

文章编号: 1001-0920(2008)07-0803-05

基于 EMD 和灰关联技术的航迹关联方法

郭文艳^{1,2}, 韩崇昭¹, 雷明¹

(1. 西安交通大学 电子与信息工程学院, 西安 710049; 2. 西安理工大学 理学院, 西安 710048)

摘要: 针对分布式多传感器融合多目标跟踪系统, 提出一种基于经验模态分解(EMD)和灰关联技术的航迹关联方法. 首先采用 EMD 方法将各传感器的航迹信息分解为多个固有模态函数(IMF)之和; 然后以各 IMF 构成矩阵, 对其进行奇异值分解; 再以奇异值作为各航迹的特征向量, 计算特征向量间的灰关联度; 最后通过各关联度的融合, 得到航迹正确关联的结果. 典型情况下的仿真结果表明, 与加权法相比, 该方法能有效地用于航迹关联.

关键词: 信息融合; 航迹关联; 经验模态分解; 固有模态函数; 奇异值分解; 灰关联

中图分类号: TP391.9 **文献标识码:** A

Track association approach based on EMD method and gray correlation technique

GUO Wen-yan^{1,2}, HAN Chong-zhao¹, LEI Ming¹

(1. School of Electronic and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China; 2. School of Science, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China. Correspondent: GUO Wen-yan, E-mail: wyguojtu@163.com)

Abstract: For distributed multi-sensor fusion multi-target tracking system, a track association method based on empirical mode decomposition (EMD) and gray correlation technique is proposed. The EMD method is used to decomposed the track of each sensor into many of intrinsic mode function (IMF) components which form initial matrixes. The singular value, regard as the characteristic vectors of the track of each sensor, is obtained by applying the singular value decomposition technique to the initial matrixes. By fusing the gray correlation between the characteristic vectors, the ture track association rulsults are obtained. The simulation results under the typical environment are compared against the weight track association and show the effectiveness of the proposed algorithm.

Key words: Information fusion; Track association; Empirical mode decomposition; Intrinsic mode function; Singular value decomposition; Gray correlation

1 引言

对于分布式多传感器目标跟踪系统, 每个传感器都有自己的信息处理系统, 并将处理结果送到融合中心, 由融合中心完成多传感器的信息融合. 因此, 一个重要的问题是融合中心如何判断来自于不同传感器的两条航迹是否代表同一个目标, 这就是航迹关联问题^[1,2].

目前, 用于航迹关联的算法通常分为两类: 一类是基于统计的方法; 另一类是基于模糊数学的方法. 统计方法利用两节点目标状态之差构造满足一定分布的统计量, 将航迹关联问题转换成假设检验问题,

并根据预先给定的门限值来判断是否接受两条航迹关联的假设. 然而, 当系统包含较大的导航、传感器校准及转换和延迟误差时, 统计方法会显得力不从心. 模糊数学的方法利用隶属度概念描述两个航迹的相似程度^[3,4], 但对于具体问题如何确定隶属度函数则比较困难.

经验模态分解(EMD)是近年发展起来的一种非线性信号处理方法^[5-7]. 基于 EMD 的方法仅依据数据本身的信息进行分解, 能准确地反映出原信号的物理特征^[5]. 本文将 EMD 方法用于多目标多传感器航迹关联的研究, 将各传感器的航迹信息分解

收稿日期: 2007-05-08; 修回日期: 2007-10-24.

基金项目: 国家 973 计划项目(2001CB309403); 国家自然科学基金项目(60574033); 西安理工大学创新计划项目(108-210602).

作者简介: 郭文艳(1973—), 女, 西安人, 博士生, 从事非线性估计、信息融合的研究; 韩崇昭(1943—), 男, 西安人, 教授, 博士生导师, 从事多传感器信息融合等研究.

为多个固有模态函数(IMF)之和,并以各固有模态函数为分量,构成矩阵,对其进行奇异值分解^[8];以奇异值作为各航迹的特征向量,采用灰色理论^[9]计算灰关联度,再由灰关联度的大小来判定各航迹间是否关联.该方法根据航迹自身的特性判定航迹的相似程度,不需要航迹服从典型的统计假设,因而是一种有效的航迹关联算法.

