ij}\}$,$b_i^+=\max\limits_{\substack{i=1,2,\cdots,m\\ j=1,2,\cdots,n}}\{b_{ij}\}$,$c_i^+=\max\limits_{\substack{i=1,2,\cdots,m\\ j=1,2,\cdots,n}}\{c_{ij}\}$,$s_i^+=\max\limits_{\substack{i=1,2,\cdots,m\\ j=1,2,\cdots,n}}\{s_{ij}\}$,$\mu_i^+=\max\limits_{\substack{i=1,2,\cdots,m\\ j=1,2,\cdots,n}}\{\mu_{ij}\}$,$\nu_i^+=\min\limits_{\substack{i=1,2,\cdots,m\\ j=1,2,\cdots,n}}\{\nu_{ij}\}$。

类似地:

$$x_j^-=\begin{cases}d_j^- & j\in C_1\\ [\underline{e}_j^-,\bar{e}_j^-] & j\in C_2\\ (a_j^-,b_j^-,c_j^-) & j\in C_3\\ s_j^-\in S_h & j\in C_4\\ \langle\mu_j^-,\nu_j^-\rangle & j\in C_5\end{cases}\tag{15}$$

其中:$d_i^-=\min\limits_{\substack{i=1,2,\cdots,m\\ j=1,2,\cdots,n}}\{d_{ij}\}$,$\underline{e}_i^-=\min\limits_{\substack{i=1,2,\cdots,m\\ j=1,2,\cdots,n}}\{\underline{e}_{ij}\}$,$\bar{e}_i^-=\min\limits_{\substack{i=1,2,\cdots,m\\ j=1,2,\cdots,n}}\{\bar{e}_{ij}\}$,$a_i^-=\min\limits_{\substack{i=1,2,\cdots,m\\ j=1,2,\cdots,n}}\{a_{ij}\}$,$b_i^-=\min\limits_{\substack{i=1,2,\cdots,m\\ j=1,2,\cdots,n}}\{b_{ij}\}$,$c_i^-=\min\limits_{\substack{i=1,2,\cdots,m\\ j=1,2,\cdots,n}}\{c_{ij}\}$,$s_i^-=\min\limits_{\substack{i=1,2,\cdots,m\\ j=1,2,\cdots,n}}\{s_{ij}\}$,$\mu_i^-=\min\limits_{\substack{i=1,2,\cdots,m\\ j=1,2,\cdots,n}}\{\mu_{ij}\}$,$\nu_i^-=\max\limits_{\substack{i=1,2,\cdots,m\\ j=1,2,\cdots,n}}\{\nu_{ij}\}$。设决策者对方案 i 的决策偏好关于异质信息正理想解的相对贴近度[20]为

$$z_{ij}=\frac{d(x_{ij},x^+)}{d(x_{ij},x^+)+d(x_{ij},x^-)}\tag{16}$$

其中:相对贴近度反映决策方案 i 与正理想解的接近程度;$d(x_{ij},x^+)$,$d(x_{ij},x^-)$表示决策成员对方案 $i(i=1,2,\cdots,n)$的各个属性值与 x^+、x^-的距离,即

$$d(x_{ij},x^+)=\begin{cases}(d_{ij}-d_i^+)^2 & j\in C_1\\ \frac{1}{2}[(d_{ij}-\underline{e}_i^+)^2+(d_{ij}-\bar{e}_i^+)^2] & j\in C_2\\ \frac{1}{3}[(a_{ij}-a_i^+)^2+(b_{ij}-b_i^+)^2+(c_{ij}-c_i^+)^2] & j\in C_3\\ \frac{1}{L^2}(\Delta^{-1}(x_{ij},0)-\Delta^{-1}(x^+,0))^2 & j\in C_4\\ \frac{1}{3}[(\mu_{ij}-\mu_i^+)^2+(\nu_{ij}-\nu_i^+)^2+(\pi_{ij}-\pi_i^+)^2] & j\in C_5\end{cases}\tag{17}$$

$$d(x_{ij},x^-)=\begin{cases}(d_{ij}-d_i^-)^2 & j\in C_1\\ \frac{1}{2}[(d_{ij}-\underline{e}_i^-)^2+(d_{ij}-\bar{e}_i^-)^2] & j\in C_2\\ \frac{1}{3}[(a_{ij}-a_i^-)^2+(b_{ij}-b_i^-)^2+(c_{ij}-c_i^-)^2] & j\in C_3\\ \frac{1}{L^2}(\Delta^{-1}(x_{ij},0)-\Delta^{-1}(x^-,0))^2 & j\in C_4\\ \frac{1}{3}[(\mu_{ij}-\mu_i^-)^2+(\nu_{ij}-\nu_i^-)^2+(\pi_{ij}-\pi_i^-)^2] & j\in C_5\end{cases}\tag{18}$$

