

油料 (Petroleum, Oil and Lubricants, POL) 保障需求预测是军事行动油料保障组织计划的基础环节. 广义的需求是指油品、配套油料装备、油料保障人员、机构等需求, 而狭义的需求主要是指武器装备所需油料的种类和数量. 本文对狭义上的油料需求进行研究.

目前, 在军事行动油料需求预测研究上, 其研究对象主要是单一兵种的旅团级建制部队, 并未涵盖合成旅部队; 研究方法主要是借助神经网络、GM(1,1)、马尔科夫法、支持向量机等一种或多种预测算法^[1-4], 挖掘油料消耗历史数据的特征和规律, 进而依据这些特征和规律预测未来军事行动的油料需求. 这些方法的优点是简单快捷, 在特定情况下拥有较高的准确度, 缺点是当军事行动的突发性和偶然性因素增多时, 其预测准确度就会急剧下降. 与油料需求预测类似, 国内外学者对应急物资需求预测也进行了大量研究. 通过分析, 可以将应急物资需求预测方法分为两类: 一是基于时间序列的方法^[5,6], 即将各种物资需求分开进行预测, 这些方法适用于平时的应急物资储备管理; 二是基于推理技术的方法^[7-10], 即将所有物资需求同时进行预测, 这些方法主要适用于对突发事件所需物资的需求预测. 第二类方法考虑到突发事件应急物资需求预测中突发性、偶然性和不确定性因素, 其预测准确度更高.

合成旅是陆军新型作战力量, 是把步兵部队、炮兵部队、坦克部队、工兵部队、陆军航空兵部队等诸兵种合成的模块化部队, 能够更好的发挥陆军各兵种协同作战的系统优势. 合成旅作为一个系统和整体, 各个兵种的作战任务是相互联系和影响的, 各个兵种的油料需求也必然存在内在联系. 由于各个兵种都有各自的主要油品种类需求, 那么各油品的数量需求也存在某种关联. 如果将各油品数量需求分开进行预测, 必然会割裂这种关联, 导致预测准确度的降低. 因此, 合成旅油料需求预测更适合采用基于推理技术的预测方法.

基于案例推理 (Case-Based Reasoning, CBR) 是人工智能领域一项重要的推理方法, 被广泛地应用到多个领域中. 自 Ricci F 等将 CBR 引入于森林火灾救援以来^[11], CBR 在应急物资需求预测领域的应用研究有了较大的进展. 自 Zadeh LA 提出模糊集理论以来, 该理论的相关拓展理论不断被提出, 并且广泛应用到工

程实践中. 其中, 直觉模糊集是一个典型代表^[12], 它同时考虑非空集元素的隶属度和非隶属度, 因此在处理不确定信息时, 比传统的模糊集有更强的表达能力. 由于合成旅军事行动的突发性和遭遇情况的偶然性, 其油料需求受到较多不确定因素的影响, 油料需求预测所需要的信息并不完整, 合成旅油料需求预测环境呈现出一种模糊状态. 因此, 本文运用基于直觉模糊集和 CBR 的方法对合成旅油料需求进行预测.

1 合成旅油料保障案例的模糊聚类

CBR 是一种重要的机器学习方法, 它将新问题称为目标案例, 将已解决的问题称为源案例. CBR 的基本原理是基于一定的检索策略, 在案例库中检索出与目标案例相似度最高的源案例, 该案例就作为解决新问题的重要参考.

合成旅一次军事行动的油料保障活动和数据, 可以作为 1 个源案例, 加入到合成旅油料保障案例库中. 目前, 我军陆军共组建了 13 个集团军, 每个集团军编制 6 个合成旅, 各个合成旅根据担负任务的不同, 每年遂行各种类型的军事行动 3-5 次. 那么, 每年就有接近 400 个油料保障案例进入到案例库中. 随着时间的推移, 案例库的容量会迅速扩大, 案例检索的速度就会不断降低. 所以, 有必要对案例进行聚类, 缩小检索范围, 提高检索速度.

