文章编号:1001 -9081(2009)01 -0123 -04

基于直觉模糊等价相异矩阵的聚类方法

蔡　茹,雷英杰,申晓勇,雷　阳
(空军工程大学 导弹学院,陕西 三原 713800)
(cr840407204@126.com)

摘　要:针对直觉模糊集合数据的聚类问题,提出了一种基于直觉模糊等价相异矩阵的聚类方法。该方法首先给出直觉模糊相异区间的概念,并构建了直觉模糊相异矩阵;然后定义了直觉模糊等价相异矩阵和 (α,β) 截矩阵,进而给出直觉模糊聚类算法;最后将其应用于目标编群领域,通过实例验证该算法的有效性。

关键词:直觉模糊集合;直觉模糊聚类;相异区间;等价相异矩阵
中图分类号: TP182;TP391　　**文献标志码**:A

Clustering method based on intuitionistic fuzzy equivalent dissimilarity matrix

CAI Ru, LEI Ying-jie, SHEN Xiao-yong, LEI Yang
(*Missile Institute, Air Force Engineering University, Sanyuan Shaanxi* 713800, *China*)

Abstract: Aiming at the problems of clustering for the data of Intuitionistic Fuzzy Sets, a clustering method based on the intuitionistic fuzzy equivalent dissimilarity matrix was proposed. Firstly, the concept of intuitionistic fuzzy dissimilar interval was defined in the method, and the approach of constructing the intuitionistic fuzzy dissimilarity matrix was also presented. Then, the intuitionistic fuzzy equivalent dissimilarity matrix and (α, β) cutting matrices were given. Moreover, an algorithm for intuitionistic fuzzy clustering was proposed. Finally, the clustering algorithm was applied to the field of target classification and the validity was proved by the instance.

Key words: Intuitionistic Fuzzy Sets (IFS); intuitionistic fuzzy clustering; dissimilarity interval; equivalent dissimilarity matrix

0　引言

Atanassov 直觉模糊集合(Intuitionistic Fuzzy Sets, IFS)[1]是对 Zadeh 模糊集理论最有影响的一种扩充和发展。IFS 增加了一个新的属性参数—非隶属度函数,进而可以描述“非此非彼”的中立状态,更加细腻地刻画客观世界[2],在处理模糊性和不确定性等方面更具灵活性和实用性,因而引起众多学者的关注,并在许多领域得到了成功应用。

基于传统模糊集的聚类问题,已有许多国内外学者对其进行研究,并提出了多种聚类方法,比较典型的有基于相似性关系和模糊关系的方法、基于模糊关系的传递闭包方法、基于模糊图论的最大支撑树方法,基于目标函数的模糊 c 均值(Fuzzy c-means, FCM)聚类算法[3]。然而,目前关于直觉模糊集合数据的聚类问题研究比较少,而基于直觉模糊集合的模式识别、数据挖掘和模糊控制等许多领域的研究,均要求对数据进行聚类分析,因此有必要对该类方法进行研究探讨。

目前,仅有文献[4]与文献[5]提出了基于直觉模糊等价关系的直觉模糊聚类方法。文献[5]通过引入直觉模糊集合的模运算构造直觉模糊集之间合成关系,从而获得直觉模糊等价相似矩阵进行聚类,但该文献没有提出如何构造直觉模糊相似矩阵的方法,而且在聚类算法中给定 (α,β) 时,初始选择不同仍会得出不同的聚类结果;文献[4]通过计算样本间的相似区间获得直觉模糊数,构造直觉模糊相似度矩阵,进而利用定义的直觉模糊合成关系获得传递闭包进行聚类,该方法直接利用样本间相似度的最小值和最大值来描述样本信息的相关度与不相关度,不是很合理,没有充分考虑犹豫度参数。

鉴于此,本文通过定义相异度区间概念,给出样本间的相关度、不相关度以及犹豫度的计算公式,构造直觉模糊相异矩阵进行聚类分析,简单直接,避免了将距离度量再转换为相似度量的麻烦,从而获得直觉模糊相异度矩阵。