2 算法原理

2.1 EMD方法

EMD方法将非线性信号分解为一系列表征信号特征时间尺度的固有模态函数. IMF满足两个条件:1)整个数据序列的极大极小值的数目与过零点数目相等或最多差一个;2)数据序列的任意一点由极大值所确定的包络与由极小值所确定的包络的均值为零.分解基于如下假设进行:1)数据中至少有一个极大值和极小值;2)特征时间尺度由极值间的时间间隔确定;3)如果数据没有极值点而只有拐点时,可通过一阶或多阶微分得到极值. EMD分解的具体方法如下:

1) 确定数据序列 $x(t)$ 的所有极值点,将所有极大值点和极小值点用3次样条曲线连接起来,得到原始数据的上包络和下包络,计算上下包络的平均值 m_1 ,记原始数据与平均值的差为 h_1 ,即

$$h_1 = x(t) - m_1. \quad (1)$$

2) 一般情况下 h_1 不满足 IMF 的条件,以 h_1 作为原始数据,重复步骤 1),得到上下包络的平均值 m_{11} ,判断 $h_{11} = h_1 - m_{11}$ 是否满足 IMF 的条件,若不满足,则重复 k 次,得 $h_{1k-1} - m_{1k} = h_{1k}$,直到 h_{1k} 为 IMF. 记 $c_1 = h_{1k}$,同时将 c_1 从 $x(t)$ 中分离出来,得到

$$r_1 = x(t) - c_1. \quad (2)$$

3) 将 r_1 作为原始数据,重复步骤 1) 和 2),得到 $x(t)$ 第 2 个满足 IMF 条件的分量 c_2 . 重复 n 次,得到数据 $x(t)$ 第 n 个满足 IMF 条件的分量 c_n ,即

$$\begin{cases} r_1 - c_2 = r_2, \\ \dots \\ r_{n-1} - c_n = r_n. \end{cases} \quad (3)$$

当 r_n 为一个单调函数时,循环结束.

通过上述步骤可得到

$$x(t) = \sum_{i=1}^n c_i + r_n. \quad (4)$$

由上述过程可知,任何一个数据序列均可分解为 n 个 IMF 分量和一个剩余分量,各个 IMF 模态分量代表原始数据序列在不同时间尺度上的特征信息,剩余分量则代表数据序列的趋势项. 与其他固定基函数的分解方法相比,EMD 分解实现了由数据本

身自适应寻找基函数的分解.

2.2 基于 EMD 方法的航迹关联算法

设目标的状态由目标的位置(包括 x, y 和 z 方向)、目标的速度(对应 x, y 和 z 方向的速度)和目标的加速度等 m 个特征参数构成. 为便于讨论问题,假设送至融合中心的所有状态估计 $X_j^i (i = 1, 2, \dots, M; j = 1, 2, \dots, n_i)$ 都在相同的坐标系里,并且各传感器同步采样,这里 M 是局部节点数, n_i 是局部节点 i 的航迹个数. 为了进一步简化分析,假定 $M = 2$. 设局部节点 1 和节点 2 的航迹号分别为

$$U_1 = \{1, 2, \dots, m_1\}, U_2 = \{1, 2, \dots, m_2\}. \quad (5)$$

2.2.1 基于 EMD 的奇异值分解

由 EMD 方法得到的 IMF 表征了数据序列在不同时间尺度上的特征信息,以它们构成的矩阵表示数据本身具有的特征. 矩阵的奇异值是矩阵的固有特征,它具有较好的稳定性、比例不变性和旋转不变性^[8],能有效地描述矩阵的特征. 获取各节点航迹特征的步骤如下:

1) 对局部节点 1 的航迹 $X_1^i = \{X_1^i(k) | k = 1, 2, \dots, m\} (i \in U_1)$ 进行 EMD 分解,得到 n^i 个 IMF 分量 $c_i^{1(r)}$, $r = 1, 2, \dots, n^i$.

2) 对局部节点 2 的航迹 $X_2^j = \{X_2^j(k) | k = 1, 2, \dots, m\} (j \in U_2)$ 进行 EMD 分解,得到 n^j 个 IMF 分量 $c_j^{2(t)}$, $t = 1, 2, \dots, n^j$.

3) 设 n^i 和 $n^j (i \in U_1, j \in U_2)$ 的最大值为 n ,若某个样本的 IMF 个数 $n^q < n (q = i \text{ or } j)$,则补充零向量,使其具有 n 个分量.

