

一种基于航迹隶属度的动态加权融合算法^{*}

李妍妍, 张伟, 陈明燕

(电子科技大学 电子科学技术研究院, 成都 611731)

摘要: 提出一种适用于传感器精度差异较大时的目标精确跟踪的加权融合算法, 该算法通过求解局部航迹之间的最佳隶属度矩阵, 将局部航迹本身的最佳隶属度动态地赋给对应传感器权值, 实现权值的动态分配。蒙特卡洛仿真表明, 精度差异较大传感器组成的融合跟踪网络中, 该算法不论应用于匀速目标还是机动目标的精确跟踪, 均具有良好的性能。

关键词: 多传感器; 最佳隶属度; 权值动态分配; 航迹融合

中图分类号: TP391.9

文献标志码: A

文章编号: 1001-3695(2013)05-1334-03

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2013.05.013

Kind of dynamic weigh fusion algorithm based on track fuzzy membership

LI Yan-yan, ZHANG Wei, CHEN Ming-yan

(Research Institute of Electronic Science & Technology, University of Electronic Science & Technology of China, Chengdu 611731, China)

Abstract: The paper presented a weighted fusion algorithm on track fuzzy membership. The algorithm made the best membership dynamically assigned to the corresponding weights by solving optimal membership degree matrix between the local tracks. Finally Monte Carlo simulation results show that in the multi-sensor network which have distinctly different accurate the proposed algorithm applies to both uniform target and maneuvering target with a good performance.

Key words: multi-sensor; track fuzzy membership; dynamic weigh; track fusion

0 引言

分布式传感器融合结构由于其对通信系统开销小、融合速度快,且局部滤波器具有检测录取能力或者数据处理能力,成为信息融合常选用的方式。目前应用于分布式融合的经典算法主要有加权平均法、协方差法和自适应航迹融合算法等。加权平均法由于算法较成熟,在工程中较易实现,得到极为广泛的应用。其中,动态权值实时分配仍是目前研究的热点。权值分配的方法很多,现阶段主要有基于统计和基于模糊数学两类。基于统计的加权算法有最大似然最小均方误差估计和最小二乘法等;基于模糊数学的权值分配方法有支持度权值分配法等。文献[1]研究的权值分配法即是最小均方误差的一种,它是利用局部航迹估计误差协方差矩阵与融合估计误差协方差矩阵的相关性来实现权值分配。文献[2~5]研究的是支持度航迹动态分配算法,它是一种基于模糊数学的融合算法,这种算法先建立基于局部航迹间相对距离的支持度函数,然后根据 Perron-Frobenius 定理求得该矩阵特征值中最大模值对应的特征向量值,并赋给相应局部航迹权值。文献[1]算法由于需要对估计误差协方差矩阵进行求逆运算,导致算法复杂度和计算量增大;文献[2~5]支持度动态权值分配法由于对先验信息的依赖程度较低,无须进行矩阵求逆运算,降低了算法的复杂度和计算量,引起了人们的广泛关注。但确定支持度矩阵时,由于局部航迹自身统计距离为“0”,从而使局部航迹自身

的支持度置成了“1”。但由于量测噪声的存在,显然置“1”的处理不符合实际情况,影响支持度矩阵对实际局部航迹间支持度的度量。然而在目标的精确跟踪中,跟踪精度对组网传感器的精度差异特别敏感^[3]。若传感器间精度误差较大,可能使理论支持度矩阵严重偏离实际,最终导致机动目标的融合跟踪权值的分配偏离实际,使融合结果恶化。

