

单值中智集的集结模型及其在多属性群决策问题中的应用研究

蒋承熹, 邱骏达, 范洪辉, 由从哲

江苏理工学院计算机工程学院, 江苏 常州

收稿日期: 2023年4月6日; 录用日期: 2023年5月8日; 发布日期: 2023年5月17日

摘要

本文针对单值中智集的集结模型及其在多属性群决策问题中的应用进行研究。首先将各个由单值中智集表示的决策者信息投影到三维平面内, 利用偏好点之间的加权欧式距离表述决策者偏好信息之间的差异。然后, 利用粒子群优化算法寻找空间最优集结点来描述决策者的综合偏好信息。最后, 结合TOPSIS算法及投影理论计算各个备选方案的评分, 从而得出方案优劣排序。文章的最后使用了一个典型案例来验证本文所提出集结模型的正确性和可靠性。

关键词

单值中智集, TOPSIS, 群属性决策

Research on Aggregation Model of Single-Valued Neutrosophic Set and Application in Multi-Attribute Group Decision-Making Problems

Chengxi Jiang, Junda Qiu, Honghui Fan, Congzhe You

School of Computer Engineering, Jiangsu University of Technology, Changzhou Jiangsu

Received: Apr. 6th, 2023; accepted: May 8th, 2023; published: May 17th, 2023

Abstract

This paper focuses on the aggregation model of single-valued neutrosophic set and its application

文章引用: 蒋承熹, 邱骏达, 范洪辉, 由从哲. 单值中智集的集结模型及其在多属性群决策问题中的应用研究[J]. 计算机科学与应用, 2023, 13(5): 964-972. DOI: 10.12677/csa.2023.135094

in multi-attribute group decision-making problems. Firstly, the decision-maker information represented by a single-valued neutrosophic set is projected onto a three-dimensional plane, and the weighted Euclidean distance between preference points is used to express the differences between decision-maker preference information. Then, the particle swarm optimization is used to find the spatial optimal set node to describe the comprehensive preference information of the decision-maker. Finally, the TOPSIS algorithm and projection theory are combined to calculate the scores of each alternative solution, in order to determine the ranking of the advantages and disadvantages of the solutions. At the end of the paper, a typical case was used to verify the correctness and reliability of the proposed aggregation model.

Keywords

Single-Valued Neutrosophic Set, TOPSIS, Group Attribute Decision

Copyright © 2023 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

1999年, Smarandache 提出了中智理论, 解决了模糊程度较大的模糊信息无法得到准确表述的问题[1]。后 Wang 与 Smarandache 进行协作, 共同提出了单值中智集(SVNS)的概念, 使得其在描述模糊信息时有更高的准确度[2] [3]。叶军教授给出了单值中智集的运算法则[4], 并提出了加权相关系数与加权余弦相似测度以及加权交叉熵的方法[5], 解决了单值中智多属性群决策问题。Sahin 基于 SVNS 之间的距离测度, 通过计算 SVNS 包含度, 解决了多准则决策问题[6]。Nancy 与 Liu 分别基于 Frank 范数运算[7]与 Archimedean-范数[8], 定义了新的运算规则并提出了单值中智加权平均算子与加权几何算子以解决多属性群决策问题。Huang 定义了新的距离测度, 并以此提出了 SVNS 之间的相似性测度和熵测度, 通过比较三者来完成备选方案的排序[9]。Peng 基于灰色系统理论, 定义了 SVNS 距离测度、相似测度和得分函数并确定各属性的权重信息, 进而提出了三种单值中智多属性群决策问题的方法[10]。Garg 提出了新的 SVNS 运算法则、新的单值中智集加权平均算子以及加权几何算子, 并给出了两个算子的相关性质, 也证明了该算子在解决实际问题时的有效性[11]。Adal 提出了一种新的基于 SVNS 之间的相关性以及附加比率评估的处理方式, 解决了多准则决策的问题[12]。Martina 和 Deepa 以多值中智矩阵为基础, 定义了行列式、伴随矩阵和各种运算, 并证明了所提方案在解决多准则决策问题上的有效性[13]。Rani 基于 SVNS, 利用逐步权重评估比率分析和组合折中解决方案的方式, 解决了决策者权重未知情况下的多准则决策问题[14]。Sun 和 Cai 将熵的概念引入 SVNS 中, 将 TOPSIS 的加权距离和灰色关联分析的加权相似性相结合, 解决了多属性动态决策问题[15]。Geng 依于所提出的切线相似性测度, 定义了新的熵函数以确定未知属性的权重, 解决了多准则群属性决策问题[16]。基于 softmax 函数, Garai 提出了 SVNS 聚合算子, 并由此定义了一种多属性决策方法, 通过样例验证了方法的有效性和可靠性[17]。Jana 根据 Dombi 聚集算子提出了 SVN Dombi 加权平均算子与加权几何算子, 并以此开发了多准则决策算法, 并通过实例对算法进行了验证[18]。