3.3　异质多属性决策的重要性指数

由于上述相对贴近度反映的是属性值与正理想解的贴近程度,所以其值可近似作为属性的贡献。z_{ij}值越小,贴近程度越高,贡献越大;z_{ij}值越大,贴近程度越低,贡献越小。对相对贴近度进一步处理,使得值越大贴近度越高,以此作为效用函数 v,来计算异质多属性决策的重要性指数。令 $z'=1-z$,由定理 1,基于贴近度的异质多属性决策的重要性指数定义:

$$\phi_j(z')=\sum_{i=1}^{m}\frac{(n-\sigma(C_{-i})-1)!\ k(C_{-i})!}{(n+k(C_{-i})-\sigma(C_{-i}))!}(z'_i(C_{-j},k_j)-z'_i(C_{-j},0_j))\quad \forall j\in N\tag{19}$$

其中:$z'_i(C_j)=z'_i(C_{-j},k_j)-z'_i(C_{-j},0_j)$。

由上述内容,基于贴近度的异质多属性决策的重要性指数计算过程归纳如下:a)确定异质多属性决策问题的方案集 $A=\{A_1,A_2,\cdots,A_m\}$和属性集 $C=\{C_1,C_2,\cdots,C_n\}$;b)通过专家意见、语言变量、统计法,确定各方案中各指标的评价值 e_{ij};c)根据式(10)~(13),对异质信息进行规范化;d)根据式(14)~(18),计算异质信息的正负理想解,求出相对贴近度;e)对相对贴近度进一步处理,作为值函数 v;f)由式(19),计算基于贴近度的异质多属性决策的重要性指数。

4　实例研究

4.1　绿色制造水平评价重要性指数研究

在区域绿色制造水平评价的研究中,为了实现区域绿色制造水平的精确测量,在遵循代表性、全面性、效用性、可测性和稳定性原则的基础上,构建了一个相对完整的评价指标体系。该指标体系主要包括:产业设计生态水平、能源资源高效利用率、生产过程清洁比率、回收再生资源化水平、产业耦合一体化不满意度比率。该指标体系涉及的指标主要包括实数、三角模糊数、区间数、直觉模糊数和语言变量五类。针对定量指标,产业耦合一体化不满意度比率通常以实数形式表示;能源资源高效利用率的特点是随时间产生一定的波动,因此应采用三角模糊数表示;由于外界因素的作用,生产过程清洁比率会在一定范围内波动,用区间数表示,给出一个生产过程清洁比率的大概范围。针对定性指标,回收再生资源化水平无法利用数值度量,通过相关专家的语言描述,对其以语言值的形式进行衡量;对产业设计生态水平进行评价时会出现满意、不满意、犹豫三种评价,因此用直觉模糊数表示较为合适。为了促进区域绿色制造的可持续发展,对五个地区$\{A_1,A_2,A_3,A_4,A_5\}$的绿色制造水平进行了评估,其中属性集 $C=\{C_1,C_2,\cdots,C_5\}$,C_1 表示直觉模糊数,C_2 表示三角模糊数,C_3 表示区间数,C_4 表示语言变量,C_5 表示实数。经过大量的市场调研,并邀请国内外业内专家参与咨询和决策的评价信息如表 1 所示。

表 1　异质多属性决策评价信息

Tab. 1　Evaluation information of heterogeneous multi-attribute decision

地区	C_1	C_2	C_3	C_4	C_5
A_1	⟨0.5,0.3⟩	(70,91,92)	[40,100]	s_1	11.9
A_2	⟨0.6,0.2⟩	(30,85,90)	[70,90]	s_2	11
A_3	⟨0.4,0.4⟩	(50,75,85)	[40,90]	s_4	12
A_4	⟨0.7,0.1⟩	(75,85,90)	[60,100]	s_5	11.8
A_5	⟨0.3,0.6⟩	(85,90,95)	[20,80]	s_3	10

a)根据式(10)~(13),对异质评价信息进行规范化处理,规范化决策矩阵如下:

$$\boldsymbol{F}=\begin{bmatrix}\langle 0.5,0.3\rangle & (0.74,0.96,0.97) & [0.4,1] & (s_1,0) & 0.0083\\ \langle 0.6,0.2\rangle & (0.32,0.9,0.95) & [0.7,0.9] & (s_2,0) & 0.083\\ \langle 0.4,0.4\rangle & (0.53,0.79,0.9) & [0.4,0.9] & (s_3,0) & 0\\ \langle 0.7,0.1\rangle & (0.8,0.9,0.95) & [0.6,1] & (s_4,0) & 0.0167\\ \langle 0.3,0.6\rangle & (0.9,0.95,1) & [0.2,0.8] & (s_5,0) & 0.1667\end{bmatrix}$$