针对上述问题,本文研究了基于航迹最佳隶属度的动态加权算法。该算法利用目标运动状态特征,求解局部航迹之间最佳隶属度来实现局部航迹之间相似性的度量。对于局部航迹自身隶属度的求解时,没有用自身航迹的统计距离,而是将其对应传感器的精度作为统计距离。该算法不但避免了文献[1]算法中提到的估计误差协方差矩阵逆的运算,而且克服了文献[2~5]局部航迹自身统计距离为“0”而导致支持度设为常数“1”的缺陷。航迹隶属度动态加权融合算法事实上是模糊聚类分析在航迹融合中的应用。该算法通过建立反映局部航迹间航迹隶属度矩阵,将每个抽样时刻航迹自身隶属度赋给该时刻局部航迹的权值,实现航迹的动态实时权值分配。为了适应目标的实时变化,每一个采样时刻均进行权值分配,保证了权值分配的实时性。最后,蒙特卡洛仿真证明,基于航迹最佳隶属度权值动态分配法无论是在目标处于匀速还是存在机动场景下,均较支持度动态权值分配法有更好的融合性能,尤其对机动目标融合跟踪,机动时间段内该算法比支持度动态权值分配法融合算法的跟踪更平稳且精度提高了18%左右。

收稿日期: 2012-09-03; 修回日期: 2012-10-28 基金项目: 航空科学基金资助项目(20090580013); 国防预研基金资助项目

作者简介: 李妍妍(1984-),女,山东梁山人,硕士研究生,主要研究方向为多传感器信息融合、信息融合在组合导航中的应用(xinxinran_lyy@163.com); 张伟(1974-),男,副研究员,博士,主要研究方向为雷达信号与信息处理; 陈明燕(1980-),女,助理研究员,博士研究生,主要研究方向为雷达资源调度、雷达数据处理。

1 局部航迹模糊聚类分析

局部航迹模糊聚类分析将局部航迹间的隶属度映射到 $[0,1]$ 区间,这是一种以模糊集理论为基础的聚类算法。模糊聚类考虑了局部航迹之间的联系,认为每个局部航迹对各个聚类中心都有一个隶属关系,每个样本对各个类的隶属度之和为1。要建立局部传感器目标位置信息项的聚类,首先取局部航迹到聚类中心的统计距离为

$$d_{ij}(l) = \|x_i(l) - v_j(l)\|$$

其中: x_i 为 l 时刻传感器 i 跟踪到的目标位置, $v_j(l)$ 为 l 时刻聚类中心。

定义隶属度函数聚类损失函数为

$$J_m(U, V) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N u_{ij}^m(l) d_{ij}^2(l)$$

要求隶属度函数聚类损失在上述约束条件下最小,用数学规划问题来描述:

$$\begin{cases} \min J_m(U, V) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N u_{ij}^m(l) d_{ij}^2(l) \\ \sum_{j=1}^N u_{ij}(l) = 1 & 1 \leq i \leq N \\ 0 \leq u_{ij}(l) \leq 1 & 1 \leq i \leq N, 1 \leq j \leq N \\ 0 < \sum_{i=1}^N u_{ij}(l) < N & 1 \leq j \leq N \end{cases} \quad (1)$$

通过拉格朗日最速下降法,即可求解出最佳的隶属度 $u_{ij}(l)$ 和最佳聚类中心 $v_j(l)$ 。

$$u_{ij}(l) = \frac{(1/d_{ij}(l))^{2/(m-1)}}{[\sum_{i=1}^N (1/d_{ij}(l))^{2/(m-1)}]} \quad \forall i, j = 1, 2, \dots, N \quad (2)$$

$$v_j(l) = x_j(l) \quad (3)$$

由式(3)可知,聚类中心为另一局部航迹的位置信息。那么,不同局部航迹到聚类中心的统计距离转换成对应两局部航迹位置信息统计距离的计算。为降低计算复杂度,在具体实现中不用对聚类中心进行计算。对于局部航迹自身的统计距离,用该航迹对应传感器的精度来衡量^[6]。

2 最佳隶属度在加权航迹融合中的应用

2.1 分布式融合基本流程

分布式航迹融合算法基本流程是:首先将经过野值剔除、时空对准处理(即数据预处理)后的多传感器量测数据送入局部传感器获取局部航迹并将其送入融合中心,在融合中心用最佳隶属度算法完成权值分配实现航迹融合。在融合中心,根据模糊均值聚类算法,进行局部航迹间统计距离计算,建立隶属度矩阵。根据隶属度矩阵信息,将局部航迹自身的隶属度赋给该传感器的权值,最后进行加权组合获取滤波融合值。由于隶属度矩阵没有考虑数据前后在时间上的关联性,将前面融合值送入滤波器进行二次滤波估计,从而得到系统的全局融合估计。该算法的具体实现流程如图1所示。