然而, 决策者偏好之间固有的差异性、复杂程度以及偏好信息的模糊性, 导致了传统加权平均算子、加权几何算子的方法在解决实际问题时过于繁琐, 且该类方法存在模糊信息失真的可能, 同时也无法直

观的展现决策者的偏好情况。因而本文将开发一种基于空间理论的可视化模型来描述决策者偏好信息，保证决策者偏好稳定的同时，通过寻找最优集结点来计算决策者综合偏好，从而解决实际的多属性群决策问题。

2. 基本概念

2.1. 单值中智集

定义 1 [2] 设 X 是一个集合且不为空集，则定义

$$A = \{ \langle x, T_A(x), I_A(x), F_A(x) \rangle \mid x \in X \}$$

为 X 上的一个单值中智集。在单值中智集中， $T_A(x)$ ， $I_A(x)$ ， $F_A(x)$ 分别表示集合 X 中的元素属于 A 的真隶属度、不确定隶属度与假隶属度。在理论运用当中，用 $\alpha = \langle T_\alpha, I_\alpha, F_\alpha \rangle$ 来表示单值中智数(也即 SVN)。其中

$$\begin{aligned} T_\alpha &\in [0,1], I_\alpha \in [0,1], F_\alpha \in [0,1] \\ 0 &\leq T_\alpha + I_\alpha + F_\alpha \leq 3 \end{aligned}$$

2.2. 空间最优集结算法

定义 2 [19] 存在一个维度为 n 的封闭空间，在区域内有 m 个被赋权重的点，组成点集 $Q^i(a_1^i, a_2^i, \dots, a_n^i)$ ， ξ^i 表示 Q 的权重，范围在 $[0,1]$ ，且 $\sum_{i=1}^m \xi^i = 1$ 。若区域内全部点与定点 $Q^*(a_1^*, a_2^*, \dots, a_n^*)$ 的加权 Euclidean 距离之和最小，如公式 2-1 所示：

$$D_{Q^*} = \min \sum_{i=1}^m \left(\xi^i \sqrt{(a_1^* - a_1^i)^2 + (a_2^* - a_2^i)^2 + \dots + (a_n^* - a_n^i)^2} \right) \quad (2-1)$$

则称 $Q^*(a_1^*, a_2^*, \dots, a_n^*)$ 是维度为 n 的封闭空间的最优集结点。

2.3. 投影评分思想

定义 3 矩阵 $A = (a_{ij})_{m \times n}$ 存在正、负理想解，记作 $\alpha^+ = (\alpha_1^+, \alpha_2^+, \dots, \alpha_n^+)$ 和 $\alpha^- = (\alpha_1^-, \alpha_2^-, \dots, \alpha_n^-)$ ，其中：

$$\alpha_1^+ = \max \{ \alpha_{11}, \alpha_{21}, \dots, \alpha_{m1} \} \quad \alpha_1^- = \min \{ \alpha_{11}, \alpha_{21}, \dots, \alpha_{m1} \}$$

单值中智集 d_i 在 d^+ 和 d^- 上的投影分别如公式 2-2 与 2-3 所示：

$$\begin{aligned} Prj_{d^+}(d_i) &= Prj_{d^+T}(d_i) + Prj_{d^+I}(d_i) - Prj_{d^+F}(d_i) \\ &= \frac{\sum_{j=1}^n T_{ij} T_{ij \max} \omega_j}{\sqrt{\sum_{j=1}^n (T_{ij \max})^2 \omega_j}} + \frac{\sum_{j=1}^n I_{ij} I_{ij \min} \omega_j}{\sqrt{\sum_{j=1}^n (I_{ij \min})^2 \omega_j}} - \frac{\sum_{j=1}^n F_{ij} F_{ij \min} \omega_j}{\sqrt{\sum_{j=1}^n (F_{ij \min})^2 \omega_j}} \end{aligned} \quad (2-2)$$

$$\begin{aligned} Prj_{d^-}(d_i) &= Prj_{d^-T}(d_i) + Prj_{d^-I}(d_i) - Prj_{d^-F}(d_i) \\ &= \frac{\sum_{j=1}^n T_{ij} T_{ij \min} \omega_j}{\sqrt{\sum_{j=1}^n (T_{ij \min})^2 \omega_j}} + \frac{\sum_{j=1}^n I_{ij} I_{ij \max} \omega_j}{\sqrt{\sum_{j=1}^n (I_{ij \max})^2 \omega_j}} - \frac{\sum_{j=1}^n F_{ij} F_{ij \max} \omega_j}{\sqrt{\sum_{j=1}^n (F_{ij \max})^2 \omega_j}} \end{aligned} \quad (2-3)$$