b)由式(14)(15),计算异质信息的正、负理想解。正负理

想解分别为

$$x^{+}=(\langle 0.7,0.1\rangle,(0.90,0.96,1),[0.7,1],(s_5,0),0.1667)$$

$$x^{-}=(\langle 0.3,0.6\rangle,(0.32,0.80,0.9),[0.2,0.8],(s_1,0),0)$$

c)不同方案 $i(i=1,2,3,4,5)$ 的决策偏好,关于异质信息正理想解的相对贴近度为

$$\boldsymbol{Z}=\begin{bmatrix}0.364&0.109&0.529&1&0.997\\0.071&0.961&0.037&0.9&0.5\\0.75&0.798&0.667&0.1&1\\0&0.07&0.048&0&0.988\\1&0.0002&1&0.5&0\end{bmatrix}$$

d)令 $z'=1-z$,对相对贴近度进一步处理,作为函数 v。

$$\boldsymbol{Z}'=\begin{bmatrix}0.636&0.891&0.471&0&0.003\\0.929&0.039&0.963&0.1&0.5\\0.25&0.202&0.333&0.9&0\\1&0.93&0.952&1&0.012\\0&0.9997&0&0.5&1\end{bmatrix}$$

e)根据式(19),计算各属性的重要性指数。

当 $j=1$ 时,

$$\phi_1(z')=\frac{(5-4-1)!\ 0!}{(5+0-4)!}\times 0.636+$$
$$\frac{(5-3-1)!\ 1!}{(5+1-3)!}\times 0.929+\frac{(5-4-1)!\ 0!}{(5+0-4)!}\times 0.25+$$
$$\frac{(5-3-1)!\ 1!}{(5+1-3)!}\times 1+\frac{(5-2-1)!\ 2!}{(5+2-2)!}\times 0=1.208$$

同理,$\phi_2(z')=1.297$,$\phi_3(z')=1.799$,$\phi_4(z')=1.1$,$\phi_5(z')=0.253$。即 $\phi_j(z')=(1.208,1.297,1.799,1.1,0.253)$。

根据重要性指数的计算结果,属性的重要性排序为:$C_3>C_2>C_1>C_4>C_5$。在区域绿色制造水平评价中,生产过程清洁比率是最重要的指标,产业耦合一体化不满意度比率重要性最小。因此,为促进区域绿色制造的发展,应加强生产过程的清洁。

4.2　与其他方法的对比分析

a)与和法求权重的比较。通过构建判断矩阵,用和法求权重是最简单、经典的权重计算方法。

(a)将决策矩阵的列向量归一化。

$$\boldsymbol{R}=\begin{bmatrix}0.226&0.291&0.173&0&0.002\\0.33&0.013&0.354&0.04&0.33\\0.089&0.066&0.122&0.36&0\\0.355&0.304&0.35&0.4&0.008\\0&0.327&0&0.2&0.66\end{bmatrix}$$

(b)计算归一化后的矩阵的各列的算术平均,得到权重的向量。

$$w_i=\frac{1}{n}\sum_{j=1}^{n}\frac{a_{ij}}{\sum_{l=1}^{n}a_{lj}}\quad i=1,\cdots,n$$

$$\boldsymbol{w}=[0.138\quad 0.213\quad 0.283\quad 0.237\quad 0.127]$$

由计算结果可知,属性的重要性排序为:$C_3>C_4>C_2>C_1>C_5$。即,最重要的指标是生产过程清洁比率,最不重要的指标是产业耦合一体化不满意度比率。

b)与熵值法的比较。熵权法是多指标决策问题中确定权重的一种经典方法。在决策问题中,某指标的信息熵越小,该指标提供的信息量就越大,那么在方案评价中所取得的作用就越大,该指标的权重也就越大。熵权法确定权系数步骤如下:

(a)将决策矩阵转变成为标准化决策矩阵 $\boldsymbol{R}=(r_{ij})_{m\times n}$。

$$\boldsymbol{R}=\begin{bmatrix}1.636&1.887&1.489&1&1.003\\1.929&1&2&1.1&1.5\\1.25&1.170&1.346&1.9&1\\2&1.927&1.989&2&1.012\\1&2&1&1.5&2\end{bmatrix}$$

(b)由 $\boldsymbol{R}=(r_{ij})_{m\times n}$(计算第 j 项指标下第 i 个方案占该指标的比重 f_{ij}。

$$f_{ij}=\frac{r_{ij}}{\sum_{j=1}^{n}r_{ij}}\quad i=1,\cdots,m;j=1,\cdots,n$$

$$\boldsymbol{f}=\begin{bmatrix}0.233&0.269&0.212&0.143&0.143\\0.256&0.133&0.266&0.146&0.199\\0.188&0.175&0.202&0.285&0.15\\0.224&0.216&0.223&0.224&0.113\\0.133&0.267&0.133&0.2&0.267\end{bmatrix}$$

