

基于熵和相关系数的直觉模糊多属性决策方法

王翠翠^{1*}, 姚登宝¹, 毛军军^{1,2}, 孙 丽¹

(1. 安徽大学 数学科学学院, 合肥 230601; 2. 计算智能与信号处理教育部重点实验室(安徽大学), 合肥 230039)

(* 通信作者电子邮箱 wccjiayou@163.com)

摘 要:针对决策信息为直觉模糊信息且属性权重完全未知的多属性决策问题,提出了一种基于直觉模糊熵和得分函数的决策方法。为了准确度量直觉模糊集的直觉性和模糊性,首先提出了一种新的直觉模糊熵,并讨论其相关性质。其次为了减少不确定信息对决策的影响,结合直觉模糊熵建立规划模型,从而确定属性权重。同时从隶属度、非隶属度和犹豫度三方面构建论域对象与理想对象之间相关系数,并在此基础上根据决策者的决策态度定义得分函数进而得到最优决策。最后给出一种基于直觉模糊信息的多属性决策方法,并通过候选人评估实例验证了该方法的可行性和有效性。

关键词:直觉模糊信息;直觉模糊熵;得分函数;属性权重;相关系数

中图分类号: TP18 **文献标志码:** A

Intuitionistic fuzzy multiple attributes decision making method based on entropy and correlation coefficient

WANG Cui-cui^{1*}, YAO Deng-bao¹, MAO Jun-jun^{1,2}, SUN Li¹

(1. School of Mathematical Sciences, Anhui University, Hefei Anhui 230601, China;

2. Key Laboratory of Intelligent Computing and Signal Processing of Ministry of Education (Anhui University), Hefei Anhui 230039, China)

Abstract: In order to deal with the problems that decision information is intuitionistic fuzzy and attribute weights are unknown, a decision-making method based on intuitionistic fuzzy entropy and score function was proposed. Firstly, a new concept of intuitionistic fuzzy entropy was presented to measure the intuitionism and fuzziness of intuitionistic fuzzy sets, and relevant properties were also discussed. Secondly, to decrease decision effects of uncertain information, a programming model was constructed to determine attribute weights combined with intuitionistic fuzzy entropy. Meanwhile, in the view of membership, non-membership and hesitancy degree, correlation coefficients between objects of the universe and the ideal object were constructed, and according to decision makers' attitude, the optimal decision was obtained by defining the score function. Finally, the article proposed a multiple attribute decision making method on intuitionistic fuzzy information, and the feasibility and effectiveness of the method are verified through a case study of candidates evaluation.

Key words: intuitionistic fuzzy information; intuitionistic fuzzy entropy; score function; attribute weight; correlation coefficient

0 引言

由于客观世界的不确定性和复杂性,传统的数学工具很难对其加以精确地描述和刻画。1965年Zadeh^[1]创立模糊集理论,利用隶属度函数来度量论域元素具有某种属性或特征的模糊程度。为了更加细腻地刻画这种模糊性,Atanassov^[2]在1986年首次推广了模糊集理论,引入非隶属度和犹豫度等概念,同时还讨论了直觉模糊集的运算法则^[3-4],使得该理论在处理模糊性和不确定性等方面更具有灵活性和实用性。因此,近年来有关直觉模糊集理论的研究引起了人们的高度重视,并广泛应用于决策、系统工程、模式识别等诸多领域。

在直觉模糊集理论中,有关熵的研究一直是该理论的一个重要课题,Burillo等^[5]和Szmidi等^[6]首次提出直觉模糊熵的概念,并将其作为度量直觉模糊集不确定信息的一种方式,但是无法表述当隶属度和非隶属度都为0.5时的情形。文献

[7-8]虽克服了文献[5-6]中的缺陷,并将直觉模糊熵推广到区间形式,但认为当隶属度和非隶属度相等时熵值最大,没有充分分析犹豫度的不同给不确定性带来的影响。文献[9]从区间直觉模糊集的几何意义出发,利用文献[10]中用信息熵确定属性权重的方法,提出一种基于区间直觉模糊熵最大化的多属性决策方法。文献[11]提出一种加权直觉模糊熵的概念,并应用于多准则决策中。文献[12]讨论了在属性权重不完全未知的情况下,定义区间直觉模糊混合几何算子,对决策矩阵进行集成并利用相关系数进行排序。文献[11-12]分别利用文献[10]中熵权公式,并通过定义加权相关系数对直觉模糊集和区间直觉模糊集进行排序。