1　直觉模糊集合理论

定义 1　直觉模糊集合。设 X 是一个给定论域,则 X 上的一个直觉模糊集合 A 为:

$$A = \{\langle x,\mu_A(x),\gamma_A(x)\rangle \mid x \in X\} \tag{1}$$

其中:$\mu_A(x):X \to [0,1]$ 和 $\gamma_A(x):X \to [0,1]$ 分别代表 A 的隶属函数 $\mu_A(x)$ 和非隶属函数 $\gamma_A(x)$,且对于 A 上的所有 $x \in X$,$0 \leqslant \mu_A(x) + \gamma_A(x) \leqslant 1$ 成立。

对于 X 中的每一个直觉模糊子集,称 $\pi_A(x) = 1 - \mu_A(x) - \gamma_A(x)$ 为 A 中 x 的直觉指数(Intuitionistic Index),它是 x 对 A 的犹豫程度(Hesitancy degree)的一种测度。显然,对于每一个 $x \in X$,都有 $0 \leqslant \pi_A(x) \leqslant 1$ 成立。

定义 2　直觉模糊关系。设 X 和 Y 是普通、有限、非空集合

收稿日期:2008 -07 -21;**修回日期**:2008 -09 -17。
基金项目:国家自然科学基金资助项目(60773209);陕西省自然科学基金资助项目(2006F18)。
作者简介:蔡茹(1984 -),女,安徽合肥人,硕士研究生,主要研究方向:智能信息处理;　雷英杰(1956 -),男,陕西渭南人,教授,博士生导师,主要研究方向:智能信息处理、软件工程;　申晓勇(1982 -),男,陕西榆林人,博士研究生,主要研究方向:智能信息处理;　雷阳(1984 -),女,陕西西安人,硕士研究生,主要研究方向:智能信息处理。

或论域。定义在直积空间 $X \times Y$ 上的直觉模糊子集称为从 X 到 Y 之间的二元直觉模糊关系。记为:

$$R = \{\langle (x,y), \mu_R(x,y), \gamma_R(x,y)\rangle \mid x \in X, y \in Y\} \quad (2)$$

其中: $\mu_R: X \times Y \to [0,1]$ 和 $\gamma_R: X \times Y \to [0,1]$ 满足条件 $0 \leqslant \mu_R(x,y) + \gamma_R(x,y) \leqslant 1, \forall (x,y) \in X \times Y$。

我们用 $IFR(X \times Y)$ 来表示 $X \times Y$ 上的直觉模糊子集的全体。若 X 和 Y 为有限集时,即 $X = \{x_1, x_2, \cdots, x_m\}$, $Y = \{y_1, y_2, \cdots, y_n\}$,则从 X 到 Y 之间的二元直觉模糊关系 R 可以用矩阵表示。对于 $\forall (x_i, y_j) \in X \times Y (i = 1,2,\cdots,m; j = 1,2,\cdots,n)$,记为 $(\mu_{ij})_{m \times n}$ 和 $(\gamma_{ij})_{m \times n}$,其中 $\mu_{ij} = \mu_R(x_i, y_j)$, $\gamma_{ij} = \gamma_R(x_i, y_j)$, $0 \leqslant \mu_{ij} \leqslant 1, 0 \leqslant \gamma_{ij} \leqslant 1 (i = 1,2,\cdots,m; j = 1,2,\cdots,n)$ 分别称为元素 x_i 与 y_j 之间关系 R 的相关度和不相关度。