本文采用模糊 C 均值聚类算法对目标案例和源案例进行聚类^[13]. 模糊集和隶属度的定义如下:

设 X 是一个非空经典集合, 映射 $\tilde{A}: X \rightarrow [0, 1]$, 即 $\forall x \in X, x \rightarrow \mu(x)$, 则称 $\tilde{A} = \{ \langle x, \mu(x) \rangle | x \in X \}$ 是 X 上的模糊集. $\mu(x)$ 称为 x 对 \tilde{A} 的隶属度.

设案例库中有 $p-1 (p > 1)$ 个源案例, 待求目标案例 1 个, 共 p 个案例, 每个案例有 m 条特征属性, 那么, 根据案例的特征属性表示法, 第 k 个案例可以表示为 $Z_k = [z_{k1}, z_{k2}, \dots, z_{km}]$. 若将 p 个案例模糊聚类为 c 类, 第 l 个类别的聚类中心 $V_l = [v_{l1}, v_{l2}, \dots, v_{lm}]$, 则目标函数:

$$\min J(U, V_1, V_2, \dots, V_c) = \sum_{l=1}^c \sum_{k=1}^p \mu_{lk}^q \|Z_k - V_l\|^2 \quad (1)$$

其中, 模糊划分矩阵 $U = (\mu_{lk})_{c \times p}$, μ_{lk} 表示第 k 个案例对第 l 个聚类中心的隶属度, 并且满足 $\sum_{l=1}^c \mu_{lk} = 1, \mu_{lk} \in$

$[0, 1]$, $k = 1, 2, \dots, p$; $\|Z_k - V_l\|$ 表示第 k 个案例与第 l 个聚类中心的欧几里得距离; q 表示加权指数, $q \in [1, +\infty)$.

事实上, 模糊 C 均值聚类算法将传统的聚类问题归结为了非线性数学规划问题. 具体的求解步骤如下:

Step 1. 初始化聚类类别数 c , $2 \leq c \leq p$; 设定迭代停止阈值 ξ ; 初始化聚类中心 V_0 ; 设置迭代计数器 $b = 0$.

Step 2. 根据式 (2) 更新划分矩阵 U .

$$\mu_{lk} = \left[\sum_{a=1}^c \left(\frac{\|Z_k - V_a\|^2}{\|Z_k - V_l\|^2} \right)^{\frac{1}{q-1}} \right]^{-1}, \quad 1 \leq l \leq c, 1 \leq k \leq p \quad (2)$$

Step 3. 根据式 (3) 更新聚类中心 V_l .

$$V_l = \frac{\sum_{k=1}^p (\mu_{lk})^q Z_k}{\sum_{k=1}^p (\mu_{lk})^q}, \quad 1 \leq l \leq c \quad (3)$$

Step 4. 如果 $\|V_{b+1} - V_b\| < \xi$, 则停止运算并输出划分矩阵和聚类中心, 否则令 $b = b + 1$, 转向执行 Step 2.

2 特征属性综合权重模型

在 CBR 中, 案例的特征属性权重对于案例间相似度的计算有着十分重要的作用. 基于信息上的特征属性权重确定方法, 完全以影响权重的客观因素为依据, 而层次分析法 (Analytic Hierarchy Process, AHP) 主要以专家知识经验等主观因素为依据^[14]. 本文尝试对上述 2 种方法进行综合, 以提高特征属性权重的准确度.

根据信息熵理论, 特征属性取值分布差异越大, 即该特征属性蕴含的信息熵越高, 对案例分类的判定作用越大, 该特征属性的权重就越大; 反之, 则权重越小. 基于信息熵理论的特征属性权重确定方法的具体步骤如下:

Step 1. 归一化特征属性. 第 j 条特征属性的归一化方程为:

$$y_{kj} = \frac{z_{kj} - \min_k z_{kj}}{\max_k z_{kj} - \min_k z_{kj}}, \quad k = 1, 2, \dots, p, j = 1, 2, \dots, m \quad (4)$$