2.2 算法分析及具体实现

假设本文送入局部传感器的数据均是同一坐标同一时间基准下的数据且不存在野值。由于文献[2~5]中提到的支持度算法和本文提出的融合算法同属于模糊融合算法,且两种算法都不需要进行局部航迹误差协方差求逆运算,具有很强的工程实用性,故本文算法仿真结果与支持度融合算法进行对比。

最后对局部航迹实施加权计算,实现目标的实时动态跟踪。依据图1的描述,该算法的具体实现过程如下:

a) 局部航迹的形成。针对机动目标和匀速目标两种情况,分别采用工程上证明实用且常用的 IMM 和 CA 模型。由于 CA 模型较简单,不再详述,可以参见文献[7]。为了降低计算复杂度,提高信息处理实时性且不失代表性,每个 IMM 滤波器选由三个基本卡尔曼滤波器组成。系统状态向量选用九维信息表示法,即为 $X = [x \dot{x} \ddot{x} y \dot{y} \ddot{y} z \dot{z} \ddot{z}]^T$, IMM 模型的先验概率为 $\mu_0 = [\frac{1}{3} \frac{1}{3} \frac{1}{3}]$, 从模型 i 到 j 的概率预设为

$$\pi_{ij} = \begin{bmatrix} 0.9 & 0.05 & 0.05 \\ 0.05 & 0.9 & 0.05 \\ 0.05 & 0.05 & 0.9 \end{bmatrix}$$

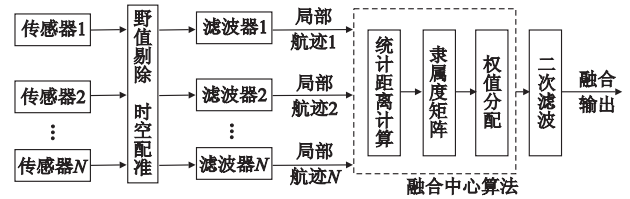


图1 融合算法流程

根据上述先验条件,即可求得各传感器的局部航迹,分别表示为

$$X_1(l/l), X_2(l/l), \dots, X_N(l/l)$$

b) 计算任意两条局部航迹的统计距离。两条局部航迹之间的统计距离求解时有不同局部航迹之间的统计距离和局部航迹自身的统计距离两种情况。

(a) 不同局部航迹的统计距离表示为

$$d_{ij}(l) = \|X_i(l/l) - X_j(l/l)\| \quad i \neq j \quad (4)$$

(b) 局部航迹自身的统计距离用对应传感器的测量精度来表示,即

$$d_{ii}(l) = \|\Delta_i\| \quad i = j \quad (5)$$

其中: Δ_i 表示传感器 i 的测量精度。统计距离越大,说明两条局部航迹之间的相似度越小。

c) 统计距离矩阵的确定。由步骤 b) 的计算,可以得到统计距离矩阵为

$$D(l) = \begin{bmatrix} d_{11}(l) & d_{12}(l) & \dots & d_{1N}(l) \\ d_{21}(l) & d_{22}(l) & \dots & d_{2N}(l) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ d_{N1}(l) & d_{N2}(l) & \dots & d_{NN}(l) \end{bmatrix}$$

d) 最佳隶属度的确定。局部航迹之间的局部隶属度的计算公式为

$$u_{ij}(l) = \frac{(1/d_{ij}(l))^{2/(m-1)}}{[\sum_{i=1}^N (1/d_{ij}(l))^{2/(m-1)}]} \quad \forall i, j = 1, 2, \dots, N \quad (6)$$