2 直觉模糊聚类算法描述

本文首先给出构造直觉模糊等价相异矩阵的步骤和途径,进而给出聚类算法。

2.1 直觉模糊相异矩阵构造方法

定义3 相异区间。对于论域 $U = \{x_1, x_2, \cdots, x_N\}$ 上的两直觉模糊集 $A = \{\langle \mu_A(x_i), \gamma_A(x_i)\rangle \mid x_i \in U\}$ 和 $B = \{\langle \mu_B(x_i), \gamma_B(x_i)\rangle \mid x_i \in U\}$,令

$$\begin{aligned} M_A(x_i) = [&\mu_A(x_i) + \pi_A(x_i) \times \mu_A(x_i), \\ &1 - \gamma_A(x_i) - \pi_A(x_i) \times \gamma_A(x_i)] \end{aligned} \quad (3)$$

$$\begin{aligned} M_B(x_i) = [&\mu_B(x_i) + \pi_B(x_i) \times \mu_B(x_i), \\ &1 - \gamma_B(x_i) - \pi_B(x_i) \times \gamma_B(x_i)] \end{aligned} \quad (4)$$

则有:

$$M_{A,B}(x_i) = |M_A(x_i) - M_B(x_i)| \quad (5)$$

令 $M^-_{A,B}(x_i) = \inf M_{A,B}(x_i)$, $M^+_{A,B}(x_i) = \sup M_{A,B}(x_i)$,可知:

$$M^-(A,B) = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} M^-_{A,B}(x_i), \quad M^+(A,B) = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} M^+_{A,B}(x_i) \quad (6)$$

则称式(7)为集合 A 与 B 之间的相异区间。

$$D(A,B) = [M^-(A,B), M^+(A,B)] \quad (7)$$

当 $M_{A,B}(x) = 1$ 时,说明 A 与 B 最不相似;而当 $M_{A,B}(x) = 0$ 时,A 与 B 最相似;当 $M_{A,B}(x) = 0.5$ 时,A 与 B 相似程度与不相似程度的判断各半。

定义4 直觉模糊相异矩阵。设直觉模糊相异矩阵 $D_{n \times n} = [(\mu_{ij}, \gamma_{ij})]_{n \times n}$,则称式(8)为 A_i 和 A_j 之间的不相关程度:

$$\gamma_{ij} = \frac{M^-(A_i, A_j) + M^+(A_i, A_j)}{2} \quad (8)$$

称式(9)为 A_i 和 A_j 之间的犹豫程度:

$$\pi_{ij} = \frac{M^+(A_i, A_j) - M^-(A_i, A_j)}{2} \quad (9)$$

称式(10)为 A_i 和 A_j 之间的相关程度:

$$\mu_{ij} = 1 - \gamma_{ij} - \pi_{ij} \quad (10)$$

其中: γ_{ij}、μ_{ij} 和 π_{ij} 取值均为 $[0,1] (i, j = 1,2,\cdots,n)$。

定义5 直觉模糊关系合成。设 $Q = (\mu_{q_{ij}}, \gamma_{q_{ij}})_{n \times n}$ 和 $R = (\mu_{r_{ij}}, \gamma_{r_{ij}})_{n \times n}$ 是直觉模糊矩阵,若 $S = Q \circ R = (\mu_{s_{ij}}, \gamma_{s_{ij}})_{n \times n}$,则称 S 是 Q 和 R 的合成矩阵,其中 $\mu_{s_{ij}} = \bigvee_{k=1}^{n}(\mu_{q_{ik}} \wedge \mu_{s_{kj}})$, $\gamma_{s_{ij}} = \bigwedge_{k=1}^{n}(\gamma_{q_{ik}} \vee \gamma_{s_{kj}})$。

定理1 设 D 是直觉模糊相异矩阵,则对任意正整数 m_1, m_2,有 $D^{m_1+m_2} = D^{m_1} \circ D^{m_2}$,其中,$D^{m_1}$ 和 D^{m_2} 分别表示 D 的 m_1 和 m_2 次合成,且 D^{m_1}, D^{m_2} 和其合成矩阵 $D^{m_1+m_2}$ 均为直觉模糊相异矩阵。