Step 2. 求期望和标准差. 第 j 条特征属性的期望

$$\mu_j = \frac{1}{p} \sum_{k=1}^p y_{kj}, \quad \text{标准差 } \sigma_j = \sqrt{\frac{1}{p} \sum_{i=1}^p (y_{kj} - \mu_j)^2}.$$

Step 3. 确定标准差权重. 第 j 条特征属性的权重, 即:

$$v_j = \frac{\sigma_j}{\sum_{j=1}^m \sigma_j} \quad (5)$$

层次分析法作为一种决策方法, 经常被用来确定案例特征属性的权重. 首先, 依据专家打分法获取特征属性两两之间的相对重要程度, 已确定判断矩阵. 然后, 求出判断矩阵最大特征根对应的特征向量, 并对特征向量进行归一化处理, 得到向量 $\tau = [\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_m]$, $\sum_{j=1}^m \tau_j = 1$. 最后, 检验判断矩阵的一致性, 如果一致性满足要求, 那么特征属性的权重向量即为 τ , 第 j 条特征属性的权重为 τ_j ($j = 1, 2, \dots, m$). 层次分析法是一种较为成熟的方法, 其具体计算步骤, 这里不再赘述.

单纯以主观因素或客观因素为依据来确定特征属性的权重, 都难免出现偏差. 因此, 有必要对主客观因素进行合理综合, 在基于信息熵和基于层析分析法的特征属性权重向量之间寻找一个更优的特征属性权重向量. 设更优特征属性权重向量为 $\omega = [\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_m]$, 则目标函数为:

$$\min \varphi(\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_m) = \|\omega - v\|^2 + \|\omega - \tau\|^2 \quad (6)$$

其中, $\sum_{j=1}^m \omega_j = 1$, $\min(v_j, \tau_j) \leq \omega_j \leq \max(v_j, \tau_j)$; $\|\omega - v\|$, $\|\omega - \tau\|$ 分别表示 ω 与 v 、 τ 的欧几里得距离.

此问题是传统的非线性规划问题, 具体求解过程不再赘述.

3 基于直觉模糊集的案例检索模型

案例检索是 CBR 的关键环节. 通过对案例进行直觉模糊化描述, 用直觉模糊集间的贴进度来表示案例间的相似度, 进而构建基于直觉模糊集的案例检索模型. 基于直觉模糊集的检索模型同时考虑特征属性对案例的隶属度和非隶属度, 能够更加准确地处理案例的不精确属性, 减小不确定因素带来的影响, 提高检索的准确度.

3.1 案例的直觉模糊化描述

直觉模糊集、隶属度以及非隶属度的定义如下: 设 X 是一个非空经典集合, 映射 $\tilde{A}: X \rightarrow [0, 1]$, 即 $\forall x \in X$, $x \rightarrow \mu(x)$ 且 $x \rightarrow \nu(x)$, 则称 $\tilde{A} = \{ \langle x, \mu(x), \nu(x) \rangle \mid x \in X \}$ 是

X 上的直觉模糊集. $\mu(x)$ 称为 x 对 \tilde{A} 的隶属度, $\nu(x)$ 称为 x 对 \tilde{A} 的非隶属度, 且 $0 \leq \mu(x) + \nu(x) \leq 1, x \in X$.

合成旅油料保障案例的直觉模糊化描述如下: 对合成旅油料保障案例模糊聚类后, 设包含目标案例的类别中有 n 个源案例, 用 $\tilde{c}_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 表示; 其特征属性集 $f = \{f_1, f_2, \dots, f_m\}$, $f_j (j = 1, 2, \dots, m)$ 的权重为 $\omega_j (j = 1, 2, \dots, m)$, $\mu_{\tilde{c}_i}(f_j)$ 、 $\nu_{\tilde{c}_i}(f_j)$ 分别表示特征属性 f_j 对案例 \tilde{c}_i 的隶属度和非隶属度, 则案例 \tilde{c}_i 对应的特征向量集为:

$$W_{\tilde{c}_i} = \{ \langle f_1, \mu_{\tilde{c}_i}(f_1), \nu_{\tilde{c}_i}(f_1) \rangle, \langle f_2, \mu_{\tilde{c}_i}(f_2), \nu_{\tilde{c}_i}(f_2) \rangle, \dots, \langle f_m, \mu_{\tilde{c}_i}(f_m), \nu_{\tilde{c}_i}(f_m) \rangle \} \quad (7)$$