(c)第 j 个评价指标 f_j 输出的熵以及各目标的熵系数。

$$H_j=-K\sum_{j=1}^{n}f_{ij}\ln f_{ij}\quad j=1,\cdots,n,K=(\ln n)^{-1}$$

$$w_j=\frac{1-H_j}{n-\sum_{j=1}^{n}H_j}\quad i=1,\cdots,n$$

$$\boldsymbol{w}=[0.9879\quad 0.9998\quad 0.9986\quad 0.9776\quad 0.9216]$$

由熵系数计算结果,属性的重要性排序为:$C_2>C_3>C_1>C_4>C_5$。生产过程清洁比率是最重要的指标,产业耦合一体化不满意度比率重要性最小,可以看出,基于贴近度的重要性指数。

综上,利用和法求权重,计算过程较为简单粗糙,熵值法求权系数缺乏横向比较。与以上两种方法相比,本文方法采用了均衡接近的思想,考虑了与理想方案的接近和接近的均衡度,另外指标之间的横向比较更为精确,与传统属性重要指数求解方法相比更精确。

5　结束语

本文给出了一种异质多属性决策问题中属性重要性指数计算的方法。该方法首先给出了多属性决策中重要性指数的公理化定义,其次利用相对贴近度构造效用函数,进而确定异质多属性决策中各属性的重要性指数。在多属性决策分析中,重要性指数的确定方法大多数仅针对同类或少数类型的属性。与其他方法相比,本文方法适用于所有的属性类,更具有一般性,有效地解决了多属性决策中属性为异质类型的重要性指数计算问题。因此,与传统方法相比,本文方法更具有决策现实意义。

附录

命题 1 证明　设 $v,w\in\mathcal{G}(L)$,v、w 满足不变公理。

$$\phi_i(v)=\sum_{\substack{x\in L\\x_i<k_i}}p^i_{x_i,x_{-i}}\Delta_i v(x)=\sum_{\substack{x\in L\\x_i<k_i}}p^i_{x_i,x_{-i}}(v(x+1_i)-v(x))=$$
$$\sum_{x_{-i}\in L_{-i}}(\sum_{\substack{x_i\in L_i\\x_i\notin\{0,k_i\}}}p^i_{x_{-i},x_i}(v(x+1_i)-v(x))+p^i_{x_{-i},0_i}(v(x_{-i},1_i)-$$
$$v(x_{-i},0_i)))=\sum_{x_{-i}\in L_{-i}}(\sum_{\substack{x_i\in L_i\\x_i\notin\{0,k_i\}}}p^i_{x_{-i},x_i}(w(x)-v(x-1_i))+$$
$$p^i_{x_{-i},0_i}(v(x_{-i},k_i)-v(x_{-i},(k_i-1)_i)))=$$
$$\sum_{x_{-i}\in L_{-i}}(\sum_{\substack{x_i\in L_i\\x_i<k_i-1}}p^i_{x_{-i},x_i+1}(w(x+1_i)-v(x))+$$
$$p^i_{x_{-i},0_i}(v(x_{-i},k_i)-v(x_{-i},(k_i-1)_i)))$$
$$\phi_i(w)=\sum_{x_{-i}\in L_{-i}}(\sum_{\substack{x_i\in L_i\\x_i<k_i-1}}p^i_{x_{-i},x_i+1}(w(x+1_i)-w(x))+$$
$$p^i_{x_{-i},(k_i-1)_i}(w(x_{-i},k_i)-w(x_{-i},(k_i-1)_i)))$$

则,$p^i_{x_{-i},x_i}=p^i_{x_{-i},x_i+1}$,$\forall x_{-i}\in L_{-i}$,$\forall x_i\in L_i\backslash\{k_i-1,k_i\}$。

因此,系数 $p^i_{x_i;x_{-i}}$ 不依赖于 x_i,用 $p^i_{x_{-i}}$ 表示 $p^i_{x_i;x_{-i}}$。

定理 1 证明　定理 1 的证明基于以下引理。

引理 1

$$\sum_{S\in[A,B]}\frac{(n-s-1)!\ s!}{n!}=\frac{(n-b-1)!\ a!}{(n-b+a)!}\quad\forall A,B\subseteq N,A\subseteq B$$

其中:$[A,B]=\{C\subseteq N:A\subseteq C\subseteq B\}$。

证明　设 $A,B\subseteq N,A\subseteq B$

$$\sum_{S\in[A,B]}\frac{(n-s-1)!\ s!}{n!}=\sum_{S\in[\varnothing,B\backslash A]}\frac{(n-s-a-1)!\ (s+a)!}{n!}=$$
$$\sum_{s=0}^{b-a}\binom{b-a}{s}\frac{(n-s-a-1)!\ (s+a)!}{n!}=$$

$$\sum_{s=0}^{b-a}\binom{b-a}{s}\int_0^1 x^{n-s-a-1}(1-x)^{s+a}\,\mathrm{d}x =$$

$$\int_0^1 x^{n-b-1}(1-x)^a\sum_{s=0}^{b-a}\binom{b-a}{s}x^{n-b-s}(1-x)^s\mathrm{d}x = \int_0^1 x^{n-b-1}(1-x)^a\mathrm{d}x = \frac{(n-b-1)!a!}{(n-b+a)!}$$