其中: m 为模糊权重因子,一般取值为 $(0,5]$; $u_{ij}(l)$ 为航迹 i 和 j 在 l 时刻的隶属度。两个局部航迹之间隶属度越大,说明对应两局部传感器对目标跟踪特性越一致。

e) 航迹隶属度矩阵的确立。经过步骤 d) 的计算,可以得到航迹隶属度矩阵为

$$U(l) = \begin{bmatrix} u_{11}(l) & u_{12}(l) & \dots & u_{1N}(l) \\ u_{21}(l) & u_{22}(l) & \dots & u_{2N}(l) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ u_{N1}(l) & u_{N2}(l) & \dots & u_{NN}(l) \end{bmatrix}$$

其中: $U(l)$ 是非负且对称矩阵,即 $U = U^T$ 且 $u_{ij}(l) \geq 0$ 。

f) 融合权值分配。实际上就是多传感器对融合航迹贡献量度的确定。由于所有传感器均是对同一目标的跟踪,那么某一航迹自身的隶属度最能体现对融合航迹的贡献。因此,将所有传感器自身隶属度看做一个集合,那么集合内的元素是所有传感器对航迹融合贡献的度量。将所有传感器局部航迹自身隶属度归一化,符合 $\sum_{i=1}^N w_i = 1$ 的约束条件,且归一化的隶属度是通度量化的^[8],故可以将其作为局部航迹权重,表达式可写为

$$w_i(l) = \frac{u_{ii}(l)}{\sum_{i=1}^N u_{ii}(l)} \quad (7)$$

对局部航迹进行加权,得到融合航迹 $X_{\text{fusion}}(l/l)$,即

$$X_{\text{fusion}}(l/l) = \sum_{i=1}^N w_i(l) X_i(l/l) = \sum_{i=1}^N \frac{u_{ii}}{\sum_{i=1}^N u_{ii}} X_i(l/l)$$

g) 利用上文中的滤波模型算法,对上述融合结果进行二次滤波,得到全局系统的最终融合结果 $X(l/l)$ 。

3 仿真结果与分析

取模糊权重 $m = 2$ 。为了降低仿真复杂度,局部传感器取三部雷达。由于要求目标的精确跟踪,三部雷达的精度均值均不能太大。本仿真中设三部雷达在 x, y, z 三个方向的量测精度分别为

$$\begin{aligned} \sigma_{x1} &= 40 \text{ m}, \sigma_{y1} = 45 \text{ m}, \sigma_{z1} = 35 \text{ m} \\ \sigma_{x2} &= 45 \text{ m}, \sigma_{y2} = 50 \text{ m}, \sigma_{z2} = 40 \text{ m}; \\ \sigma_{x3} &= 40 \text{ m}, \sigma_{y3} = 45 \text{ m}, \sigma_{z3} = 35 \text{ m} \end{aligned}$$

蒙特卡洛仿真次数为 $MC = 500$ 。为比较融合跟踪航迹与传感器跟踪航迹的跟踪误差,选取目标位置误差均方根(RMSE)作为目标融合跟踪性能指标。目标 x, y, z 轴的均方根误差分别为

$$\begin{aligned} \sigma_x &= \sqrt{\frac{1}{MC}(\hat{x} - x)^2}, \sigma_y = \sqrt{\frac{1}{MC}(\hat{y} - y)^2} \\ \sigma_z &= \sqrt{\frac{1}{MC}(\hat{z} - z)^2} \end{aligned}$$

目标位置的均方根误差为

$$\sigma_p = \sqrt{\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + \sigma_z^2}$$

3.1 机动目标

蛇形运动是非常典型的机动形式,本仿真即选用蛇形机动,仿真环境与文献[3]相同。仿真环境描述如下:目标初始位置为 $(-3000 \text{ m}, 1000 \text{ m}, -4000 \text{ m})$,初速度为 100 m/s ,在 $0 \sim 20 \text{ s}$ 匀速飞行,在 $21 \sim 40 \text{ s}$ 以转弯速率为 0.157 rad/s 做转弯机动,在 $41 \sim 60 \text{ s}$ 匀速飞行,在 $61 \sim 80 \text{ s}$ 以转弯速率为 -0.157 rad/s 做转弯机动,在 $81 \sim 100 \text{ s}$ 做匀速飞行。仿真结果如图 2~4 和表 1 所示。