目标案例 \tilde{T} 的特征向量集为:

$$W_{\tilde{T}} = \{ \langle f_1, \mu_{\tilde{T}}(f_1), \nu_{\tilde{T}}(f_1) \rangle, \langle f_2, \mu_{\tilde{T}}(f_2), \nu_{\tilde{T}}(f_2) \rangle, \dots, \langle f_m, \mu_{\tilde{T}}(f_m), \nu_{\tilde{T}}(f_m) \rangle \} \quad (8)$$

3.2 直觉模糊集间的贴近度

设直觉模糊集 \tilde{A} 、 \tilde{B} 、 $\tilde{C} \in \tilde{\psi}(X)$, $\tilde{\psi}(X)$ 为 X 上所有直觉模糊集的集合. 若映射 $N: \tilde{\psi}(X) \times \tilde{\psi}(X) \rightarrow [0, 1]$ 满足以下条件:

$$\begin{cases} N(\tilde{A}, \tilde{A}) = 1, N(X, \phi) = 0 \\ N(\tilde{A}, \tilde{B}) = N(\tilde{B}, \tilde{A}) \end{cases}$$

若 $\tilde{A} \subseteq \tilde{B} \subseteq \tilde{C}$, 则 $N(\tilde{A}, \tilde{C}) \leq N(\tilde{A}, \tilde{B}) \wedge N(\tilde{B}, \tilde{C})$; 则称 $N(\tilde{A}, \tilde{B})$ 为直觉模糊集 \tilde{A} 、 \tilde{B} 的贴近度. 贴近度的计算公式为:

$$N(\tilde{A}, \tilde{B}) = \frac{\int_X (\tilde{A}(x) \wedge \tilde{B}(x)) dx}{\int_X (\tilde{A}(x) \vee \tilde{B}(x)) dx} \quad (9)$$

若 X 为有限集合 $X\{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ 时, 那么:

$$N(\tilde{A}, \tilde{B}) = \frac{\sum_{j=1}^m (\mu_{\tilde{A}}(x_m) \wedge \mu_{\tilde{B}}(x_m))}{\sum_{j=1}^m (\mu_{\tilde{A}}(x_m) \vee \mu_{\tilde{B}}(x_m))} \wedge \frac{\sum_{j=1}^m (\nu_{\tilde{A}}(x_m) \wedge \nu_{\tilde{B}}(x_m))}{\sum_{j=1}^m (\nu_{\tilde{A}}(x_m) \vee \nu_{\tilde{B}}(x_m))} \quad (10)$$

如果 x_j 在集合 X 中的权重为 θ_j , $\theta_j \geq 0$ 且 $\sum_{j=1}^m \theta_j = 1$, 则直觉模糊集 \tilde{A} 、 \tilde{B} 的贴近度可以表示为:

$$N(\tilde{A}, \tilde{B}) = \frac{\sum_{j=1}^m \theta_j (\mu_{\tilde{A}}(x_m) \wedge \mu_{\tilde{B}}(x_m))}{\sum_{j=1}^m \theta_j (\mu_{\tilde{A}}(x_m) \vee \mu_{\tilde{B}}(x_m))} \wedge \frac{\sum_{j=1}^m \theta_j (\nu_{\tilde{A}}(x_m) \wedge \nu_{\tilde{B}}(x_m))}{\sum_{j=1}^m \theta_j (\nu_{\tilde{A}}(x_m) \vee \nu_{\tilde{B}}(x_m))} \quad (11)$$