定义6 直觉模糊等价相异矩阵。若直觉模糊相异矩阵 $D = (d_{ij})_{n \times n}$,满足下列条件则称该矩阵为直觉模糊等价相异矩阵:

a) 反性。若 $\forall x \in X, \mu_D(x,x) = 1, \gamma_D(x,x) = 0$。

b) 对称性。若 $D = D^{-1}$,即 $\forall (x,y) \in X \times X, \mu_D(x,y) = \mu_D(y,x), \gamma_D(x,y) = \gamma_D(y,x)$。

c) 传递性。若 $D^2 \subseteq D$,即 $\mu_{D_{ij}} \geqslant \bigvee_{k=1}^{n}(\mu_{D_{ik}} \wedge \mu_{D_{kj}})$, $\gamma_{D_{ij}} \leqslant \bigwedge_{k=1}^{n}(\gamma_{D_{ik}} \vee \gamma_{D_{kj}})$。

定义7 直觉模糊等价相异截矩阵。设 $D^* = (d^*_{ij})_{n \times n}$ 为直觉模糊等价相异矩阵,其中 $d^*_{ij} = (\mu_{ij}, \gamma_{ij})$, $i, j = 1,2,\cdots,n$,则称 $D^*_{\alpha,\beta} = ((\alpha,\beta) d^*_{ij})_{n \times n}$ 为 D^* 的 (α,β) 截矩阵,其中:

$$(\alpha,\beta) d^*_{ij} = \begin{cases} 0, & \alpha < \mu, \beta > \gamma \\ 1/2, & \alpha > \mu, \beta > \gamma \\ -1/2, & \alpha < \mu, \beta < \gamma \\ 1, & \alpha > \mu, \beta < \gamma \end{cases} \quad (11)$$

定义8 设 $A_i (i = 1,2,\cdots,n)$ 为一组直觉模糊集合,$D = (d_{ij})_{n \times n}$ 为直觉模糊相异矩阵,$D^* = (d^*_{ij})_{n \times n}$ 为直觉模糊等价相异矩阵,$(\alpha,\beta)\ D^* = ((\alpha,\beta) d^*_{ij})_{n \times n}$ 为 D^* 的截矩阵,若 $(\alpha,\beta)\ D^*$ 的第 i 行(列)和第 j 行(列)中各对应元素均相等,则称 A_i 和 A_j 同类。

2.2 直觉模糊聚类算法

假设有 m 个对象,表征其属性特征的数据用直觉模糊集合表示。根据基于直觉模糊等价关系的分类原理,给出面向直觉模糊集的聚类算法步骤如下:

第1步 根据定义3给出的直觉模糊相异区间公式和定义4中的相关度和不相关度公式建立直觉模糊相异矩阵 $D = (d_{ij})_{n \times n}$,其中 $d_{ij} = (\mu_{ij}, \gamma_{ij})$。

第2步 检验直觉模糊相异矩阵 D 是否为直觉模糊等价相异矩阵(也即检验是否满足 $D^2 \subseteq D$),否则进行合成运算 $D \to D^2 \to D^4 \to \cdots \to D^{2k} \to \cdots$,直到 $D^{2k} = D^{2k+1}$,于是 D^{2k} 即为所求的直觉模糊等价相异矩阵,为方便起见,不妨记 $D^* = (d^*_{ij})_{n \times n}$ 为所求的直觉模糊等价相异矩阵,其中 $d^*_{ij} = (\mu^*_{ij}, \gamma^*_{ij})$, $i, j = 1,2,\cdots,n$。

第3步 对于给定的置信水平 (α,β) 由式(9)计算出直觉模糊等价相异矩阵 D^* 的 (α,β) 截矩阵 $(\alpha,\beta)\ D^* = ((\alpha,\beta) d^*_{ij})_{n \times n}$。