由上述推论可得，单值中智数 $d_{ij} = \langle T_{ij}, I_{ij}, F_{ij} \rangle$ 中， T_{ij} 与 I_{ij} 越大、 F_{ij} 越小，则 $Prj_{d^+}(d_i)$ 与 $Prj_{d^-}(d_i)$ 越大，反之亦然。因而通过 $Prj_{d^+}(d_i)$ 与 $Prj_{d^-}(d_i)$ 可以推算出方案最终得分，如公式 2-4 所示：

$$S(d_i) = Prj_{d^+}(d_i) + Prj_{d^-}(d_i) \quad (2-4)$$

3. 处理模型

3.1. PSO 粒子群优化算法

PSO 粒子群优化算法通过模拟群体智能而建立, 群体内部互相了解彼此信息, 由 Eberhart 与 Kennedy 共同提出[20]。

信息迭代公式如 3-1 与 3-2 所示, 其中 v_i^k 表示第 i 个粒子在第 k 次迭代过程中的速度; x_i^k 表示第 i 个粒子在第 k 次迭代过程中的位置; $pbest_i$ 与 $gbest_i$ 分别表示第 i 个粒子的最优点位置与粒子种群最优点位置; c_1 与 c_2 分别表示粒子自身与粒子种群的学习因子, 用于调整粒子的自身与种群在运动过程中的作用; r_1 与 r_2 表示 $[0,1]$ 之间的随机数。

$$v_i^{k+1} = v_i^k + c_1 r_1 (pbest_i - x_i^k) + c_2 r_2 (gbest_i - x_i^k) \quad (3-1)$$

$$x_i^{k+1} = x_i^k + v_i^k \quad (3-2)$$

3.2. 决策者偏好矩阵

有待决策的问题, 共有 k 个决策者对其作出评定, 该问题包括 m 个方案可选, 每个方案皆有 n 个属性待评定。对于决策者的偏好, 使用单值中智数表示, 所有信息形成矩阵 $D^t = [d_{ij}^t]_{m \times n}$ 来表示决策者偏好:

$$D^t = \begin{bmatrix} \langle T_{11}, I_{11}, F_{11} \rangle & \langle T_{12}, I_{12}, F_{12} \rangle & \cdots & \langle T_{1n}, I_{1n}, F_{1n} \rangle \\ \langle T_{21}, I_{21}, F_{21} \rangle & \langle T_{22}, I_{22}, F_{22} \rangle & \cdots & \langle T_{2n}, I_{2n}, F_{2n} \rangle \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \langle T_{m1}, I_{m1}, F_{m1} \rangle & \langle T_{m2}, I_{m2}, F_{m2} \rangle & \cdots & \langle T_{mn}, I_{mn}, F_{mn} \rangle \end{bmatrix}$$

其中 t 表示矩阵为第 t 个决策者的决策信息, 其中行 A_i 表示问题的第 i 个备选方案, 列 C_j 表示该备选方案的第 j 个属性。每个单值中智数 $d_{ij} = \langle T_{ij}, I_{ij}, F_{ij} \rangle$ 中的三个属性分别代表决策者对备选方案中属性的认可程度、不确定程度及否决程度。

设立权重向量 $\xi = (\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_k)^T$, 用于记录决策者的权重; 设立权重向量 $\omega = (\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_j)^T$, 用于记录备选方案中属性的权重。

4. 集结算法

4.1. 单值中智数预处理

使用空间投影的思想, 将单值中智数在三维空间中呈现, 使用空间中的距离来表示点与点之间的关系。建立空间直角坐标系, 横坐标轴、纵坐标轴、竖坐标轴分别依据真隶属度 T 、不确定隶属度 I 、假隶属度 F 建立。由于 $\langle T, I, F \rangle$ 皆约束于范围 $[0,1]$ 之间, 因而所有单值中智数皆呈现在三轴坐标为 1 的空间内, 投影效果如图 1 所示。

在图中, 每一个实体点都与偏好矩阵 D^t 中的单值中智数相对应, 也即共有 $k \times m \times n$ 个点存于三维空间中。 d_{ij}^t 表示的是第 t 个决策者关于该问题的第 i 个方案的第 j 个属性的评价。空间中同种颜色的点组成偏好点集 $P_{ij}^t \{d_{ij}^1, d_{ij}^2, \dots, d_{ij}^k\}$, 用于表示不同决策者面对同一个方案下的特定属性的态度。点集 P_{ij}^t 中各点在空间中呈现的距离反应决策者对该方案中某属性的意见偏差程度, 距离越大表明各人意见偏差越大, 反之偏差越小。文献提出了一种新的距离公式[19], 但与本文所研究算法有偏差, 因而本文选择闵氏距离进行计算。