引理 2　设 $v\in g(L)$,则

$$\phi_i^s(v) = \sum_{\substack{x\in L\\ \forall j\in N,x_j<k_j}}\phi_i^{Sh}(\mu_x^v)\quad \forall i\in N$$

其中:$\mu_x^v(S)=v(x+1_s)-v(x)$, $\forall S\subseteq N$, $\forall x\in L$,使得 $x_i<k_i$, $\forall i\in N$。

证明　设 $v\in g(L)$,对 $\forall x\in L$, $\forall i\in N$ 使得 $x_i<k_i$,定义游戏 μ_x^v 使得对任意的 $S\subseteq N$,$\mu_x^v(S)=v(x+1_s)-v(x)$,则

$$\phi_i^s(v) = \sum_{\substack{x\in L\\ x_i<k_i}}\frac{(n-\sigma(x_{-i})-1)!\ k(x_{-i})!}{(n+k(x_{-i})-\sigma(x_{-i}))!}\times(v(x+1_i)-v(x)) =$$

$$\sum_{\substack{x\in L\\ x_i<k_i}}(v(x+1_i)-v(x))\sum_{\substack{A\subseteq\Sigma(x_{-i})\\ A\supseteq K(x_{-i})}}\frac{(n-a-1)!\ a!}{n!} =$$

$$\sum_{\substack{x\in L\\ x_i<k_i}}(v(x+1_i)-v(x))\sum_{\substack{A\subseteq N\backslash i\cap\Sigma(x_{-i})\\ A\supseteq K(x_{-i})}}\frac{(n-a-1)!\ a!}{n!} =$$

$$\sum_{\substack{x\in L\\ x_i<k_i}}(v(x+1_i)-v(x))\sum_{\substack{A\subseteq N\backslash i,\ \forall j\in A,x_j>0\\ \forall j\in N\backslash A,x_j<k_j}}\frac{(n-a-1)!\ a!}{n!} =$$

$$\sum_{\substack{x\in L\\ \forall j\in N,x_j<k_j}}\sum_{S\subseteq N\backslash i}\frac{(n-s-1)!\ s!}{n!}(v(x+1_{s\cup i})-v(x+1_s)) =$$

$$\sum_{\substack{x\in L\\ \forall j\in N,x_j<k_j}}\sum_{S\subseteq N\backslash i}\frac{(n-s-1)!\ s!}{n!}(\mu_x^v(S\cup i)-\mu_x^v(S)) = \sum_{\substack{x\in L\\ \forall j\in N,x_j<k_j}}\phi_i^{Sh}(\mu_x^v)$$

现在证明定理 1,显然式(9)满足公理(L)(I)(SD)。由引理 3 得

$$\sum_{i\in N}\phi_i^s(v) = \sum_{\substack{x\in L\\ \forall j\in N,x_j<k_j}}\sum_{i\in N}\phi_i^{Sh}(\mu_x^v) = \sum_{\substack{x\in L\\ \forall j\in N,x_j<k_j}}\mu_x^v(N) = \sum_{\substack{x\in L\\ \forall j\in N,x_j<k_j}}(v(x+1_N)-v(x))$$

因此,它也满足公理(E)。令 $x\in L$,$x=(0_{N\backslash S\cup T},x_s,k_T)$,其中 $S=\Sigma(x)\backslash K(x)$,并且 $T=K(x)$。由命题 1 得

$$\phi_i(\delta_{x_{-i},k_i}) = p_{x_{-i}}^i = -\phi_i(\delta_{x_{-i},0_i})\tag{A.1}$$

$$\phi_i(\delta_{x_{-i},x_i}) = 0,\ \forall x_i\in L_i\backslash\{0,k_i\}\tag{A.2}$$

上述值仅取决于 $\phi_i(\delta_{x_{-i},x_i})$,且 $x_{-i}=(0_{N\backslash S\cup T},x_S,k_{T\backslash i})$,则

$$\sum_{i\in N}\phi_i(\delta_x) = \sum_{i\in T}\phi_i(\delta_x) + \sum_{i\in S}\phi_i(\delta_x) + \sum_{i\in N\backslash S\cup T}\phi_i(\delta_x)$$

由式(A.2)得

$$\sum_{i\in N}\phi_i(\delta_x) = \sum_{i\in T}\phi_i(\delta_{x_{-i},k_i}) + \sum_{i\in N\backslash S\cup T}\phi_i(\delta_{x_{-i},0_i})\tag{A.3}$$

分两种情况讨论。

a)若 $S\cup T=N$:

$$\sum_{j\in N}\phi_j(\delta_x) = (n-s)\phi_i(\delta_{x_{-i},k_i})\quad \forall i\in T\tag{A.4}$$

b)若 $S\cup T\neq N$:

$$\sum_{l\in N}\phi_l(\delta_x) = t\phi_i(\delta_{x_{-i},k_i}) + (n-s-t)\phi_j(\delta_{x_{-j},0_j})$$

$$\forall i\in T,\ \forall i\in N\backslash S\cup T\tag{A.5}$$

因此,$\phi_i(\delta_{x_{-i},k_i})$ 满足:

(a)已知对于狄拉克函数 δ_x,当 $k(x)=0$,$\sigma(x)=n$,由于 x 中的元素都不等于 0,则 $\delta_x(x)-\delta_x(x-1_N)=1$。对于任意 $y\neq x-1$ 和 $y,y+1\in L$,$\delta_x(y+1_N)-\delta_x(y)=0$,则 $x-1_N\in L$,$\sum_{i\in N}\phi_i(\delta_x)=1$。通过式(A.4)得

$$\phi_i(\delta_{x_{-i},k_i}) = \frac{1}{(n-s)}\quad \forall s\in\{0,\cdots,n-1\}$$

$$\forall i\in k(x),\sigma(x)=n$$

(b)已知对于狄拉克函数 δ_x,当 $k(x)\neq 0$,$\sigma(x)<n$ 时,由于 x 中的元素都不等于 0 或 k_i,则 $x+1_N$,$x-1_N\notin L$。对于任意 $y,y+1\in L$,$\delta_x(y+1_N)-\delta_x(y)=0$,则 $\sum_{i\in N}\varphi_i(\delta_x)=0$。通过式(A.5)得

$$\phi_i(\delta_{x_{-ij},0_j,k_i}) = -\frac{n-s-t}{t}\varphi_j(\delta_{x_{-ij},0_j,k_i})$$

$$\forall t\in\{1,\cdots,n-1\},\ \forall s\in\{0,\cdots,n-1\},s+t\leqslant n-1$$

通过式(A.1),得到

$$\phi_i(\delta_{x_{-ij},0_j,k_i}) = \frac{n-s-t}{t}\phi_j(\delta_{x_{-ij},k_j,k_i})$$

因此

$$\phi_i(\delta_{0_{N\backslash S\cup T},x_S,k_{T\backslash i},k_i}) = \frac{n-s-t}{t}\phi_j(\delta_{0_{N\backslash S\cup T_1},x_S,k_{T_1}}),\ T_1=T\cup\{j\}$$

$$\phi_i(\delta_{0_{N\backslash S\cup T},x_S,k_{T_1\backslash i},k_i}) = \frac{n-s-t-1}{t+1}\phi_j(\delta_{0_{N\backslash S\cup T_2},x_S,k_{T2}}),\ T_2=T_1\cup\{j\}$$

$$\vdots$$

$$\phi_i(\delta_{0_{N\backslash S\cup T},x_S,k_{T_{n-s-1}\backslash i},k_i}) = \frac{1}{n-s-1}\phi_j(\delta_{x_S,k_{T_{n-s}}}),\ T_{n-s}=T_{n-s-1}\cup\{j\}$$

因此

$$\phi_i(\delta_{x_{-i},k_i}) = \frac{(n-s-t)!\ (t-1)!}{(n-s)!} = \frac{(n-\sigma(x_{-i}))!\ (k(x)-1)!}{(n+k(x)-\sigma(x))!} = \frac{(n-\sigma(x_{-i},k_i))!\ (k(x_{-i},k_i)-1)!}{(n+k(x_{-i},k_i)-\sigma(x_{-i},k_i))!} = \frac{(n-\sigma(x_{-i})-1)!\ k(x_{-i})!}{(n+k(x_{-i})-\sigma(x_{-i}))!}$$

结果得证。

参考文献:

[1] Zanakis S H, Solomon A, Wishart N, *et al*. Multi-attribute decision making: a simulation comparison of select models[J]. European Journal of Operational Research, 1998, 107(3): 507-529.

[2] 廖虎昌,缑迅杰,徐泽水. 基于犹豫模糊语言集的决策理论与方法综述[J]. 系统工程理论与实践, 2017, 37(1): 35-48. (Liao Huchang, Gou Xunjie, Xu Zeshui. A survey of decision theory and methods based on hesitant fuzzy language sets[J]. Systems Engineering Theory and Practice, 2017, 37(1): 35-48.)

[3] 徐泽水. 语言多属性决策的目标规划模型[J]. 管理科学学报, 2006, 9(2): 9-17. (Xu Zeshui. Goal programming model for multi-attribute decision making in language[J]. Journal of Management Sciences, 2006, 9(2): 9-17.)

[4] 姜艳萍,樊治平. 基于不同粒度语言判断矩阵的群决策方法[J]. 系统工程学报, 2006, 21(3): 249-253. (Jiang Yanping, Fan Zhiping. Group decision making method based on different granularity language judgment matrices[J]. Journal of Systems Engineering, 2006, 21(3): 249-253.)

[5] Wang Xizhao. Using 2-additive fuzzy measure to represent the interaction among if-then rules[C]//Proc of International Conference on Machine Learning and Cybernetics. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2005: 2797-2801.