为了克服文献[5-8]中直觉模糊熵的不足,综合考虑直觉性和模糊性对不确定信息的影响,提出了一种新的直觉模糊熵,并基于熵最小化的原子建立非线性规划模型确定属性权重。同时从隶属度、非隶属度和犹豫度三个角度考察论域

收稿日期: 2012-05-22; **修回日期:** 2012-06-30。 **基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(61073117); 安徽大学学术创新团队资助项目(KJTD001B); 安徽省高等学校青年基金资助项目(2011SQRL186); 安徽大学研究生创新项目(yfe100017, yfe100018)。

作者简介: 王翠翠(1989-),女,安徽宿州人,硕士研究生,主要研究方向:直觉模糊信息集成算子、决策方法; 姚登宝(1987-),男,安徽合肥人,硕士研究生,主要研究方向:统计分析及决策; 毛军军(1973-),女,浙江杭州人,副教授,博士,主要研究方向:粒度计算、熵空间理论; 孙丽(1986-),女,安徽阜阳人,硕士研究生,主要研究方向:直觉模糊决策。

对象与理想对象之间的相关性,并根据决策者的决策态度提出了一种新的得分函数,从而基于直觉模糊信息环境给出了一种有效的多属性决策方法。

1 预备知识

定义 1^[2] 直觉模糊集。设 U 是一个非空集合,称为论域,三元组 $A = \{\langle x, \mu_A(x), \gamma_A(x) \rangle : x \in U\}$ 称为一个直觉模糊集,其中 μ_A, γ_A 皆是 $U \rightarrow [0, 1]$ 上的映射,且 $\mu_A(x) + \gamma_A(x) \leq 1, \forall x \in U$,分别表示元素 $x(x \in U)$ 属于直觉模糊集 A 的隶属度和非隶属度,并且对 $\forall x \in U, \pi_A(x) = 1 - \mu_A(x) - \gamma_A(x)$ 表示 x 属于 A 的犹豫度,显然 $\pi_A(x) \in [0, 1]$ 。

为了讨论方便,记 $IFS(U)$ 表示论域 U 上所有直觉模糊集的全体, $P(U)$ 为 U 上所有经典集合的全体,本文只讨论有限论域的情况。在直觉模糊集中,隶属度和非隶属度分别是用来度量论域元素 x 确定属于和不属于直觉模糊集 A 的信息量,而犹豫度则是刻画元素 x 对于集 A 的一种直觉性信息。对于直觉模糊集来说,其不确定信息主要由直觉性和模糊性两部分信息组成,直觉性信息主要由犹豫度的大小决定,模糊性信息主要由隶属度和非隶属度接近程度决定,为了全面度量直觉模糊集的不确定信息,下面提出一种新的直觉模糊熵。

定义 2 直觉模糊熵。设 $A = \{\langle x_i, \mu_A(x_i), \gamma_A(x_i) \rangle : x_i \in U\} \in IFS(U), U = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ 则称

$$E(A) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \{1 - \sqrt{(1 - \pi_A(x_i))^2 - \mu_A(x_i)\gamma_A(x_i)}\} \quad (1)$$

为 A 的直觉模糊熵,其中 $\pi_A(x_i) = 1 - \mu_A(x_i) - \gamma_A(x_i), \forall x_i \in U$ 。

文献[5]和[7]也提出直觉模糊熵的公式,但是不能综合分析直觉性和模糊性对直觉模糊集不确定信息的影响,下面给出反例。

反例: 设 $A_1 = (1/3, 1/3, 1/3), A_2 = (1/6, 1/2, 1/3), A_3 = (1/2, 1/2, 0)$ 为三个直觉模糊集,由文献[5]定义的直觉模糊熵公式

$$E_{lb}(A) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \pi_A(x_i)$$

计算得 $E_{lb}(A_1) = E_{lb}(A_2) = 1/3, E_{lb}(A_3) = 0$;

由文献[7]定义直觉模糊熵公式

$$E_{wl}(A) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \frac{\min(\mu_A(x_i), \gamma_A(x_i)) + \pi_A(x_i)}{\max(\mu_A(x_i), \gamma_A(x_i)) + \pi_A(x_i)}$$