4) 以局部节点 1 第 i 个航迹的 n 个 IMF 分量构成矩阵 A_1^i ,对其进行奇异值分解,求出奇异值 $\lambda_1^1, \lambda_2^1, \dots, \lambda_n^1$. 再以奇异值为分量,构成第 i 个航迹的特征向量

$$i^1 = [\lambda_1^1, \lambda_2^1, \dots, \lambda_n^1], \quad (6)$$

其中 $\lambda_1^1 > \lambda_2^1 > \dots > \lambda_n^1$.

5) 以局部节点 2 的各航迹的 n 个 IMF 分量构成矩阵 A_2^j ,对其进行奇异值分解,求出奇异值 $\lambda_1^2, \lambda_2^2, \dots, \lambda_n^2$. 再以奇异值为分量,构成各航迹的特征向量

$$j^2 = [\lambda_1^2, \lambda_2^2, \dots, \lambda_n^2], \quad j \in U_2, \quad (7)$$

其中 $\lambda_1^2 > \lambda_2^2 > \dots > \lambda_n^2$.

2.2.2 灰关联度的计算

将局部节点 2 的 m_2 条航迹看作已知模式,局部节点 1 的航迹看成待识别模式,航迹关联问题实际上是一个典型的模式识别问题. 灰色关联分析的基本原理是,通过对统计序列的几何关系的比较来分清系统中多因素间的关联程度. 其核心是关联度的计算. 文中航迹特征向量间灰关联度的计算步骤如

下:

1) 以局部节点 1 的第 i 个航迹的特征向量 o_i (待识别模式) 为参考序列, 记为 $o_i = \{ (o_i(k) \mid k = 1, 2, \dots, n) \}$; 来自局部节点 2 的 n_2 条航迹的特征向量 j (已知模式) 为比较序列, 记为

$$j = \{ (j(k) \mid k = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, n_2) \}.$$

2) 为保证数据具有可比性, 对数据序列必须进行数据变换和处理, 这里采用区间值化的方法对特征向量数据进行标准化处理, 即

$$j(k) = \frac{j(k) - \min_j j(k)}{\max_j j(k) - \min_j j(k)}, \quad (8)$$

$$k = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, n_2.$$

3) 计算第 k 个指标的绝对差

$$j(k) = |o_i(k) - j(k)|. \quad (9)$$

4) 参考序列 $o_i(k)$ 与比较序列 $j(k)$ 的关联系数为 $(o_i(k), j(k))$, 简记为 $o_{ij}(k)$,

$$o_{ij}(k) = \frac{\min_j \min_k j(k) + \max_j \max_k j(k)}{j(k) + \max_j \max_k j(k)}, \quad (10)$$

其中 α 为分辨系数, α 越小, 分辨力越大, 一般取 $\alpha = 0.5$. 记 $\min_j \min_k j(k)$ 为两极最小差, $\max_j \max_k j(k)$ 为两极最大差, 则关联系数 $o_{ij}(k)$ 可表示为

$$o_{ij}(k) = \frac{\min_j + \max_k}{j(k) + \max_k}. \quad (11)$$

5) 设 w_k 是 k 点权重, $\sum_{k=1}^n w_k = 1, w_k \geq 0$, 则参考序列 o_i 对比较序列 j 的灰关联度为 (o_i, j) , 简记为 ij ,

$$(o_i, j) = ij = \sum_{k=1}^n w_k o_{ij}(k). \quad (12)$$

当比较序列的各指标对于关联分析是同等重要时, 取 $w_k = 1/n$, 则式(12)变为计算关联度的平均值法, 即

$$(o_i, j) = ij = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n o_{ij}(k). \quad (13)$$

实际上, 由奇异值构成的特征向量对关联判决的影响是不同的: 大的奇异值起的作用大一些, 其权值可设置大一些; 而小的奇异值的权值则可设置小一些或为零.