3.3 案例间的相似度

用直觉模糊集间的贴进度表示案例间的相似度, 求得与目标案例相似度最高的源案例. 目标案例 \tilde{T} 与源案例 \tilde{c}_i 的相似度可以表示为:

$$N(\tilde{T}, \tilde{c}_i) = \frac{\sum_{j=1}^m \omega_j (\mu_{\tilde{T}}(f_j) \wedge \mu_{\tilde{c}_i}(f_j))}{\sum_{j=1}^m \omega_j (\mu_{\tilde{T}}(f_j) \vee \mu_{\tilde{c}_i}(f_j))} \wedge \frac{\sum_{j=1}^m \omega_j (\nu_{\tilde{T}}(f_j) \wedge \nu_{\tilde{c}_i}(f_j))}{\sum_{j=1}^m \omega_j (\nu_{\tilde{T}}(f_j) \vee \nu_{\tilde{c}_i}(f_j))}, \quad i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, m \quad (12)$$

那么, $\max_i N(\tilde{T}, \tilde{c}_i) (i = 1, 2, \dots, n)$ 对应的第 i 个源案例即为与目标案例相似度最高的案例, 这个案例即可作为合成旅油料保障需求预测的重要依据.

4 合成旅油料需求预测模型

在对合成旅油料保障案例进行模糊聚类, 确定案例特征属性权重的基础上, 通过直觉模糊推理, 可以得到与目标案例相似度最高的源案例, 称为最佳相似案例^[15]. 设合成旅油料需求品种共 e 类, 相似案例的第 d 类油品的需求量为 Q_d , 相似案例油料需求分析关键指标值为 r , 目标案例关键指标值为 r_T , 那么, 可以预测目标案例中第 d 类油品的需求量 Q 为:

$$Q = Q_d \cdot \frac{r_T}{r}, \quad d = 1, 2, \dots, e \quad (13)$$

依据上述原理, 合成旅油料需求预测模型可以表示为:

$$\begin{cases} Q'_{T-d} = Q_{d\max} \cdot \frac{r_T}{r_{\max}} \\ Q''_{T-d} = r_T \cdot \frac{1}{n-1} \cdot \left(\frac{Q_{d1}}{r_1} + \frac{Q_{d2}}{r_2} + \dots + \frac{Q_{d(n-1)}}{r_{n-1}} \right) \\ Q_{T-d} = Q'_{T-d} \cdot N_{\max} + Q''_{T-d} \cdot (1 - N_{\max}) \end{cases} \quad (14)$$

其中, r_{\max} 、 $Q_{d\max}$ 分别为最佳相似案例的关键指标值和第 d 类油品的需求量; $Q_{d1}, Q_{d2}, \dots, Q_{d(n-1)}$ 分别表示非最佳相似案例的第 d 类油品的需求量; r_1, r_2, \dots, r_{n-1} 分别表示非最佳相似案例的关键指标值; N_{\max} 表示目标案例与最佳相似案例的相似度; Q_{T-d} 表示目标案例中第 d 类油品需求量的预测值。

5 算例分析

合成旅油料保障案例特征属性由影响油料保障需求的各项因素构成, 如表 1 所示。其中, 行动样式为无序枚举型属性值, 合成旅类型、地理环境和用油装备使用强度为有序枚举型属性值, 持续时间、基数量、油料战损率以及油料自然损耗率为数字型属性值。

表 1 合成旅油料保障案例特征属性

编码	特征属性	属性取值
1	合成旅类型	轻型合成旅 (1)、中型合成旅 (2)、两栖合成旅 (3)、重型合成旅 (4)
2	行动样式	跨区机动 (0)、非战争军事行动 (1)、防御作战演习 (2)、进攻作战演习 (3)
3	地理环境	平原 (1)、滩涂 (2)、丘陵 (3)、高原 (4)、山地 (5)
4	持续时间	行动持续时间 (小时)
5	基数量	全部用油装备加满油的总吨位 (吨)
6	用油装备使用强度	低 (1)、中 (2)、高 (3)
7	油料战损率	战损率 (百分比)
8	油料自然损耗率	自然损耗率 (百分比)