[6] Combarro E F, Miranda P. Identification of fuzzy measures from sample data with genetic algorithms[J]. Computers and Operations Research, 2006, 33(10): 3046-3066.

[7] 章玲,周德群. 基于 k-可加模糊测度的多属性决策分析[J]. 管理科学学报, 2008, 11(6): 18-24. (Zhang Ling, Zhou Dequn. Multi-attribute decision analysis based on k-additive fuzzy measures[J]. Journal of Management Sciences, 2008, 11(6): 18-24.)

[8] 郝楠楠,郑兵,张超勇. 灰模糊积分在多目标决策中的应用[J]. 浙江大学学报: 工学版, 2018, 52(4): 663-673. (Hao Nannan, Zheng Bing, Zhang Chaoyong. Application of grey fuzzy integral in multi-objective decision making[J]. Journal of Zhejiang University: Engineering, 2018, 52(4): 663-673.)

[9] 万树平,董九英. 基于三角直觉模糊数 Choquet 积分算子的多属性决策方法[J]. 中国管理科学, 2014, 22(3): 121-129. (Wan Shuping, Dong Jiuying. Multi-attribute decision making method based on triangular intuitionistic fuzzy number Choquet integral operator[J]. Chinese Journal of Management Science, 2014, 22(3): 121-129.)

[10] 袁宇,关涛,闫相斌,等. 基于区间直觉模糊数相关系数的多准则决策模型[J]. 管理科学学报, 2014, 17(4): 11-18. (Yuan Yu, Guan Tao, Yan Xiangbin, *et al*. Multi-criteria decision making model based on interval intuitionistic fuzzy number correlation coefficient[J]. Journal of Management Sciences, 2014, 17(4): 11-18.)

(下转第 168 页)

tional Linguistics and Natural Language Processing Based on Naturally Annotated Big Data. Cham: Springer, 2017: 211-223.
[9] Bengio S, Vinyals O, Jaitly N, *et al.* Scheduled sampling for sequence prediction with recurrent neural networks [C]//Proc of the 28th International Conference on Neural Information Processing Systems. Cambridge, MA: MIT Press, 2015: 1171-1179.
[10] Yu Lantao, Zhang Weinan, Wang Jun, *et al.* SeqGAN: sequence generative adversarial nets with policy gradient[C]//Proc of the 31st AAAI Conference on Artificial Intelligence. Palo Alto, CA: AAAI Press, 2017: 2852-2858.
[11] Greene E, Bodrumlu T, Knight K. Automatic analysis of rhythmic poetry with applications to generation and translation[C]//Proc of Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Stroudsburg, PA: Association for Computational Linguistics, 2010: 524-533.
[12] 周昌乐, 游维, 丁晓君. 一种宋词自动生成的遗传算法及其机器实现[J]. 软件学报, 2010, **21**(3): 427-437. (Zhou Changle, You Wei, Ding Xiaojun. Genetic algorithm and its implementation of automatic generation of Chinese SONGCI [J]. Journal of Software, 2010, **21**(3): 427-437.)
[13] Mikolov T, Karafiát M, Burget L, *et al.* Recurrent neural network based language model[C]//Proc of the 11th Annual Conference of International Speech Communication Association. Red Hook, NY: Curran Associates Inc, 2010: 1045-1048.
[14] Ghazvininejad M, Shi Xing, Choi Yejin, *et al.* Generating topical poetry[C]//Proc of Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Stroudsburg, PA: Association for Computational Linguistics, 2016: 1183-1191.
[15] 黄文明, 卫万成, 邓珍荣. 基于序列到序列神经网络模型的古诗自动生成方法[J]. 计算机应用研究, 2019, **36**(12): 3539-3543. (Huang Wenming, Wei Wancheng, Deng Zhenrong. Automatic generation of Chinese poem based on sequence-to-sequence neural network model[J]. Application Research of Computers, 2019, **36**(12): 3539-3543.)
[16] Kusner M J, Hernández-Lobato J M. GANS for sequences of discrete elements with the gumbel-softmax distribution[EB/OL]. (2016-11-12). https://arxiv.org/pdf/1611.04051.pdf.
[17] Ahamad A. Generating text through adversarial training using skip-thought vectors[C]//Proc of Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Student Research Workshop. Stroudsburg, PA: Association for Computational Linguistics, 2019: 53-60.
[18] Fedus W, Goodfellow I, Dai A M. MaskGAN: better text generation via filling in the[EB/OL]. (2018-03-01). https://arxiv.org/pdf/1801.07736.pdf.
[19] Wu Lijun, Xia Yingce, Zhao Li, *et al.* Adversarial neural machine translation[EB/OL]. (2018-09-30). https://arxiv.org/pdf/1704.06933.pdf.
[20] Xu Hao, Cao Yanan, Jia Ruipeng, *et al.* Sequence generative adversarial network for long text summarization[C]//Proc of the 30th IEEE International Conference on Tools with Artificial Intelligence. Washington DC: IEEE Computer Society, 2018: 242-248.
[21] Liu Bei, Fu Jianlong, Kato M P, *et al.* Beyond narrative description: Generating poetry from images by multi-adversarial training[C]//Proc of the 26th ACM International Conference on Multimedia. New York: ACM Press, 2018: 783-791.
[22] Li Jiwei, Luong M T, Jurafsky D. A hierarchical neural autoencoder for paragraphs and documents[C]//Proc of the 53rd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and the 7th International Joint Conference on Natural Language Processing. Stroudsburg, PA: Association for Computational Linguistics, 2015: 1106-1115.
[23] Zhao Zengshun, Sun Qian, Yang Haoran, *et al.* Compression artifacts reduction by improved generative adversarial networks[J]. EURASIP Journal on Image and Video Processing, 2019, **2019**(1): article No. 62.
[24] Papineni K, Roukos S, Ward T, *et al.* BLEU: a method for automatic evaluation of machine translation[C]//Proc of the 40th Annual Meeting on association for computational linguistics. Stroudsburg, PA: Association for Computational Linguistics, 2002: 311-318.
[25] Zhang Xingxing, Lapata M. Chinese poetry generation with recurrent neural networks[C]//Proc of Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Stroudsburg, PA: Association for Computational Linguistics, 2014: 670-680.
[26] Kim Y. Convolutional neural networks for sentence classification [C]//Proc of Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Stroudsburg, PA: Association for Computational Linguistics, 2014: 1746-1751.