2.2.3 基于灰关联度的航迹关联方法

计算局部节点 1 的第 i 条航迹与局部节点 2 各航迹间的关联度后, 得到关联度向量

$$i = (i_1, i_2, \dots, i_{n_2}). \quad (14)$$

当 i 取遍 U_1 时, 可求出局部节点 1 的每条航迹与局

部节点 2 各航迹间的关联度, 将所有关联度排成关联度矩阵 R , 即

$$R = \begin{bmatrix} i_1 & i_2 & \dots & i_{n_2} \\ 2i_1 & 2i_2 & \dots & 2i_{n_2} \\ \dots & \dots & \ddots & \dots \\ n_1 i_1 & n_1 i_2 & \dots & n_1 i_{n_2} \end{bmatrix}. \quad (15)$$

下一步就是如何利用关联度矩阵判决两航迹间的相似性. 这里采用全主元识别原则, 即

$$i^* j^* = \max_{i,j} ij, \quad i = 1, 2, \dots, U_1; j = 1, 2, \dots, U_2. \quad (16)$$

且

$$i^* j^* \leq \alpha. \quad (17)$$

则判决航迹 i^* 在 l 时刻与航迹 j^* 关联, 并且 j^* 在 l 时刻不再与其他航迹关联. 在 R 中划去 j^* 所在的行和列, 得到的矩阵依照式(16)和(17)继续判断. 若某一步式(17)不满足, 则判定局部节点 1 的航迹 i^* 在 l 时刻不与来自局部节点 2 的任何一条航迹关联. 其中 α 为阈值参数, $0.5 < \alpha < 1$, 阈值可通过仿真确定.

3 基于 EMD 的灰色航迹关联算法

根据以上分析, 基于 EMD 的灰色航迹关联算法的步骤为:

- 1) 对各节点的每一条航迹进行经验模态分解, 得到航迹的固有模式函数 IMF;
- 2) 对 IMF 构成的矩阵进行奇异值分解, 获取表征航迹特征的特征向量;
- 3) 计算航迹特征向量间的灰关联度, 由关联度矩阵的全主元识别方法判定航迹间的相似性.

4 仿真结果与分析

为讨论问题方便, 这里仅考虑两个局部节点, 并且每个节点配有一部二维雷达. 雷达 1 位于 (125 km, 125 km) 处, 观测半径 $r_1 = 110$ km, 盲区半径 $r_{11} = 2$ km, 测距和测角误差分别为 $\sigma_{r1} = 170$ m, $\sigma_{\theta1} = 1^\circ$; 雷达 2 位于 (235 km, 130 km) 处, 观测半径 $r_2 = 120$ km, 盲区半径 $r_{21} = 2.5$ km, 测距和测角误差分别为 $\sigma_{r2} = 180$ m, $\sigma_{\theta2} = 1^\circ$. 假设在两个传感器的公共观测区域内有 60 批目标, 模拟目标在一个二维平面上变速运动, 目标的初始速度服从 $U[4, 1200]$ m/s 的均匀分布, 初始航向服从 $U[0, 2\pi]$ 的均匀分布, 初始距离在 10 ~ 300 km 之间按正态分布产生.

仿真目标 t 的状态向量为 $X^t = (x, \dot{x}, y, \dot{y})$, 状态方程为

$$x^t(t+1) = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} x^t(k) +$$

$$\begin{bmatrix} T/2 & 0 \\ 1 & 0 \\ 0 & T/2 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} v(k), \quad (18)$$

采样间隔 $T = 4$ s. 目标运动模型中过程噪声的协方差阵为

$$Q(k) = \begin{bmatrix} q_{11}(k) & 0 \\ 0 & q_{22}(k) \end{bmatrix}, \quad (19)$$

$$\sqrt{q_{11}(k)} = 15 \times 10^{-2} \dot{x}(k),$$

$$\sqrt{q_{22}(k)} = 15 \times 10^{-2} \dot{y}(k).$$

各局部节点的滤波在直角坐标系中用 Kalman 滤波算法实现. 传感器量测噪声的协方差为

$$R(k) = \begin{bmatrix} \sigma_x^2(k) & \sigma_{xy}(k) \\ \sigma_{yx}(k) & \sigma_y^2(k) \end{bmatrix}. \quad (20)$$

其中

$$\sigma_x^2(k) = \sigma^2 \cos^2(\theta(k)) + \sigma^2(k) \sin^2(\theta(k)),$$

$$\sigma_y^2(k) = \sigma^2 \sin^2(\theta(k)) + \sigma^2(k) \cos^2(\theta(k)),$$

$$\sigma_{xy}(k) = \sigma_{yx}(k) =$$

$$[\sigma^2 - \sigma^2(k) \sin^2(\theta(k)) \cos^2(\theta(k))]. \quad (21)$$

这里: σ 和 $\sigma(k)$ 分别为雷达的测距和测角误差标准差, $\theta(k)$ 和 $\theta(k)$ 分别为目标在 k 时刻的斜距和方位角.