以 XX 战区陆军第 XX 合成旅奉命赴 XXX 训练基地参加进攻作战演习的油料保障作为目标案例, 进

行算例分析。设合成旅油料保障案例库中有 9 个源案例, 分别记为 $\tilde{c}_1, \tilde{c}_2, \tilde{c}_3, \tilde{c}_4, \tilde{c}_5, \tilde{c}_6, \tilde{c}_7, \tilde{c}_8, \tilde{c}_9$, 每个案例用 8 个特征属性表示, 分别记为 $f_1, f_2, f_3, f_4, f_5, f_6, f_7, f_8$ 。目标案例 \tilde{T} 与源案例的特征属性值如表 2 所示。

表 2 案例的特征属性值

案例	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6	f_7	f_8
\tilde{c}_1	4	3	1	116	177.4	3	8.7	0.79
\tilde{c}_2	4	0	3	88	178.2	1	0	0.64
\tilde{c}_3	2	3	3	104	153.4	2	7.8	0.71
\tilde{c}_4	2	2	3	120	152.7	2	7.2	0.70
\tilde{c}_5	2	3	1	110	154.1	3	7.6	0.68
\tilde{c}_6	1	1	5	256	122.3	1	0	0.83
\tilde{c}_7	1	3	3	136	123.5	3	6.7	0.66
\tilde{c}_8	1	2	4	156	122.6	2	5.9	0.68
\tilde{c}_9	3	3	2	96	189.7	3	9.7	0.74
\tilde{T}	2	2	3	112	153.3	3	7.3	0.69

合成旅油料保障源案例的汽油、军用柴油、航空煤油、润滑油以及润滑脂消耗量 (单位: 吨) 如表 3 所示。

5.1 案例的模糊聚类 and 特征属性权重确定

本算例中共 9 个源案例和 1 个目标案例, 由于案例数目较少, 故应用上文给出的模糊聚类算法和求解步骤将这 10 个案例聚成 2 类, 求得划分矩阵:

$$U = \begin{bmatrix} 0.07 & 0.93 & 0.03 & 0.04 & 0.03 & 0.91 & 0.05 & 0.05 & 0.88 & 0.02 \\ 0.93 & 0.07 & 0.97 & 0.96 & 0.97 & 0.09 & 0.95 & 0.95 & 0.12 & 0.98 \end{bmatrix}$$

根据划分矩阵可知: $\tilde{c}_1, \tilde{c}_3, \tilde{c}_4, \tilde{c}_5, \tilde{c}_7, \tilde{c}_8$ 与目标案例 \tilde{T} 为同一类别。

根据式 (4)、(5) 和表 2 求得特征属性权重向量 $v = [0.14 \ 0.13 \ 0.11 \ 0.10 \ 0.13 \ 0.15 \ 0.13 \ 0.11]$; 通过层次分析法求得特征属性权重向量 $\tau = [0.15 \ 0.17 \ 0.03 \ 0.17 \ 0.23 \ 0.19 \ 0.04 \ 0.02]$; 根据式 (6) 求得特征属性综合权重向量 $\omega = [0.15 \ 0.16 \ 0.05 \ 0.16 \ 0.20 \ 0.17 \ 0.07 \ 0.04]$ 。

表 3 案例的油料消耗量 (单位: 吨)

案例	A 型汽油	B 型军柴	C 型军柴	D 型航煤	E 型航煤	F 型润滑油	G 型润滑油	H 型润滑油	I 型润滑脂
\tilde{c}_1	18.4	63.3	83.5	88.4	185.5	0.77	0.53	0.67	0.23
\tilde{c}_2	12.3	55.6	71.2	33.4	0	0.28	0.21	0.28	0.09
\tilde{c}_3	26.7	53.2	74.3	84.2	177.4	0.79	0.47	0.55	0.27
\tilde{c}_4	27.9	49.7	66.4	77.3	171.2	0.56	0.44	0.79	0.17
\tilde{c}_5	27.1	46.9	69.5	85.6	181.4	0.61	0.43	0.81	0.20
\tilde{c}_6	44.4	46.7	64.4	24.6	0	0.34	0.16	0.33	0.07
\tilde{c}_7	33.7	39.7	55.4	75.7	166.4	0.46	0.39	0.67	0.33
\tilde{c}_8	36.2	38.4	53.2	86.1	169.2	0.53	0.41	0.77	0.21
\tilde{c}_9	9.7	69.3	87.6	96.3	199.3	0.76	0.55	0.78	0.22