(上接第 163 页)

[11] 常志朋, 程龙生, 刘家树. 基于马田系统与 TOPSIS 的区间数多属性决策方法[J]. 系统工程理论与实践, 2014, **34**(1): 168-175. (Chang Zhipeng, Cheng Longsheng, Liu Jiashu. Interval number multi-attribute decision making method based on Martin system and TOPSIS[J]. System Engineering Theory and Practice, 2014, **34**(1): 168-175.)
[12] 张发明, 袁宇翔, 梁龙武. 多粒度不确定语言变量的多属性群决策方法及应用[J]. 系统管理学报, 2017, **26**(6): 1061-1070. (Zhang Faming, Yuan Yuxiang, Liang Longwu. Multi-attribute group decision making method for multi-granularity uncertain linguistic variables and its application [J]. Journal of Systems Management, 2017, **26**(6): 1061-1070.)
[13] 戚筱雯, 梁昌勇, 黄永青. 基于混合型评价矩阵的多属性群决策方法[J]. 系统工程理论实践, 2013, **33**(2): 473-481. (Qi Xiaowen, Liang Changyong, Huang Yongqing. Multi-attribute group decision making method based on hybrid evaluation matrix[J]. System Engineering Theory and Practice, 2013, **33**(2): 473-481.)
[14] Li Dengfeng. Closeness coefficient based nonlinear programming method for interval valued intuitionistic fuzzy multi-attribute decision making with incomplete preference information [J]. Applied Soft Computing, 2011, **11**(4): 3402-3418.
[15] 刘秋艳, 吴新年. 多要素评价中指标权重的确定方法评述[J]. 知识管理论坛, 2017, **2**(6): 500-510. (Liu Qiuyan, Wu Xinnian. Review on the weighting methods of indexes in the multi-factor evaluation[J]. Knowledge Management Forum, 2017, **2**(6): 500-510.)
[16] 陈雯, 张强. 模糊合作对策的 Shapley 值[J]. 管理科学学报, 2006(5): 50-55. (Chen Wen, Zhang Qiang. Shapley value of fuzzy cooperation countermeasures [J]. Journal of Management Sciences, 2006(5): 50-55.)
[17] 南江霞, 关晶, 王盼盼. 基于 Choquet 积分的直觉模糊联盟合作博弈的 Shapley 值[J]. 运筹与管理, 2019(9): 41-46. (Nan Jiangxia, Guan Jing, Wang Panpan. Shapley value of intuitionistic fuzzy alliance cooperative game based on Choquet integral[J]. Operations Research and Management, 2019(9): 41-46.)
[18] Michel G, Christophe L, Mustapha R. On importance indices in multi-criteria decision making[J]. European Journal of Operational Research, 2019, **277**(1): 269-283.
[19] Li Dengfeng, Huang Zhigang, Chen Guohong. A systematic approach to heterogeneous multi-attribute group decision making[J]. Computers & Industrial Engineering, 2010, **39**(4): 561-572.
[20] 余高锋, 李登峰, 叶银芳, 等. 考虑后悔规避的异质多属性变权决策方法[J]. 计算机集成制造系统, 2017, **23**(1): 154-161. (Yu Gaofeng, Li Dengfeng, Ye Yinfang, *et al.* Heterogeneous multi-attribute variable weight decision making method considering regret avoidance [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2017, **23**(1): 154-161.)