评价指标: 正确关联概率为

$$E_c(t) = \frac{L}{L \times N} \sum_{i=1}^L C^i(t). \quad (22)$$

其中: $E_c(t)$ 为 t 时刻正确关联的概率; L 为 Monte-Carlo 仿真次数; N 为多传感器公共监视区域内的航迹个数; $C^i(t)$ 为第 i 次 Monte-Carlo 仿真实验中, 在 t 时刻正确关联的航迹个数.

利用伪随机数产生 50 组实验样本进行 Monte-Carlo 仿真实验, 结果如图 1 所示.

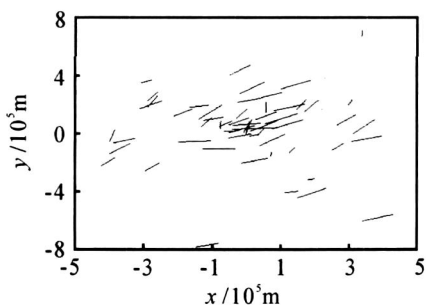


图1 各目标的真实航迹

为验证算法的性能, 在航迹关联阶段分别采用本文方法和加权方法进行实验.

表 1 给出了 50 次 Monte-Carlo 仿真实验中, 分别利用两种方法得到的正确关联的航迹总数; 图 2 给出了相应的正确关联概率; 图 3 给出了 $t = 8$ 时刻, 本文的 EMD 和灰色技术的航迹关联方法与加

表 1 正确航迹关联的航迹总数

采样时刻	本文方法	加权方法	采样时刻	本文方法	加权方法
1	2 160	1 950	7	2 760	1 926
2	2 250	1 860	8	2 796	1 932
3	2 514	1 896	9	2 826	1 935
4	2 556	1 914	10	2 859	1 938
5	2 649	1 920	11	2 880	1 941
6	2 670	1 908	12	2 877	1 941

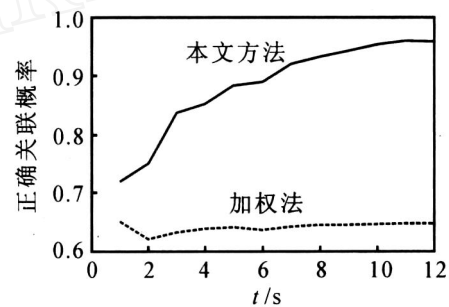


图 2 正确关联概率

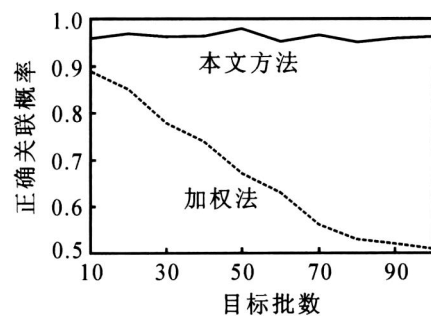


图 3 正确关联概率随目标批数的变化

权法相比, 正确关联概率随目标批数变化的情况.

由表 1 和图 2 可以看出, 本文提出的基于 EMD 和灰关联技术的航迹关联算法与加权法相比, 正确关联概率明显提高. 图 3 表明, 与加权法相比, 当观测区域内目标数增加时, 本文算法的关联性能下降不明显, 因而本文方法适用于密集目标环境下的航迹关联问题.

5 结 论

本文针对分布式多传感器信息融合系统中的航迹关联问题, 提出一种基于经验模态分解和灰关联技术的航迹关联算法. 该方法由 EMD 分解提取航迹自身的特征, 并由灰关联度来判定航迹间的相似性, 不需要航迹服从典型的统计假设, 仅由航迹自身的发展态势确定航迹的相关性. 仿真结果表明, 本文算法的性能明显优于加权法, 是一种处理密集目标环境下航迹关联问题的有效方法.