第4步 依据 (α,β) 截矩阵 $(\alpha,\beta)\ D^*$ 及定义7进行聚类。

3 实例验证

假设某防空部队在一次防空作战中,在 t 时刻有7批目标入侵,根据上级情报和多传感器探测得到的目标数据以及指挥员领域知识,得到每批目标指标值的定性描述和区间值,需要对目标进行编群分析。设目标集为 $U = \{u_1, u_2, u_3, u_4, u_5, u_6, u_7\}$,每个目标包含6个参数,分别表示位置坐标和 x、y、z 三个方向上的速度分量,即 $u_i = \langle x, y, z, v_x, v_y, v_z\rangle (i = 1,2,\cdots,6)$。经处理后,每批目标针对各影响因子的隶属度及非隶属度数据如表1所示。

表 1　各批目标数据的直觉模糊值表

序号	X 坐标	Y 坐标	Z 坐标	V_x	V_y	V_z
1	(0.64,0.33)	(0.94,0.05)	(0.84,0.15)	(0.94,0.05)	(0.98,0.01)	(0.60,0.38)
2	(0.13,0.85)	(0.38,0.61)	(1,0)	(0.82,0.15)	(0.78,0.21)	(0.81,0.17)
3	(0.67,0.31)	(0.95,0.04)	(0.83,0.16)	(0.94,0.05)	(0.97,0.01)	(0.62,0.37)
4	(0.95,0.04)	(0.81,0.16)	(0.74,0.24)	(0.76,0.23)	(0.86,0.13)	(0.56,0.43)
5	(0.67,0.30)	(0.96,0.03)	(0.82,0.16)	(0.89,0.10)	(0.98,0.01)	(0.67,0.31)
6	(0.15,0.82)	(0.46,0.52)	(0.98,0.01)	(0.84,0.14)	(0.81,0.17)	(0.85,0.13)
7	(0.65,0.33)	(0.93,0.06)	(0.85,0.13)	(0.90,0.08)	(1,0)	(0.69,0.30)

第 1 步　根据表 1 中给出的各批目标数据的直觉模糊值以及定义 3 和定义 4 中的公式,直觉模糊相异矩阵 $\boldsymbol{D}$ 构造如下:

$$\boldsymbol{D}=\begin{bmatrix} (1,0) & (0.7487,0.3022) & (0.9850,0.0145) & (0.8585,0.1511) & (0.9786,0.0211) & (0.7487,0.2510) & (0.9779,0.0218) \\ (0.7487,0.0322) & (1,0) & (0.7487,0.2991) & (0.7487,0.3236) & (0.7487,0.2510) & (0.9648,0.0349) & (0.7487,0.2510) \\ (0.9850,0.0145) & (0.7487,0.2991) & (1,0) & (0.8585,0.1412) & (0.9786,0.0211) & (0.7487,0.2510) & (0.9779,0.0218) \\ (0.8585,0.1511) & (0.7487,0.3236) & (0.8585,0.1412) & (1,0) & (0.8585,0.1412) & (0.7487,0.2510) & (0.8585,0.1412) \\ (0.9786,0.0322) & (0.7487,0.2843) & (0.9786,0.0211) & (0.8585,0.1427) & (1,0) & (0.7487,0.2510) & (0.9779,0.0218) \\ (0.7487,0.2810) & (0.9648,0.0349) & (0.7487,0.2778) & (0.7487,0.3063) & (0.7487,0.2510) & (1,0) & (0.7487,0.2510) \\ (0.9779,0.0345) & (0.7487,0.2722) & (0.9779,0.0303) & (0.8585,0.1544) & (0.9779,0.0218) & (0.7487,0.2510) & (1,0) \end{bmatrix} \tag{12}$$