计算得 $E_{wl}(A_1) = E_{wl}(A_3) = 1, E_{wl}(A_2) = 3/5$ 。

可以发现 E_{lb} 无法区分 A_1, A_2 , 然而 A_1, A_2 的直觉性(即犹豫度)相同,但它们的模糊性是不同的,从而所包含的不确定信息并不相同; E_{wl} 无法区分 A_1, A_3 , 虽然 A_1, A_3 的模糊性相同,可是它们的直觉性却不同,因而所包含的不确定信息也不同。

利用式(1)可计算得 $E(A_1) = 0.4226 > E(A_2) = 0.3991 > E(A_3) = 0.1340$, 可以很好地区分 A_1, A_2 和 A_3 , 并且 A_1 包含最多的不确定信息,而 A_3 的不确定信息最少。

性质 1 设 $E(A)$ 为直觉模糊集 A 的直觉模糊熵,则满足如下性质:

1) $E(A) = 0$ 当且仅当 $A \in P(U)$, 即当且仅当 A 为经典集合时,其对应的直觉模糊熵最小。

2) $E(A) = 1$ 当且仅当对 $\forall x \in U, \pi_A(x) = 1$ 。

3) $E(A) = E(A^c)$, 其中 A^c 为 A 的补集,即 A 与 A^c 包含了相同的不确定信息。

4) 当隶属度与非隶属度差的绝对值不变时,直觉模糊熵随着犹豫度的增大而增大;在犹豫度不变时,随着隶属度与非隶属度差的绝对值的减少而增大。

2 基于直觉模糊熵的属性权重确定方法

在多属性决策中,各属性对于决策来说并非同等重要,需要通过属性权重加以区别。但是实际中并非所有决策问题的属性权重都是已知的,有时需要利用数据信息加以提取,这里给出一种利用直觉模糊熵确定属性权重的方法。假设对象集为 $U = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$, 属性集为 $A = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}, w = \{w_1, w_2, \dots, w_n\}$,

$\sum_{j=1}^n w_j = 1, w_j \in [0, 1] (j = 1, 2, \dots, n)$ 为属性权重。

在实际决策中,为了提高决策的准确性和科学性,决策者往往希望决策问题的确定信息越多越好,不确定信息越少越好,因此各属性的权重安排应该尽可能减少不确定信息对决策的影响,因此可以建立如下的非线性规划模型:

$$\begin{aligned} \min & \sum_{j=1}^n w_j^2 E(a_j) \\ \text{s. t.} & \sum_{j=1}^n w_j = 1, w_j \in [0, 1] (j = 1, 2, \dots, n) \end{aligned} \quad (2)$$

上述模型式(2)可以通过建立 Lagrange 函数求解。令

$$L(w, \lambda) = \sum_{j=1}^n w_j^2 E(a_j) + 2\lambda \left(\sum_{j=1}^n w_j - 1 \right)$$

分别对 w_j 和 λ 求导并令之为零可得:

$$\begin{cases} \frac{\partial L(w, \lambda)}{\partial w_j} = 2w_j E(a_j) + 2\lambda = 0; & 1 \leq j \leq n \\ \frac{\partial L(w, \lambda)}{\partial \lambda} = 2 \left(\sum_{j=1}^n w_j - 1 \right) = 0 \end{cases}$$

解上述方程可得:

$$w_j = \frac{E^{-1}(a_j)}{\sum_{j=1}^n E^{-1}(a_j)}; j = 1, 2, \dots, n \quad (3)$$

由式(3)可以看出,当某个属性所包含的不确定信息越多,即直觉模糊熵越大,其对应的权重就越小,从而对总体决策的影响也就越小,符合前述确定最优决策的要求。

3 基于相关系数的得分函数构造方法

在实际决策问题中,属性可以分为成本型和效益型两种,不同类型的属性对决策结果的影响也不同,为了比较不同类型的属性,需要对其进行标准化。这里可利用文献[10]中标准化的方法将所有属性都转化为效益型,下面仅讨论属性都是效益型的情况。为了对不同对象进行比较,从而确定最优策略,可以从每个属性中选择最好的属性值组成一个理想对象,只要将论域中每个对象与理想对象进行比较就可以确定出最优决策。在直觉模糊信息环境下理想对象可以按如下方法选取:

$$x^* : \begin{cases} \mu_j(x^*) = \max_{1 \leq i \leq m} \{\mu_j(x_i)\} \\ \gamma_j(x^*) = \min_{1 \leq i \leq m} \{\gamma_j(x_i)\} \\ \pi_j(x^*) = 1 - \mu_j(x^*) - \gamma_j(x^*) \end{cases}$$