通过以下公式, 可以计算出空间中任意两偏好点 $d_{ij}^a(T_{ij}^a, I_{ij}^a, F_{ij}^a)$ 与 $d_{ij}^b(T_{ij}^b, I_{ij}^b, F_{ij}^b)$ 之间的闵氏距离, 如公式 4-1 所示。

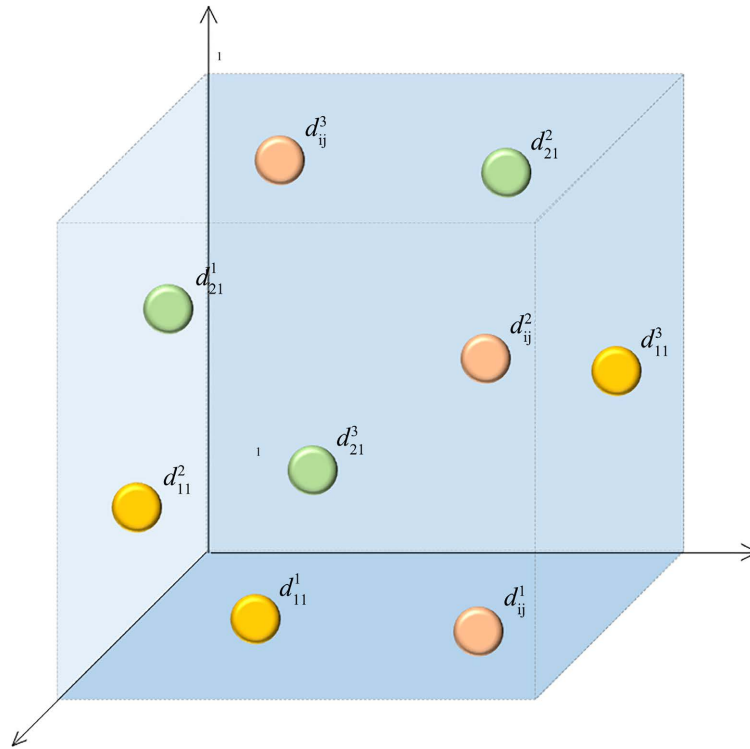


Figure 1. Single-valued neutrosophic number projection
图 1. 单值中智数投影图

$$d = \left(\left(|T_{ij}^a - T_{ij}^b| \right)^p + \left(|I_{ij}^a - I_{ij}^b| \right)^p + \left(|F_{ij}^a - F_{ij}^b| \right)^p \right)^{\frac{1}{p}} \quad (4-1)$$

若 $p=1$ ，则闵氏距离表示为这二点间的曼哈顿距离；若 $p=2$ ，则闵氏距离表示为这二点间的欧氏距离；若 $p=\infty$ ，则闵氏距离表示为这二点间的切比雪夫距离。通过上述方式，将复杂多变的实际问题抽象为了空间中点的距离问题，因而对与单值中智数的集结问题也转变为了空间中最优集结点的搜寻问题。

4.2. 方案得分的计算与排序

为展现各决策者对方案属性的综合意见，将 4.1 得出的空间点集进行还原，获得一系列单值中智数，并通过如图 2 方法规划出最优决策者综合偏好矩阵 \hat{D} 。

利用本文中提及的投影评分思想，依据综合偏好矩阵在正、负理想解上的投影结果，对各个方案进行赋分，以此比较方案的优劣性。使用 2.3 中给出的投影公式，计算出关于每一方案的加权正理想投影值 $Prj_{A_i}^+$ 与加权负理想投影值 $Prj_{A_i}^-$ ，以此求得方案最终得分 $S(A_i) = Prj_{A_i}^+ + Prj_{A_i}^-$ 。

方案最终得分与方案优劣性成正比，得分越高则说明该方案越优质，应当被优先考虑。将得分拟定为处理标准，对方案进行降序排序，即可得到各方案被选取的优先级。

5. 仿真实验

为了验证本文所提算法的正确性与可行性，本文选择文献[21]中使用的样例作为算例，以进行验证。文献[21]给出温度控制系统的问题背景，选取特定状况的工作环境进行性能评价。文本以此进行分析并完成验证。