第 2 步　计算

$$\boldsymbol{D}^2=\boldsymbol{D}\circ\boldsymbol{D}=\begin{bmatrix} (1,0) & (0.7275,0.2722) & (0.9850,0.0145) & (0.8585,0.1412) & (0.9786,0.0211) & (0.7487,0.2510) & (0.9695,0.0303) \\ (0.7275,0.2722) & (1,0) & (0.7275,0.2722) & (0.7275,0.2722) & (0.7366,0.2603) & (0.9648,0.0349) & (0.7487,0.2510) \\ (0.9850,0.0145) & (0.7275,0.2722) & (1,0) & (0.8585,0.1412) & (0.9786,0.0211) & (0.7487,0.2510) & (0.9779,0.0218) \\ (0.8585,0.1412) & (0.7275,0.2722) & (0.8585,0.1412) & (1,0) & (0.8585,0.1412) & (0.7487,0.2510) & (0.8585,0.1412) \\ (0.9786,0.0211) & (0.7366,0.2630) & (0.9786,0.0211) & (0.8585,0.1412) & (1,0) & (0.7487,0.2510) & (0.9779,0.0218) \\ (0.7487,0.2510) & (0.9648,0.0349) & (0.7487,0.2510) & (0.7487,0.2510) & (0.7487,0.2510) & (1,0) & (0.7487,0.2510) \\ (0.9695,0.0303) & (0.7487,0.2510) & (0.9779,0.0218) & (0.8585,0.1412) & (0.9779,0.0218) & (0.7487,0.2510) & (1,0) \end{bmatrix} \tag{13}$$

$$\boldsymbol{D}^4=\boldsymbol{D}^2\circ\boldsymbol{D}^2=\begin{bmatrix} (1,0) & (0.7487,0.2510) & (0.9850,0.0145) & (0.8585,0.1412) & (0.9786,0.0211) & (0.7487,0.2510) & (0.9779,0.0218) \\ (0.7487,0.2510) & (1,0) & (0.7487,0.2510) & (0.7487,0.2510) & (0.7487,0.2510) & (0.9648,0.0349) & (0.7487,0.2510) \\ (0.9850,0.0145) & (0.7487,0.2510) & (1,0) & (0.8585,0.1412) & (0.9786,0.0211) & (0.7487,0.2510) & (0.9779,0.0218) \\ (0.8585,0.1412) & (0.7487,0.2510) & (0.8585,0.1412) & (1,0) & (0.8585,0.1412) & (0.7487,0.2510) & (0.8585,0.1412) \\ (0.9786,0.0211) & (0.7487,0.2510) & (0.9786,0.0211) & (0.8585,0.1412) & (1,0) & (0.7487,0.2510) & (0.9779,0.0218) \\ (0.7487,0.2510) & (0.9648,0.0349) & (0.7487,0.2510) & (0.7487,0.2510) & (0.7487,0.2510) & (1,0) & (0.7487,0.2510) \\ (0.9779,0.0218) & (0.7487,0.2510) & (0.9779,0.0218) & (0.8585,0.1412) & (0.9779,0.0218) & (0.7487,0.2510) & (1,0) \end{bmatrix} \tag{14}$$

因为 $\boldsymbol{D}^2\neq\boldsymbol{D}$、$\boldsymbol{D}^4=\boldsymbol{D}^2\circ\boldsymbol{D}^2\neq\boldsymbol{D}^2$,所以 $\boldsymbol{D}$、$\boldsymbol{D}^2$ 均不是直觉模糊等价相异矩阵,需进一步计算 $\boldsymbol{D}^8=\boldsymbol{D}^4\circ\boldsymbol{D}^4$,计算可知 $\boldsymbol{D}^8=\boldsymbol{D}^4$,故 $\boldsymbol{D}^4$ 为直觉模糊等价相异矩阵。

第 3 步　根据第 2 步得出的直觉模糊等价相异矩阵,取适当 (α,β) 值,进行讨论:

1) 当 $\alpha=0.73,\beta=0.26$ 时,有:

$$\boldsymbol{D}^*_{0.73,0.26}=\begin{bmatrix} 0&0&0&0&0&0&0\\ 0&0&0&0&0&0&0\\ 0&0&0&0&0&0&0\\ 0&0&0&0&0&0&0\\ 0&0&0&0&0&0&0\\ 0&0&0&0&0&0&0\\ 0&0&0&0&0&0&0 \end{bmatrix} \tag{15}$$