表 1 机动目标跟踪误差均方根均值比较

	传感器及融合算法				
	传感器 1	传感器 2	传感器 3	最佳隶属度融合算法	支持度融合算法
均方根误差均值/m	54.827 6	61.988 5	54.876 9	33.144 5	40.649 4

3.2 匀速目标

仿真环境如下: x, y, z 方向目标初始位置分别为 $(100 \text{ m},$

$150 \text{ m}, 16000 \text{ m})$,速度分别为 $v_x = 50 \text{ m/s}, v_y = 60 \text{ m/s}, v_z = -36 \text{ m/s}$,跟踪时间为 100 s ,抽样间隔为 $T = 1 \text{ s}$ 。仿真结果如图 5~7 和表 2 所示。

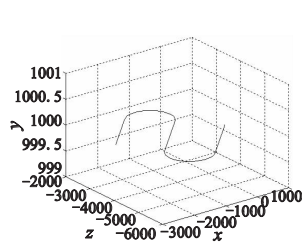


图 2 机动目标原始航迹

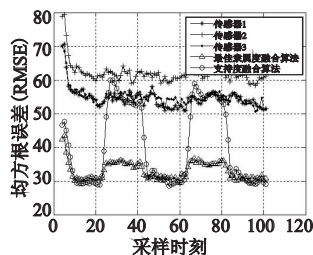


图 3 机动目标均方根误差

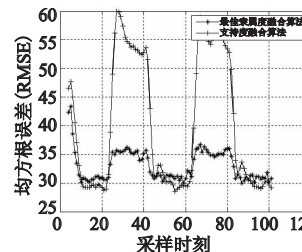


图 4 两种融合算法均方根误差比较

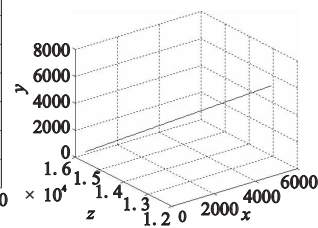


图 5 匀速目标原始航迹

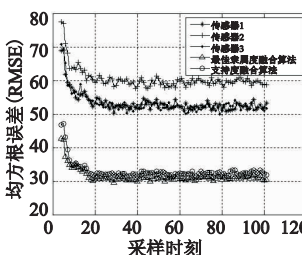


图 6 匀速目标均方根误差

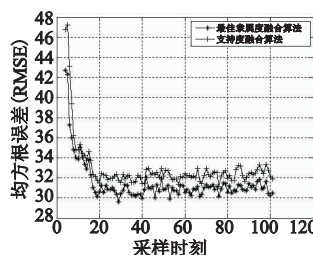


图 7 两种算法均方根误差

表 2 匀速目标跟踪误差均方根均值比较

	传感器及融合算法				
	传感器 1	传感器 2	传感器 3	最佳隶属度融合算法	支持度融合算法
均方根误差均值/m	53.180 6	60.557 5	53.588 0	31.670 6	33.147 2

3.3 仿真结果分析

a) 仿真中的三部雷达,雷达 1 和 3 的测量精度一致,高于雷达 2,所以雷达 1 和 3 的局部航迹误差比雷达 2 小,且融合的状态估计更接近精度高的雷达 1 和 3。因此,多传感器组网应尽量选用高精度的传感器,且传感器之间精度不要差距太大,为提高融合跟踪性能提供可能。