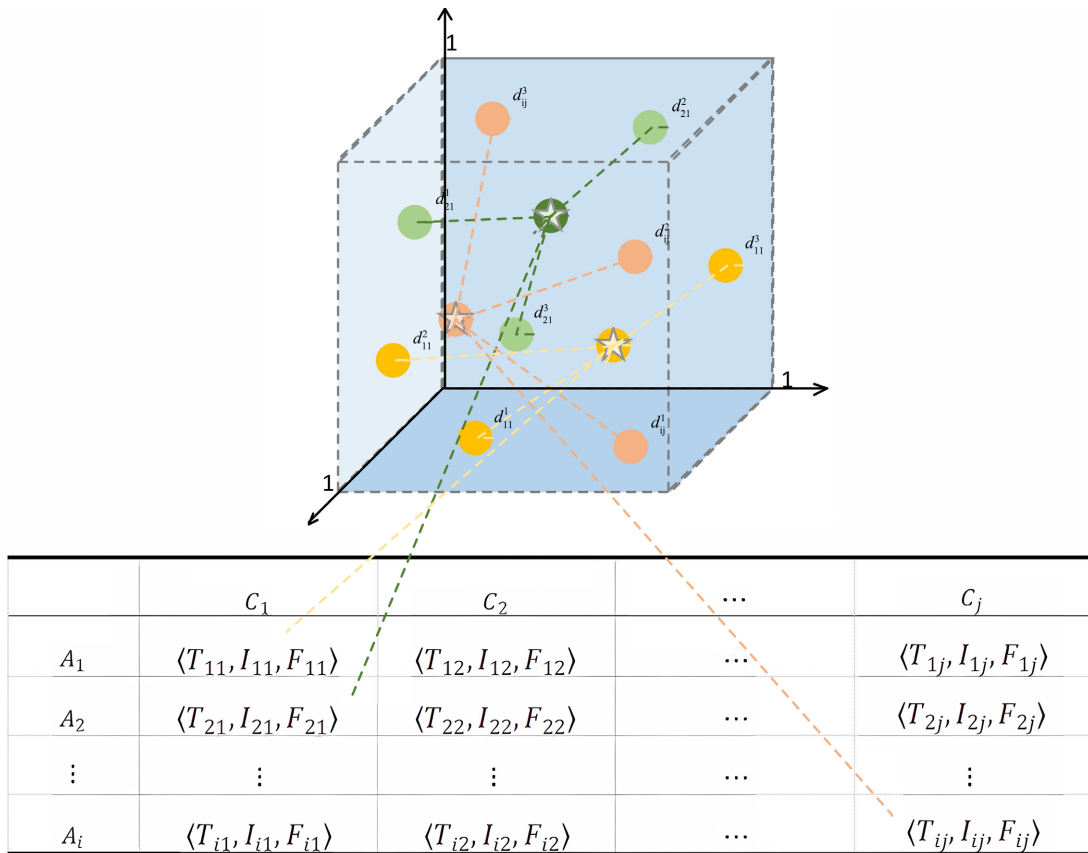


Figure 2. Optimal decision maker preference matrix
图 2. 最优决策者偏好矩阵

有四个决策制定者 $DM_t (1 \leq t \leq 4)$ ，决定从四个主回路控制器参数备选方案中进行决策，每个方案 $A_i (1 \leq i \leq 4)$ 由五种属性 $C_j (1 \leq j \leq 5)$ 组成，分别为峰值时间、最大动态偏差、调节时间、误差绝对值积分指标、穿越次数。决策者权重如表 1 所示，决策者对各方案属性的意见如表 2~5 所示。使用本文提出的模型对决策者评判信息作出集结，得出最优决策者综合偏好矩阵如表 6 所示。

Table 1. Aggregate attribute weight vectors
表 1. 聚合属性权重向量

	C_1	C_2	C_3	C_4	C_5
W	$\langle 0.792, 0.196, 0.177 \rangle$	$\langle 0.766, 0.226, 0.182 \rangle$	$\langle 0.865, 0.135, 0.119 \rangle$	$\langle 0.823, 0.177, 0.140 \rangle$	$\langle 0.766, 0.226, 0.182 \rangle$

Table 2. The first decision-maker's evaluation of the attributes of each plan
表 2. 决策者 DM_1 对各方案的属性作出的评判

	C_1	C_2	C_3	C_4	C_5
A_1	$\langle 0.50, 0.50, 0.45 \rangle$	$\langle 0.90, 0.10, 0.05 \rangle$	$\langle 0.90, 0.10, 0.05 \rangle$	$\langle 0.80, 0.20, 0.15 \rangle$	$\langle 0.90, 0.10, 0.05 \rangle$
A_2	$\langle 0.80, 0.20, 0.15 \rangle$	$\langle 0.80, 0.20, 0.15 \rangle$	$\langle 0.80, 0.20, 0.15 \rangle$	$\langle 0.90, 0.10, 0.05 \rangle$	$\langle 0.50, 0.50, 0.45 \rangle$
A_3	$\langle 0.80, 0.20, 0.15 \rangle$	$\langle 0.50, 0.50, 0.45 \rangle$	$\langle 0.20, 0.75, 0.80 \rangle$	$\langle 0.50, 0.50, 0.45 \rangle$	$\langle 0.35, 0.65, 0.60 \rangle$
A_4	$\langle 0.80, 0.20, 0.15 \rangle$	$\langle 0.35, 0.65, 0.60 \rangle$	$\langle 0.20, 0.75, 0.80 \rangle$	$\langle 0.10, 0.85, 0.90 \rangle$	$\langle 0.10, 0.85, 0.90 \rangle$