其中: $\mu_j(x^*), \gamma_j(x^*), \pi_j(x^*)$ 分别表示理想对象 x^* 在第 $j(j = 1, 2, \dots, n)$ 各属性下的隶属度、非隶属度和犹豫度。

在统计学中,比较两个样本之间的相关关系可以利用相关系数加以表征,借鉴这种思想,可以分别从隶属度、非隶属度和犹豫度三个角度建立论域对象与理想对象之间相关系数,从而刻画每个对象与理想对象的接近程度。

定义3 相关系数。设对象集为 $U = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$, 属性集为 $A = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$, $w = \{w_1, w_2, \dots, w_n\}$ 为属性权重, 则:

1) 隶属度相关系数为:

$$\rho_{\mu}(x_i) = \sum_{j=1}^n \left\{ \frac{(\mu_j(x_i) - \sum_{j=1}^n w_j \mu_j(x_i))}{\sqrt{\left(\sum_{j=1}^n (\mu_j(x_i) - \sum_{j=1}^n w_j \mu_j(x_i))^2 \right)}} \times \frac{(\mu_j(x^*) - \sum_{j=1}^n w_j \mu_j(x^*))}{\sqrt{\left(\sum_{j=1}^n (\mu_j(x^*) - \sum_{j=1}^n w_j \mu_j(x^*))^2 \right)}} \right\} \quad (4)$$

2) 非隶属度相关系数为

$$\rho_{\gamma}(x_i) = \sum_{j=1}^n \left\{ \frac{(\gamma_j(x_i) - \sum_{j=1}^n w_j \gamma_j(x_i))}{\sqrt{\left(\sum_{j=1}^n (\gamma_j(x_i) - \sum_{j=1}^n w_j \gamma_j(x_i))^2 \right)}} \times \frac{(\gamma_j(x^*) - \sum_{j=1}^n w_j \gamma_j(x^*))}{\sqrt{\left(\sum_{j=1}^n (\gamma_j(x^*) - \sum_{j=1}^n w_j \gamma_j(x^*))^2 \right)}} \right\} \quad (5)$$

3) 犹豫度相关系数为:

$$\rho_{\pi}(x_i) = \sum_{j=1}^n \left\{ \frac{(\pi_j(x_i) - \sum_{j=1}^n w_j \pi_j(x_i))}{\sqrt{\left(\sum_{j=1}^n (\pi_j(x_i) - \sum_{j=1}^n w_j \pi_j(x_i))^2 \right)}} \times \frac{(\pi_j(x^*) - \sum_{j=1}^n w_j \pi_j(x^*))}{\sqrt{\left(\sum_{j=1}^n (\pi_j(x^*) - \sum_{j=1}^n w_j \pi_j(x^*))^2 \right)}} \right\} \quad (6)$$

不难证明 $\rho_{\mu}(x_i), \rho_{\gamma}(x_i), \rho_{\pi}(x_i) \in [-1, 1] (i = 1, 2, \dots, m)$ 。当 $\rho_{\mu}(x_i) > 0$ 时, 说明对象 x_i 与理想对象 x^* 的隶属度具有正相关关系, 其值越大说明 x_i 与 x^* 相关性越大, 则 x_i 具有 x^* 的“肯定信息”越多; 当 $\rho_{\mu}(x_i) < 0$ 时, 表明 x_i 与 x^* 的隶属度具有负相关关系, 其值越小则 x_i 具有 x^* 的“肯定信息”越少; 类似分析, 当 $\rho_{\gamma}(x_i)$ 越大时, 则说明 x_i 具有 x^* 的“否定信息”越多; 当 $|\rho_{\pi}(x_i)|$ 越大时, 说明 x_i 具有 x^* 的“不确定信息”越多。在综合考虑这三个相关系数对最优决策的影响, 可以定义如下的得分函数。