b) 在组网雷达跟踪精度差异较大的情况下,最佳隶属度融合算法跟踪机动目标还是匀速目标均有良好的融合跟踪性能。对于匀速运动的目标,两种算法的融合结果基本一致,最佳隶属度融合结果相对于支持度融合算法提高 5% 左右,相对于每部雷达的跟踪精度均提高 35% 以上;对于机动目标,支持度融合算法在目标机动时间段均方根误差波动幅度较大,尤其是在目标机动时刻均方根误差剧增,导致融合恶化,融合跟踪结果甚至不及单传感器。而最佳隶属度融合跟踪算法在整个跟踪期间均方根误差要平滑很多,且在目标机动时刻融合跟踪均方根误差波动幅度较小,相对于支持度融合算法总体跟踪精度提高 18%,相对于每部雷达的跟踪精度均提高了 39% 以上,因此最佳隶属度融合算法能够保证目标跟踪的可靠性。

c) 在三部雷达具有较大的量测误差时,该算法下融合跟踪系统仍具有较好的鲁棒性。雷达组网系统中, (下转第 1369 页)

节点参与平均数、跟踪误差以及累积能量消耗如表2所示。从表2数据看出,本文所提出的方法无论是参与的节点数目还是跟踪误差所得到的结果与CKF基本相同,说明了本文所提方法的跟踪误差与集中式性能相当。能量消耗方面,本文的方法高于CKF,这也是由于分布计算多个节点能够独立工作所引起的。分布式跟踪由于采用分布式结构,能提高系统的容错能力,降低了对单个节点的性能要求,需寻找更好的组织策略进一步降低系统能耗。

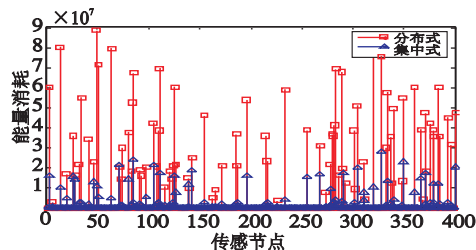


图6 单个节点网络能耗统计图

表2 两类方法跟踪效果对比

节点数目	节点参与数/个		跟踪误差/m		能量消耗/J	
	CKF	DEKFT	CKF	DEKFT	CKF	DEKFT
200	2.4049	2.3634	2.0528	2.2993	1.1921	3.6789
250	3.5537	3.5098	2.1428	2.3009	1.13	2.9632
300	4.0927	4.1073	1.4169	1.3691	1.4624	3.1762
350	4.3707	4.3927	1.1052	1.2055	2.7336	4.8348
400	5.7723	5.7829	0.9618	1.0714	3.0207	6.1729

4 结束语

本文提出了一种动态目标跟踪传感器管理策略,称为动态一致扩展卡尔曼滤波器。目标初始定位采用加权最小二乘,随后的每一跟踪步建立动态跟踪簇,簇内成员节点协作执行目标的检测及分布式状态估计。基于协作最近邻准则的动态成簇能保证簇内成员节点之间的单跳通信距离,能够减少多跳中继通信发生,缩短信号通信距离,节约了通信能量。基于一致性滤波器的分布式扩展卡尔曼滤波算法用于完成目标的状态估计,适用于非线性系统。仿真结果表明,文中所提算法与CKF相比,跟踪性能相当,适用于要求高可靠性的非线性跟踪。这是由于尽管跟踪精度稍低,然而节点仅需与邻居交换数据,消除集中式结构中心节点的瓶颈,并能消除中心节点失效带来的灾

(上接第1336页)单部雷达由于量测精度产生的误差较大的野值数据虽然对单部雷达的跟踪结果影响较大,但最佳隶属度融合跟踪系统仍能保持较稳定的输出,表明该算法受外界干扰影响较小。

4 结束语

本文研究的最佳隶属度权值动态分配融合算法,将目标运动状态与传感器的分辨率有效结合,建立反映局部航迹间相似关系的隶属度矩阵。由于多传感器是对同一目标的跟踪,局部航迹自身的最佳隶属度可以作为对融合贡献的度量,将所有局部航迹自身隶属度归一化结果赋给相应的权值,实现了权值的动态分配。基于最佳隶属度的权值分配法计算量适中,对先验信息的依赖程度很小,因而融合结果较为客观。而且将传感器精度引入到隶属度计算中,弥补了支持度航迹融合算法本身支持度的缺陷,对信息的分配更符合实际。实验及仿真结果表明,该算法能实时自适应地来调整当前时刻融合权值的分配,无论对于机动目标还是匀速目标,该算法的融合精度都较高,