参考文献(References)

- [1] Bar-Shalom Y, Willian D B. Multitarget-multisensor

- tracking, applications and advances [M]. Norwood: Artech House, 2001.
- [2] Chang K C, Saha R K, Bar-Shalom Y. On optimal track-to-track fusion[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 1997, 33(4): 1271-1276.
- [3] Wilson J F. A fuzzy logic multisensor association algorithm[C]. Signal Processing, Sensor Fusion, and Target Recognition. Orlando, 1997: 76-87.
- [4] 何友, 王国宏, 陆大金, 等. 多传感器信息融合与应用[M]. 北京: 电子工业出版社, 2001: 220-226. (He Y, Wang G H, Lu D J, et al. Multisensor information fusion with applications [M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2001: 220-226.)
- [5] Huang N E, Shen Z, Long S R, et al. The empirical mode decomposition and the hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis [C]. Proc of the Royal Society of London. London, 1998, 454: 903-995.
- [6] Huang N E, Wu M C, Long S R, et al. A confidence limit for the empirical mode decomposition and the hilbert spectrum analysis[J]. Proc of the Royal Society of London, Series A, 2003, 459(2037): 2317-2345.
- [7] Wu Z, Huang N E. A study of the characteristics of white noise using the empirical mode decomposition method[J]. Proc of the Royal Society of London, Series A, 2004, 460(2046): 1597-1611.
- [8] 程云鹏, 张凯院, 徐仲. 矩阵论[M]. 第 2 版. 西安: 西北工业大学出版社, 2000. (Cheng Y P, Zhang K Y, Xu Z. The theory of matrixes [M]. 2nd ed. Xi'an: Publishing House of Northwestern Polytechnical University, 2000.)
- [9] 邓聚龙. 灰色控制系统[M]. 武汉: 华中理工大学出版社, 1997. (Deng J L. Gray control system [M]. Wuhan: Publishing House of Huzhong Science and Engineering University, 1997.)
- [10] 衣晓, 关欣, 何友. 分布式多目标跟踪系统的灰色航迹关联模型[J]. 信号处理, 2005, 21(6): 653-655. (Yi X, Guan X, He Y. Gray track correlation model for distributed multitarget tracking system [J]. Signal Processing, 2005, 21(6): 653-655.)

(上接第 802 页)

参考文献(References)

- [1] Kraus S, Shehory O, Taase G. Coalition formation with uncertain heterogeneous information [C]. Proc of the 2nd Int Joint Conf on Autonomous Agents and Multi-agent Systems. Melbourne, 2003: 1-8.
- [2] 蒋建国, 夏娜, 齐美彬, 等. 一种基于蚁群算法的串行多任务联盟生成算法[J]. 电子学报, 2005, 33(12): 2178-2182. (Jiang J G, Xia N, Qi M B, et al. An ant colony algorithm based serial multi-task coalition generation algorithm[J]. Acta Electronica Sinica, 2005, 33(12): 2178-2182.)
- [3] Vig L, Adama J A. Multi-robot coalition formation[J]. IEEE Trans on Robotics, 2006, 22(4): 637-649.
- [4] Conitzer V, Sandholm T. Complexity of constructing solutions in the core based on synergies among coalitions [J]. Artificial Intelligence, 2006, 170(6/7): 607-619.
- [5] Hosam H, Khaldoun Z. Planning coalition formation under uncertainty: Auction approach [C]. Proc of the 2nd Int Conf on Information and Communication Technologies: From Theory to Applications. Syria, 2006: 3013-3017.
- [6] 兰少华, 叶东海, 吴慧中. 一种 AGENT 任务求解联盟形成策略[J]. 小型微型计算机系统, 2004, 25(5): 941-944. (Lan S H, Ye D H, Wu H Z. Method to form an agent coalition for problem solving[J]. Mini-micro Systems, 2004, 25(5): 941-944.)
- [7] Vassileva J, Breban S, Horsch M. Agent reasoning mechanism for long-term coalitions based on decision making and trust[J]. Computational Intelligence, 2002, 18(4): 583-595.
- [8] Griffiths N, Luck M. Coalition formation through motivation and trust[C]. Proc of the 2nd Int Joint Conf on Autonomous Agents and Multi-agent Systems. Melbourne, 2003: 17-24.
- [9] Atanassov K. Intuitionistic fuzzy sets [J]. Fuzzy Sets and Systems, 1986, 20(1): 87-96.
- [10] Bustince H. Construction of intuitionistic fuzzy relations with predetermined properties[J]. Fuzzy Sets and Systems, 2000, 109(3): 379-403.