Table 3. The second decision-maker's evaluation of the attributes of each plan
表 3. 决策者 DM_2 对各方案的属性作出的评判

	C_1	C_2	C_3	C_4	C_5
A_1	$\langle 0.80, 0.20, 0.15 \rangle$	$\langle 0.80, 0.20, 0.15 \rangle$	$\langle 0.80, 0.20, 0.15 \rangle$	$\langle 0.80, 0.20, 0.15 \rangle$	$\langle 0.80, 0.20, 0.15 \rangle$
A_2	$\langle 0.90, 0.10, 0.05 \rangle$	$\langle 0.65, 0.35, 0.3 \rangle$	$\langle 0.90, 0.10, 0.05 \rangle$	$\langle 0.90, 0.10, 0.05 \rangle$	$\langle 0.65, 0.35, 0.3 \rangle$
A_3	$\langle 0.90, 0.10, 0.05 \rangle$	$\langle 0.65, 0.35, 0.3 \rangle$	$\langle 0.20, 0.75, 0.80 \rangle$	$\langle 0.65, 0.35, 0.3 \rangle$	$\langle 0.35, 0.65, 0.60 \rangle$
A_4	$\langle 0.90, 0.10, 0.05 \rangle$	$\langle 0.35, 0.65, 0.60 \rangle$	$\langle 0.35, 0.65, 0.60 \rangle$	$\langle 0.20, 0.75, 0.80 \rangle$	$\langle 0.35, 0.65, 0.60 \rangle$

Table 4. The third decision-maker's evaluation of the attributes of each plan
表 4. 决策者 DM_3 对各方案的属性作出的评判

	C_1	C_2	C_3	C_4	C_5
A_1	$\langle 0.65, 0.35, 0.3 \rangle$	$\langle 0.80, 0.20, 0.15 \rangle$	$\langle 0.65, 0.35, 0.3 \rangle$	$\langle 0.80, 0.20, 0.15 \rangle$	$\langle 0.80, 0.20, 0.15 \rangle$
A_2	$\langle 0.80, 0.20, 0.15 \rangle$	$\langle 0.65, 0.35, 0.3 \rangle$	$\langle 0.65, 0.35, 0.3 \rangle$	$\langle 0.90, 0.10, 0.05 \rangle$	$\langle 0.35, 0.65, 0.60 \rangle$
A_3	$\langle 0.90, 0.10, 0.05 \rangle$	$\langle 0.50, 0.50, 0.45 \rangle$	$\langle 0.20, 0.75, 0.80 \rangle$	$\langle 0.65, 0.35, 0.3 \rangle$	$\langle 0.35, 0.65, 0.60 \rangle$
A_4	$\langle 0.90, 0.10, 0.05 \rangle$	$\langle 0.35, 0.65, 0.60 \rangle$	$\langle 0.35, 0.65, 0.60 \rangle$	$\langle 0.20, 0.75, 0.80 \rangle$	$\langle 0.10, 0.85, 0.90 \rangle$

Table 5. The fourth decision-maker's evaluation of the attributes of each plan
表 5. 决策者 DM_4 对各方案的属性作出的评判

	C_1	C_2	C_3	C_4	C_5
A_1	$\langle 0.65, 0.35, 0.3 \rangle$	$\langle 0.80, 0.20, 0.15 \rangle$	$\langle 0.80, 0.20, 0.15 \rangle$	$\langle 0.80, 0.20, 0.15 \rangle$	$\langle 0.90, 0.10, 0.05 \rangle$
A_2	$\langle 0.80, 0.20, 0.15 \rangle$	$\langle 0.80, 0.20, 0.15 \rangle$	$\langle 0.65, 0.35, 0.3 \rangle$	$\langle 0.90, 0.10, 0.05 \rangle$	$\langle 0.50, 0.50, 0.45 \rangle$
A_3	$\langle 0.90, 0.10, 0.05 \rangle$	$\langle 0.50, 0.50, 0.45 \rangle$	$\langle 0.20, 0.75, 0.80 \rangle$	$\langle 0.50, 0.50, 0.45 \rangle$	$\langle 0.35, 0.65, 0.60 \rangle$
A_4	$\langle 0.90, 0.10, 0.05 \rangle$	$\langle 0.35, 0.65, 0.60 \rangle$	$\langle 0.20, 0.75, 0.80 \rangle$	$\langle 0.20, 0.75, 0.80 \rangle$	$\langle 0.10, 0.85, 0.90 \rangle$