5.2 案例检索

具有丰富合成旅油料保障经验的专业技术人员和指挥决策人员,对案例的特征属性进行处理,并且构造

合适的隶属度函数,得到目标案例 \tilde{T} 和源案例 \tilde{c}_1 、 \tilde{c}_3 、 \tilde{c}_4 、 \tilde{c}_5 、 \tilde{c}_7 、 \tilde{c}_8 的特征属性的直觉模糊矩阵,如表4所示。

表4 直觉模糊矩阵

案例	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6	f_7	f_8
\tilde{c}_1	(0.70,0.25)	(0.90,0.10)	(0.30,0.65)	(0.85,0.15)	(0.95,0.05)	(0.90,0.10)	(0.45,0.50)	(0.10,0.90)
\tilde{c}_3	(0.65,0.30)	(0.95,0.05)	(0.50,0.50)	(0.75,0.15)	(0.70,0.30)	(0.70,0.25)	(0.40,0.50)	(0.10,0.85)
\tilde{c}_4	(0.65,0.30)	(0.70,0.25)	(0.50,0.50)	(0.85,0.10)	(0.75,0.25)	(0.70,0.25)	(0.40,0.50)	(0.10,0.85)
\tilde{c}_5	(0.70,0.25)	(0.90,0.10)	(0.30,0.60)	(0.80,0.10)	(0.70,0.30)	(0.90,0.10)	(0.40,0.50)	(0.10,0.85)
\tilde{c}_7	(0.70,0.30)	(0.90,0.10)	(0.45,0.50)	(0.90,0.10)	(0.50,0.40)	(0.90,0.10)	(0.35,0.55)	(0.10,0.80)
\tilde{c}_8	(0.65,0.35)	(0.75,0.2)	(0.65,0.30)	(0.95,0.05)	(0.50,0.40)	(0.65,0.35)	(0.40,0.55)	(0.10,0.80)
\tilde{T}	(0.70,0.25)	(0.90,0.10)	(0.45,0.55)	(0.85,0.15)	(0.70,0.30)	(0.90,0.10)	(0.40,0.50)	(0.10,0.80)

根据式(12)、表4以及特征属性的综合权重,求得目标案例 \tilde{T} 与源案例 \tilde{c}_1 、 \tilde{c}_3 、 \tilde{c}_4 、 \tilde{c}_5 、 \tilde{c}_7 、 \tilde{c}_8 的直觉模糊相似度分别为0.775、0.773、0.713、0.874、0.783、0.584,故案例 \tilde{c}_5 是最佳相似案例。

为了方便对比,这里给出基于传统模糊集的检索模型求得相似度。目标案例 \tilde{T} 与源案例 \tilde{c}_1 、 \tilde{c}_3 、 \tilde{c}_4 、 \tilde{c}_5 、 \tilde{c}_7 、 \tilde{c}_8 的模糊相似度分别为:0.922、0.908、0.897、0.966、0.930、0.815。通过分析可以得出,案例 \tilde{c}_5 仍然是最佳相似案例,但模糊相似度整体偏高,基本在90%以上,目标案例和源案例的区分度较低,这显然与实际情况不太相符。其主要原因是传统模糊集对不确定信息的表达能力有限,并未完全挖掘出案例内部的数据特征。

由于本算例中的案例数量较少,计算量较小,检索速度提升并不明显。但在实际情况中,在数以千计的案例中进行检索,检索速度将会大大降低。此时,案例聚类的优势就会凸显,应用模糊聚类后,案例检索的时间成本将会成倍地减少。

5.3 合成旅油料需求预测

根据检索结果,案例 \tilde{c}_5 是最佳相似案例,选择合成旅军事行动持续时间 f_4 作为关键指标,根据表2、表3和式(14)可得目标案例的油料需求,即A-I型油品的需求量(单位:吨),分别为:27.3、47.4、69.6、85.6、181.3、0.62、0.43、0.80。