定义4 得分函数。设 $\rho_{\mu}(x), \rho_{\gamma}(x), \rho_{\pi}(x)$ 分别为对象 $x (x \in U)$ 的隶属度相关系数、非隶属度相关系数和犹豫度相关系数, 常数 $k \in (0, 1)$, 则定义得分函数为

$$Score(x) = k\rho_{\mu}(x) - k\rho_{\gamma}(x) + (1 - 2k) |\rho_{\pi}(x)| \quad (7)$$

其中常数 k 反映决策者的决策态度: 当 $1/2 < k < 1$ 时, 决策者是乐观型的; 当 $0 < k < 1/2$ 时, 决策者是悲观型的; 当 $k = 1/2$ 时, 决策者是中立型的。显然 $Score(x) \in [-1, 1], \forall x \in U$, 且得分函数值越大, 该对象与理想对象的接近程度越大, 因此最优决策为 $x_{optimal} = \{x_i; Score(x_i) = \max_{1 \leq i \leq m} Score(x_i)\}$ 。

给出一种基于直觉模糊信息的决策途径, 具体步骤如下:

1) 利用式(1) 计算各个属性的直觉模糊熵, 结合式(3) 求出每个属性的权重 w ;

2) 分别利用式(4) ~ (6) 求出各对象的隶属度相关系

数、非隶属度相关系数和犹豫度相关系数, 根据决策者的决策态度选择适当的 $k (k \in (0, 1))$ 值, 结合式(7) 求出各对象的得分 $Score(x_i) (1 \leq i \leq n)$;

3) 根据每个对象的得分, 对各对象进行排序, 从而得到最优决策 $x_{optimal}$ 。

4 实例分析

某公司准备提拔一名职员担任部门经理, 现有 8 名候选人 $U = \{x_1, x_2, \dots, x_8\}$ 符合提拔条件, 为了确定最佳候选人, 该公司对 8 名候选人分别从 6 个方面 $A = \{a_1, a_2, \dots, a_6\}$ 进行评估, 并将评估结果以直觉模糊信息的形式给出 (见表 1)。

表 1 8 名候选人的评估表

候选	评估指标					
人	a_1	a_2	a_3	a_4	a_5	a_6
x_1	(0.7, 0.2)	(0.5, 0.3)	(0.3, 0.4)	(0.8, 0.2)	(0.6, 0.2)	(0.2, 0.3)
x_2	(0.6, 0.3)	(0.4, 0.4)	(0.6, 0.2)	(0.4, 0.2)	(0.2, 0.2)	(0.4, 0.4)
x_3	(0.5, 0.1)	(0.2, 0.5)	(0.4, 0.6)	(0.6, 0.2)	(0.6, 0.2)	(0.3, 0.4)
x_4	(0.8, 0.2)	(0.7, 0.2)	(0.5, 0.3)	(0.5, 0.3)	(0.3, 0.5)	(0.4, 0.2)
x_5	(0.8, 0.2)	(0.6, 0.2)	(0.4, 0.3)	(0.7, 0.1)	(0.6, 0.3)	(0.4, 0.3)
x_6	(0.7, 0.1)	(0.4, 0.5)	(0.6, 0.2)	(0.4, 0.2)	(0.4, 0.4)	(0.3, 0.2)
x_7	(0.5, 0.1)	(0.4, 0.6)	(0.6, 0.4)	(0.5, 0.1)	(0.6, 0.2)	(0.5, 0.3)
x_8	(0.5, 0.3)	(0.2, 0.3)	(0.4, 0.3)	(0.5, 0.2)	(0.5, 0.4)	(0.3, 0.4)

下面利用本文方法确定最佳候选人。

1) 根据式(1) 计算得各属性的直觉模糊熵为 $E(a_1) = 0.2483, E(a_2) = 0.2943, E(a_3) = 0.2862, E(a_4) = 0.3335, E(a_5) = 0.3153, E(a_6) = 0.4227$ 。

利用式(3) 得到属性权重为 $w = \{0.2070, 0.1746, 0.1796, 0.1542, 0.1630, 0.1216\}$ 。

2) 根据式(4) ~ (6) 分别计算得各候选人的隶属度相关系数、非隶属度相关系数和犹豫度相关系数。假设决策者是乐观型的, 取 $k = 0.3$, 由式(7) 计算得各候选人的得分 (见表 2)。