Table 6. Optimal decision maker comprehensive preference matrix
表 6. 最优决策者综合偏好矩阵

	C_1	C_2	C_3	C_4	C_5
A_1	$\langle 0.51, 0.07, 0.05 \rangle$	$\langle 0.61, 0.05, 0.03 \rangle$	$\langle 0.70, 0.03, 0.02 \rangle$	$\langle 0.66, 0.04, 0.02 \rangle$	$\langle 0.69, 0.02, 0.01 \rangle$
A_2	$\langle 0.64, 0.04, 0.03 \rangle$	$\langle 0.61, 0.05, 0.03 \rangle$	$\langle 0.56, 0.05, 0.04 \rangle$	$\langle 0.74, 0.02, 0.01 \rangle$	$\langle 0.38, 0.11, 0.08 \rangle$
A_3	$\langle 0.71, 0.02, 0.01 \rangle$	$\langle 0.38, 0.11, 0.08 \rangle$	$\langle 0.17, 0.10, 0.10 \rangle$	$\langle 0.41, 0.09, 0.06 \rangle$	$\langle 0.27, 0.15, 0.11 \rangle$
A_4	$\langle 0.71, 0.02, 0.01 \rangle$	$\langle 0.27, 0.15, 0.11 \rangle$	$\langle 0.17, 0.10, 0.10 \rangle$	$\langle 0.16, 0.13, 0.11 \rangle$	$\langle 0.08, 0.19, 0.16 \rangle$

利用 2.3 中方法构造出正负理想解 d^+ 与 d^- :

$$d^+ = \{ \langle 0.69, 0.02, 0.01 \rangle, \langle 0.74, 0.02, 0.01 \rangle, \langle 0.71, 0.02, 0.01 \rangle, \langle 0.71, 0.02, 0.01 \rangle \}$$

$$d^- = \{ \langle 0.51, 0.07, 0.05 \rangle, \langle 0.38, 0.11, 0.08 \rangle, \langle 0.17, 0.15, 0.11 \rangle, \langle 0.08, 0.19, 0.16 \rangle \}$$

对其进行投影后得出方案的最终得分为:

$$S(A_1) = 2.57, \quad S(A_2) = 2.40,$$

$$S(A_3) = 1.61, \quad S(A_4) = 1.18,$$

因而最终得分进行方案排序为:

$$S(A_1) > S(A_2) > S(A_3) > S(A_4)$$

因此方案 A_1 为最优方案, 应优先考虑该方案。实验所得结果与文献[21]中所得结果一致, 方案 A_1 与方案 A_2 远优于方案 A_3 与方案 A_4 , 故实验结论正确。算例也成功验证了该算法的正确性、可行性。

6. 结束语

本文针对决策者信息相对离散的决策环境, 研究了一种基于单值中智集模型的决策算法。算法通过对已知决策信息的在三维空间中的投影, 利用优化算法得到决策者的综合偏好信息, 结合了 TOPSIS 算法完成了对决策者信息的评估以及方案优劣的排序, 得到了较为准确的结果。算法明晰有效, 且易于理解, 成功解决了多属性群决策的问题。最后也通过实验算例验证了算法的正确性、可行性, 为特殊情况下的决策者决策提供一定的参考及帮助。

基金项目

常州市科技计划项目 - 应用基础研究计划“大数据环境下非线性动态网络舆情分析及预警算法研究”(CJ20220055); 江苏理工学院大学生创新创业训练计划项目“非线性网络舆情环境下舆情传播个体动态赋权算法研究”(KYX22014)。