2) 当 $\alpha=0.85,\beta=0.15$ 时,有:

$$\boldsymbol{D}^*_{0.85,0.15}=\begin{bmatrix} 0&1&0&0&0&1&0\\ 1&0&1&1&1&0&1\\ 0&1&0&0&0&1&0\\ 0&1&0&0&0&1&0\\ 0&1&0&0&0&1&0\\ 1&0&1&1&1&0&1\\ 0&1&0&0&0&1&0 \end{bmatrix} \tag{16}$$

3) 当 $\alpha=0.95,\beta=0.03$ 时,有:

$$\boldsymbol{D}^*_{0.95,0.03}=\begin{bmatrix} 0&1&0&1&0&1&0\\ 1&0&1&1&1&0&1\\ 0&1&0&1&0&1&0\\ 1&1&1&0&1&1&1\\ 0&1&0&1&0&1&0\\ 1&0&1&1&1&0&1\\ 0&1&0&1&0&1&0 \end{bmatrix} \tag{17}$$

4) 当 $\alpha = 0.97, \beta = 0.02$ 时,有:

$$D^*_{0.97,0.02} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 1 & -\frac{1}{2} & 1 & -\frac{1}{2} \\ 1 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & 1 & -\frac{1}{2} & 1 & -\frac{1}{2} \\ 1 & 1 & 1 & 0 & 1 & 1 & 1 \\ -\frac{1}{2} & 1 & -\frac{1}{2} & 1 & 0 & 1 & -\frac{1}{2} \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 1 \\ -\frac{1}{2} & 1 & -\frac{1}{2} & 1 & -\frac{1}{2} & 1 & 0 \end{bmatrix} \tag{18}$$

5) 当 $\alpha = 0.99, \beta = 0.01$ 时,有:

$$D^*_{0.99,0.01} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{19}$$

第 4 步 根据 $D^*_{\alpha,\beta}$ 及定义 7,可得:

1) 当 $\alpha = 0.73, \beta = 0.26$ 时,目标编群为 1 类,即 $\{u_1, u_2, u_3, u_4, u_5, u_6, u_7\}$。

2) 当 $\alpha = 0.85, \beta = 0.15$ 时,目标编群为 2 类,即 $\{u_1, u_3, u_4, u_5, u_7\}$、$\{u_2, u_6\}$。

3) 当 $\alpha = 0.95, \beta = 0.03$ 时,目标编群为 3 类,即 $\{u_1, u_3, u_5, u_7\}$、$\{u_4\}$、$\{u_2, u_6\}$。

4) 当 $\alpha = 0.97, \beta = 0.02$ 时,目标编群为 6 类,即 $\{u_1, u_3\}$、$\{u_2\}$、$\{u_4\}$、$\{u_5\}$、$\{u_6\}$、$\{u_7\}$。

5) 当 $\alpha = 0.99, \beta = 0.01$ 时,目标编群为 7 类,即 $\{u_1\}$、$\{u_2\}$、$\{u_3\}$、$\{u_4\}$、$\{u_5\}$、$\{u_6\}$、$\{u_7\}$。

从上述分析可知,聚类的结果与给定的置信水平(α,β)有着密切的联系,一般根据实际情况会已知或者要求聚类类别数,这样就可以选取适当的(α,β) 值,获得分类结果。比如该例中根据专家经验应该分为三类,故取 $\alpha = 0.95, \beta = 0.03$ 时,目标编群为三类,即 $\{u_1, u_3, u_5, u_7\}$、$\{u_4\}$、$\{u_2, u_6\}$,符合实际。

4 结语

本文通过定义直觉模糊集合数据相异区间,从中得出样本间的相关度、不相关度及犹豫度,进而构造直觉模糊相异矩阵,利用直觉模糊合成规则获得等价相异矩阵,最后给定置信水平(α,β)进行聚类分析。该方法弥补了文献[4-5]中的不足,并通过实例验证了其正确性、有效性和合理性,同时在态势评估、威胁评估等诸多领域有着良好的应用前景。

参考文献:

[1] ATANASSOV K T. Intuitionistic fuzzy sets[J]. Fuzzy Sets and Systems, 1986, 20(1): 87-96.