6 结论

合成旅油料保障案例中的历史案例过多,因此,在案例检索前,通过案例的模糊聚类,可以减小检索范围,

提高检索速度。直觉模糊集在处理不确定信息方面比传统的模糊集具有更强的表达能力,也更加直观和符合实际,运用直觉模糊集描述合成旅军事行动油料保障案例的不确定性特征属性,同时综合主客观两方面因素确定特征属性的权重,有助于案例检索的准确度。合成旅油料需求预测模型综合考虑最佳相似案例和非最佳相似案例的数据特征,有利于提高需求预测的准确度。

参考文献

- 李浩,王铁宁.基于组合预测的装甲装备器材需求确定.系统工程与电子技术,2018,40(10):2276-2281.[doi:10.3969/j.issn.1001-506X.2018.10.18]
- 夏秀峰,刘权羲.基于灰色神经网络的装甲部队油料消耗预测.火力与指挥控制,2014,39(9):91-95,100.[doi:10.3969/j.issn.1002-0640.2014.09.022]
- 倪聪,周庆忠,刘磊,等.基于GM-SVM的边境封控油料保障需求预测.军事交通学院学报,2016,18(3):90-94.
- 米珂.军需物资油料综合信息系统设计与实现[硕士学位论文].成都:电子科技大学,2013.
- 王正新,刘思峰.基于Fourier-GM(1,1)模型的灾害应急物资需求量预测.系统工程,2013,31(8):60-64.[doi:10.3969/j.issn.1001-2362.2013.08.035]
- Chen YY, Liu HT, Hsieh HL. Time series interval forecast using GM(1,1) and NGBM(1,1) models. Soft Computing, 2019, 23(5): 1541-1555. [doi: 10.1007/s00500-017-2876-0]
- 王冰,周庆忠,刘岩,等.油料保障预测系统中案例推理方法.计算机系统应用,2012,21(4):73-76.[doi:10.3969/j.issn.1003-3254.2012.04.017]
- 郭继东,杨月巧.地震应急物资需求预测的模糊案例推理技术.中国安全生产科学技术,2017,13(2):176-180.

- 9 Mohammadi R, Ghomi SMTF, Zeinali F. A new hybrid evolutionary based RBF networks method for forecasting time series: A case study of forecasting emergency supply demand time series. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2014, 36: 204–214. [doi: [10.1016/j.engappai.2014.07.022](https://doi.org/10.1016/j.engappai.2014.07.022)]
- 10 Liu WM, Hu GY, Li JF. Emergency resources demand prediction using case-based reasoning. *Safety Science*, 2012, 50(3): 530–534. [doi: [10.1016/j.ssci.2011.11.007](https://doi.org/10.1016/j.ssci.2011.11.007)]
- 11 Ricci F, Avesani P, Perini A. Cases on fire: Applying CBR to emergency management. *The New Review of Applied Expert Systems*, 1999, 5(6): 175–190.
- 12 Atanassov KT. *Intuitionistic fuzzy sets: Theory and applications*. Heidelberg: Physica, 1999. 1–137.
- 13 吴会会, 高淑萍, 彭弘铭, 等. 自适应模糊[C]均值聚类的数据融合算法. *计算机工程与应用*, 2019, 55(5): 26–35, 82. [doi: [10.3778/j.issn.1002-8331.1811-0044](https://doi.org/10.3778/j.issn.1002-8331.1811-0044)]
- 14 郭金玉, 张忠彬, 孙庆云. 层次分析法的研究与应用. *中国安全科学学报*, 2008, 18(5): 148–153. [doi: [10.3969/j.issn.1003-3033.2008.05.025](https://doi.org/10.3969/j.issn.1003-3033.2008.05.025)]
- 15 段在鹏, 钱新明, 夏登友, 等. 基于FCM和CBR-GRA双重检索的应急救援物质需求预测. *东北大学学报(自然科学版)*, 2016, 37(5): 756–760. [doi: [10.3969/j.issn.1005-3026.2016.05.031](https://doi.org/10.3969/j.issn.1005-3026.2016.05.031)]