表 2 相关系数及得分

候选人	$\rho_{\mu}(\cdot)$	$\rho_{\gamma}(\cdot)$	$\rho_{\pi}(\cdot)$	$Score(\cdot)$
x_1	0.8797	0.6322	0.9014	0.4348
x_2	0.2982	0.2642	0.0935	0.0476
x_3	0.3713	0.7224	-0.2392	-0.0096
x_4	0.6834	0.2211	0.8616	0.4833
x_5	0.8943	0.7907	0.5636	0.2565
x_6	0.4820	0.6001	0.5483	0.1839
x_7	-0.3637	0.7309	-0.2732	-0.2191
x_8	0.3939	0.6870	-0.2427	0.0092

3) 由表 2 可知 $x_4 > x_1 > x_5 > x_6 > x_2 > x_8 > x_3 > x_7$, 所以最佳候选人为 x_4 。

5 结语

本文综合考虑直觉性和模糊性对直觉模糊集不确定信息的影响, 提出了一种新的直觉模糊熵, 并与文献[7] 进行比较分析。为了减少各属性不确定信息对最优决策的影响, 同时考虑属性权重未知的情形, 利用直觉模糊熵建立非线性规划模型, 从而确定属性权重。然后, 分别从隶属度、非隶属度和犹豫度三个方面定义各对象与理想对象的相关系数, 并根据决策者的决策态度 (乐观、悲观和中立) 建立一种新的得分函数, 进而给出一种基于直觉模糊信息的多属性决策方法。

(下转第 3017 页)

频段具有多种语义,随机游走概率超图 G_k 的连通性较强,因此, α 取值的变化对收敛后的概率分布影响不大。

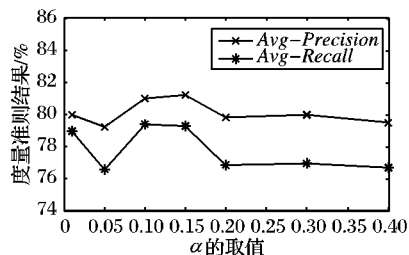


图4 α 取值对实验结果的影响

当 α 取 0.15 时,根据式(15) ~ (17) 的度量准则对实验结果进行了统计,表 2 给出了识别实验结果的对比情况。由表 2 可以看出,本文算法的 *One-Error* 值较小,说明该算法给出的排名靠前的语义不在该视频实际语义集合中的概率较低,这非常符合视频事件检测应用的要求,因为大多数用户往往只关心排名靠前的检测结果;另外从 *Avg-Precision* 和 *Avg-Recall* 的结果可以看出本算法的平均精准率和平均召回率均高于 MLRW 算法,说明在视频事件多语义检测中引入概率超图可以有效提高检测的精准率和召回率。

表 2 实验结果对比

算法	<i>One-Error</i>	<i>Avg-Precision</i>	<i>Avg-Recall</i>
MLRW	0.2451	0.7069	0.7126
PHVESD	0.1503	0.8122	0.7929

5 结语

本文在概率超图的基础上提出了能更好地进行多语义视频事件的检测方法——基于概率超图模型的视频事件语义检测算法 PHVESD。该方法在将底层视觉特征融合的基础上,定义亲密度函数并根据亲密度矩阵构建概率超图,接着在概率超图上应用随机游走及条件概率模型对多语义事件进行分类检测。实验结果表明,采用该方法可以提高多语义事件检测的精准率、召回率及降低 *One-Error* 值。该方法可以应用于基于多语义的视频事件检测中。今后将考虑在特征提取和语义信息描述方面做一些研究与改进;同时,在今后的工作中还

将考虑引入弱监督传递学习的方法进一步提高算法的性能。

参考文献:

- [1] AYERS D, SHAH M. Monitoring human behavior from video taken in an office environment[J]. *Image and Vision Computing*, 2001, 19(12): 833 - 846.
- [2] XU PENG, XIE LEXING, CHANG S-F, et al. Algorithms and systems for segmentation and structure analysis in soccer video[C]// *IEEE International Conference on Multimedia and Expo*. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2001: 721 - 724.
- [3] PERSE M, KRISTAN M, KOVACIC S, et al. A trajectory-based analysis of coordinated team activity in a basketball game[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2009, 113(5): 612 - 621.
- [4] 张玉珍, 魏带娣, 王建宇, 等. 基于多模态融合的足球视频语义分析[J]. *计算机科学*, 2010, 37(7): 273 - 276.
- [5] FU Y W, GUO Y W, ZHU Y S, et al. Multi-view video summarization[J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2010, 12(7): 717 - 729.
- [6] ZHANG J W, WANG F, ZHANG C S, et al. Efficient multi-label classification with hyper-graph regularization[C]// *2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2009: 1658 - 1665.
- [7] HAN Y H, SHAO J, WU F, et al. Multiple hyper-graph ranking for video concept detection[J]. *Journal of Zhejiang University: SCIENCE C (Computer & Electronics)*, 2010, 11(7): 525 - 537.
- [8] LIU Q S, HUANG Y C, METAXAS D N. Hyper-graph with sampling for image retrieval[J]. *Pattern Recognition*, 2011, 44(10/11): 2255 - 2262.
- [9] LUO L, LI B, LI L, et al. Image analysis by discrete radial tchebichef moment[C]// *2010 International Conference on Measuring Technology and Mechatronics Automation*. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2010: 569 - 572.
- [10] HUANG D, SHAN C F, WANG Y H, et al. Local binary patterns and its application to facial image analysis: a survey[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-part C: Applications and Reviews*, 2011, 41(6): 765 - 771.
- [11] 詹永照, 汪满容, 柯佳. 基于人工免疫有序聚类的关键帧提取[J]. *江苏大学学报: 自然科学版*, 2012, 33(2): 199 - 204.
- [12] 郑伟, 王朝坤, 刘璋, 等. 一种基于随机游走模型的多标签分类算法[J]. *计算机学报*, 2010, 33(8): 1418 - 1426.
- [9] 戚筱雯, 梁昌勇, 张恩桥, 等. 基于熵最大化的区间直觉模糊多属性群决策方法[J]. *系统工程理论与实践*, 2011, 31(10): 1940 - 1948.
- [10] 徐泽水. 不确定多属性决策方法及应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2005.
- [11] WU JIANZHANG, ZHANG QIANG. Multicriteria decision making method based on intuitionistic fuzzy weighted entropy[J]. *Expert Systems with Applications*, 2011, 38(1): 916 - 922.
- [12] PARK D G, KWUN Y C, PARK J H, et al. Correlation coefficient of interval-valued intuitionistic fuzzy sets and its application to multiple attribute group decision making problems[J]. *Mathematical and Computer Modelling*, 2009, 50(9/10): 1279 - 1293.
- [13] YE JUN. Fuzzy decision-making method based on the weighted correlation coefficient under intuitionistic fuzzy environment[J]. *European Journal of Operational Research*, 2010, 205(1): 202 - 204.
- [14] YE JUN. Multicriteria fuzzy decision making method using entropy weights based correlation coefficients of interval valued intuitionistic fuzzy sets[J]. *Applied Mathematical Modelling*, 2010, 34(12): 3864 - 3870.

(上接第 3004 页)

参考文献:

- [1] ZADEH L A. Fuzzy sets[J]. *Information and Control*, 1965, 8(3): 338 - 353.
- [2] ATANASSOV K. Intuitionistic fuzzy sets[J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 1986, 20(1): 87 - 96.
- [3] ATANASSOV K. More on intuitionistic fuzzy sets[J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 1989, 33(1): 37 - 46.
- [4] ATANASSOV K. New operations defined over the intuitionistic fuzzy sets[J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 1994, 61(2): 137 - 142.
- [5] BURILLO P, BUSTINCE H. Entropy on intuitionistic fuzzy sets and on interval valued fuzzy sets[J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 1996, 78(3): 305 - 316.
- [6] SZMIDT E, KACPRZYK J. Entropy for intuitionistic fuzzy sets[J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 2001, 118(3): 467 - 477.
- [7] 王毅, 雷英杰. 一种直觉模糊熵的构造方法[J]. *控制与决策*, 2007, 22(12): 1390 - 1394.
- [8] 王培, 魏翠萍. 一种区间直觉模糊熵的构造方法[J]. *计算机工程与应用*, 2011, 47(2): 43 - 45.