[2] 雷英杰, 赵晔, 王涛, 等. 直觉模糊语义匹配的相似性度量[J]. 空军工程大学学报: 自然科学版, 2005, 6(2): 83-86.

[3] 高新波. 模糊聚类分析及其应用模糊集合论及其应用[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2004.

[4] 张洪美, 徐泽水, 陈琦. 直觉模糊集的聚类方法研究[J]. 控制与决策, 2007, 22(8): 882-888.

[5] 陈东锋, 雷英杰, 田野. 基于直觉模糊等价关系的聚类算法[J]. 空军工程大学学报, 2007, 8(1): 63-65.

(上接第 111 页)

法,且选择的子集在基于不同理论的分类器下均表现良好。

4 结语

蚁群算法是目前进化计算和组合优化等领域的一个研究热点,其寻优能力十分适用于解决特征选择这类组合优化问题。本文结合模糊粗糙集的信息熵原理,对蚁群模型的搜索策略、信息素更新和状态转移规则进行了改进,提出了一种蚁群特征选择算法 ACFS,充分利用信息熵对数据不确定的度量能力和蚁群模型的搜索能力。实验表明,该算法能够处理混合数据,且具有较高的精度和稳定性,是一种有效的算法。

参考文献:

[1] JENSEN R, SHEN Q. Fuzzy-rough data reduction with ant colony optimization[J]. Fuzzy Sets and Systems, 2005, 149(1): 5-20.

[2] BELLO R, PURIS A, NOWE A, *et al.* Two step ant colony system to solve the feature selection problem[C]// Progress in Pattern Recognition, Image Analysis and Applications, LNCS 4225. Heidelberg: Springer Berlin, 2006: 588-596.

[3] ZHANG C K, HU H. Feature selection using the hybrid of ant colony optimization and mutual information for the forecaster[C]// Proceedings of the Fourth International Conference on Machine Learning and Cybernetics. Guangzhou. [S.l.]: IEEE Press, 2005: 1728-1732.

[4] ZHANG C K, HU H. Ant colony optimization combining with mutual information for feature selection in support vector machines[C]// AI 2005: Advances in Artificial Intelligence. Heidelberg: Springer Berlin, 2005: 918-921.

[5] SIVAGAMINATHAN R K, RAMMAKRISHNAN S. A hybrid approach for feature subset selection using neural networks and ant colony optimization[J]. Expert Systems with Applications, 2007, 33(1): 49-60.

[6] WIERMAN M J. Measuring uncertainty in rough set theory[J]. International Journal of General Systems, 1999, 28(1): 283-297.

[7] LIANG J Y, CHIN K S, DANG C Y, *et al.* A new method for measuring uncertainty and fuzziness in rough set theory[J]. International Journal of General Systems, 2002, 31(4): 331-342.

[8] ZHAO J Y, ZHANG Z L. Fuzzy-rough data reduction based on information entropy[C]// Proceedings of the Sixth International Conference on Machine Learning and Cybernetics. Hong Kong: IEEE Press, 2007(7): 3708-3712.

[9] DORIGO M, MANIEZZO V, COLORNI A. The ant system: Optimization by a colony of cooperating agents[J]. IEEE Transaction Systems, Man and Cybernetics, Part B, 1996, 26(1): 29-41.

[10] STUTZLE T, HOOS H H. Max-min Ant system[J]. Future Generation Computer Systems, 2000, 16(8): 889-914.