且具有较好的稳健性。

参考文献:

- [1] AKYILDIZ L F, SU Wei-lian, SANKARASUBRAMANIAM Y, *et al.* Wireless sensor networks: a survey[J]. *Computer Networks*, 2002, 38(3): 393-422.
- [2] CHEN Wei-peng, HOU J C, SHA Lui. Dynamic clustering for acoustic target tracking in wireless sensor networks [J]. *IEEE Trans on Mobile Computer*, 2004, 3(3): 258-271.
- [3] ZHAO Feng, SHIN J, REICH J E. Information-driven dynamic sensor collaboration for tracking applications [J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2002, 19(2): 61-72.
- [4] ZHANG Wen-sheng, CAO Guo-dong. dCTC: dynamic convoy tree-based collaboration for target tracking in sensor network [J]. *IEEE Trans on Wireless Communications*, 2004, 3(5): 1689-1701.
- [5] JIN Guang, NITTEL S. An efficient noise-tolerant event and event boundary detection algorithm in wireless sensor networks[C]//Proc of the 7th Mobile Data Management. 2006: 153.
- [6] 王睿, 梁彦, 潘泉, 等. 无线传感器网络信息感知中的自组织算法[J]. *自动化学报*, 2006, 32(5): 829-833.
- [7] 龙慧, 樊晓平, 刘少强, 等. 无线传感器网络动态协作最近邻目标跟踪算法[J]. *传感器与微系统*, 2012, 31(7): 135-139.
- [8] 陈延军, 潘泉, 梁彦, 等. 基于IDSQ的自适应动态协同自组织算法[J]. *控制与决策*, 2011, 26(3): 393-401.
- [9] OLFATI S R, SHAMMA J. Consensus filters for sensor networks and distributed sensor fusion [C]//Proc of Conference on Decision and Control. 2005: 6698-6703.
- [10] LONG Hui, QU Zhi-hua, FAN Xiao-ping, *et al.* Distributed extended Kalman filter based on consensus filter for wireless sensor network [C]//Proc of the 10th World Congress on Intelligent Control and Automation. 2012: 4315-4319.
- [11] OLFATI S R. Distributed Kalman filtering for sensor networks [C]//Proc of the 46th Decision and Control. 2007: 5492-5498.
- [12] MANISH B, ANANTHA P C. Bounding the lifetime of sensor network via optimal role assignments [C]//Proc of the 21st Conference of the IEEE Computer and Communications Societies. 2002: 1587-1596.

且具有较好的稳健性。

参考文献:

- [1] 杨万海. 多传感器数据融合及其应用[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2004: 112-124.
- [2] 胡振涛, 刘先省. 基于动态加权的分布式多传感器航迹融合算法[J]. *计算机应用研究*, 2006, 23(6): 59-61.
- [3] 全丽, 张伟, 张可. 一种滤波系数化的分布式航迹融合方法[J]. *计算机工程与应用*, 2011, 47(36): 141-143.
- [4] 马慧萍, 王永海, 张伟, 等. 一种实时目标跟踪航迹数据融合算法[J]. *计算机仿真*, 2010, 27(11): 44-46.
- [5] 刘准礼, 程咏梅, 潘泉, 等. 多传感器冲突信息的加权融合算法[J]. *传感技术学报*, 2009, 22(3): 366-370.
- [6] 冉金和, 张玉. 基于航迹隶属度的分布式系统数据融合算法[J]. *信号处理*, 2011, 27(2): 226-229.
- [7] 何友, 修建娟, 张晶炜, 等. 雷达数据处理及应用[M]. 2版. 北京: 电子工业出版社, 2009: 148-169.
- [8] 雷宏. 基于隶属度集合的熵值权重方法研究[J]. *中国农业银行武汉培训学院学报*, 2009(3): 37-39.