参考文献

- [1] Smarandache, F. (1999) A Unifying Field in Logics: Neutrosophic Logic. *Multiple-Valued Logic*, **8**, 489-503.
- [2] Wang, H., Smarandache, F., Zhang, Y.Q., et al. (2010) Single Valued Neutrosophic Sets. *Multispace and Multistructure*, **4**, 410-413.
- [3] Wang, H., Smarandache, F., Sunderraman, R. and Zhang, Y.-Q. (2005) Interval Neutrosophic Sets and Logic: Theory and Applications in Computing. Hexis, Phoenix.
- [4] Ye, J. (2014) Multiple Attribute Group Decision-Making Method with Completely Unknown Weights Based on Similarity Measures under Single Valued Neutrosophic Environment. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, **27**, 2927-2935. <https://doi.org/10.3233/IFS-141252>
- [5] Ye, J. (2013) Multicriteria Decision-Making Method Using the Correlation Coefficient under Single-Valued Neutrosophic Environment. *International Journal of General Systems*, **42**, 386-394. <https://doi.org/10.1080/03081079.2012.761609>
- [6] Şahin, R. and Küçük, A. (2015) Subsethood Measure for Single Valued Neutrosophic Sets. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, **29**, 525-530. <https://doi.org/10.3233/IFS-141304>
- [7] Nancy, and Garg, H. (2016) Novel Single-Valued Neutrosophic Aggregated Operators under Frank Norm Operation and Its Application to Decision-Making Process. *International Journal for Uncertainty Quantification*, **6**, 361-375. <https://doi.org/10.1615/Int.J.UncertaintyQuantification.2016018603>
- [8] Liu, P.D. (2016) The Aggregation Operators Based on Archimedean t-Conorm and t-Norm for Single-Valued Neutrosophic Numbers and their Application to Decision Making. *International Journal of Fuzzy Systems*, **18**, 849-863. <https://doi.org/10.1007/s40815-016-0195-8>
- [9] Huang, H.L. (2016) New Distance Measure of Single-Valued Neutrosophic Sets and Its Application. *International Journal of Intelligent Systems*, **31**, 1021-1032. <https://doi.org/10.1002/int.21815>
- [10] Peng, X.D. and Dai, J.G. (2018) Approaches to Single-Valued Neutrosophic MADM Based on MABAC, TOPSIS and New Similarity Measure with Score Function. *Neural Computing and Applications*, **29**, 939-954. <https://doi.org/10.1007/s00521-016-2607-y>
- [11] Nancy, and Garg, H. (2018) New Logarithmic Operational Laws and Their Applications to Multiattribute Decision Making for Single-Valued Neutrosophic Numbers. *Cognitive Systems Research*, **52**, 931-946. <https://doi.org/10.1016/j.cogsys.2018.09.001>

-
- [12] Adal, E.A., Zta, T., *et al.* (2023) A New Multi-Criteria Decision-Making Method Under Neutrosophic Environment: ARAS Method with Single-Valued Neutrosophic Numbers. *International Journal of Information Technology & Decision Making*, **22**, 57-87. <https://doi.org/10.1142/S0219622022500456>
- [13] Martina, D., Deepa, G. and Shi, Y. (2023) Operations on Multi-Valued Neutrosophic Matrices and Its Application to Neutrosophic Simplified-TOPSIS Method. *International Journal of Information Technology & Decision Making*, **22**, 37-56. <https://doi.org/10.1142/S0219622022500572>
- [14] Rani, P., Ali, J., Krishankumar, R., *et al.* (2021) An Integrated Single-Valued Neutrosophic Combined Compromise Solution Methodology for Renewable Energy Resource Selection Problem. *Energies*, **14**, Article No. 4594. <https://doi.org/10.3390/en14154594>
- [15] Sun, Y. and Cai, Y. (2021) A Flexible Decision-making Method for Green Supplier Selection Integrating TOPSIS and GRA under the Single-Valued Neutrosophic Environment. *IEEE Access*, **9**, 83028-83033. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3085772>
- [16] Geng, J.J., Wan-Hong, Y.E., Zhang, J., *et al.* (2021) Entropy and Similarity Measure for T2SVNSs and Its Application. *Chinese Quarterly Journal of Mathematics*, **36**, 162-160.
- [17] Garai, T., Dalapati, S. and Smarandache, F. (2021) Softmax Function Based Neutrosophic Aggregation Operators and Application in Multi-Attribute Decision Making Problem. (Preprint) <https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-631282/v1>
- [18] Jana, C. (2021) Multi-Criteria Decision Making Process Based on Some Single-Valued Neutrosophic Dombi Power Aggregation Operators. *Soft Computing*, **25**, 5055-5072. <https://doi.org/10.1007/s00500-020-05509-z>
- [19] 邱骏达. 多属性模糊偏好信息的群决策最优集结模型及算法研究[D]: [博士学位论文]. 无锡: 江南大学, 2019.
- [20] Eberhart, R.C. and Kennedy, J. (1995) A New Optimizer Using Particle Swarm Theory. *Proceedings of the Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science (MHS'95)*, Nagoya, Japan, 4-6 October 1995, 39-43. <https://doi.org/10.1109/MHS.1995.494215>
- [21] 郑渭建, 蒋雄杰, 刘霜, 王印松, 李牡丹, 李士哲. 基于单值中智集的火电机组主蒸汽温度控制系统多属性性能评价[J]. *热力发电*, 2019, 48(4): 68-76.