

# 无线传感器网络中分布式量化航迹稳健融合

周彦<sup>1,2</sup>, 李建勋<sup>2</sup>

(1. 湘潭大学信息工程学院, 湖南湘潭 411105;  
2. 上海交通大学自动化系, 上海 200240)

**摘要:** 针对无线传感器网络(wireless sensor network, WSN)中的通信带宽和节点能量约束,提出了一种新的分布式量化航迹稳健融合框架。首先,对局部状态估计的方差阵进行压缩处理,取其对角上确界矩阵;再对压缩后的方差阵和状态估计向量进行K-均值矢量量化,送往融合中心(fusion center, FC)。其次,针对局部估计的未知或者不完整相关性,提出了不依赖于相关性的稳健航迹融合方法——内椭球逼近法(inner ellipsoidal approximation, IEA)用于簇首(cluster head, CH)的融合估计。仿真结果证明所提出算法的有效性;跟踪精度方面非常接近已有文献中的结果,而所需通信带宽远低于已有方法;通信能量方面,相对于随机选取激活节点策略,采用目标导向的动态分簇策略节省最高可达42%的能量。

**关键词:** 无线传感器网络; 分布式融合; 目标跟踪; 估计融合; 稳健性

**中图分类号:** TP 391

**文献标志码:** A

**DOI:** 10.3969/j.issn.1001-506X.2011.03.35

## Distributed robust fusion of quantized track for target tracking in wireless sensor networks

ZHOU Yan<sup>1,2</sup>, LI Jian-xun<sup>2</sup>

(1. College of Information Engineering, Xiangtan University, Xiangtan 411105, China;  
2. Department of Automation, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200240, China)

**Abstract:** Considering the limited communicational bandwidth and energy supply in wireless sensor networks (WSNs), a novel framework for quantized track fusion in a robust and distributed way is proposed. Firstly, the local covariance matrices are compressed to find the diagonal lower bound of the matrix. Then the compressed covariance matrix and the target state estimate are quantized using K-means, and sent to the fusion center (FC), i.e., cluster header (CH). Secondly, a correlation independent robust tracking fusion algorithm, inner ellipsoidal approximation, is proposed in order to attack the unknown or incomplete correlations among local estimates. Finally, an example is included to illustrate the effectiveness of the proposed algorithm. It performs very closely to the existing results while requires much less bandwidth; on the other hand, compared with the random selection of node activation, the target-oriented dynamic clustering approach saves energy consumption up to 42%.

**Keywords:** wireless sensor network; distributed fusion; target tracking; estimation fusion; robustness

## 0 引言

相对于集中式估计融合系统,分布式航迹融合方法具有造价低、可靠性高、系统生命力强和工程上易于实现等特点,因此更加引起学者们的重视<sup>[1-3]</sup>。传统的卡尔曼滤波(Kalman filter, KF)融合算法<sup>[4]</sup>,在互相关性为零的情况下,局部估计的一致性保证了其融合估计的一致性<sup>[5]</sup>。此时,融合估计的权值即对应于传统KF的增益<sup>[6-7]</sup>。最近,

文献[8]提出了最优信息融合KF。在互协方差阵已知情况下,KF融合算法和最优信息融合KF是全局最优的。但是在实际应用条件下,信息源的互相关性往往是未知的或者不精确已知的,此时KF融合器和最优信息融合KF并不能保证融合的全局最优性,甚至不能直接应用。一种简单的处理办法就是假定信息源是不相关的,从而出现了所谓的加权平均法。加权平均法在两条航迹都是传感器航迹并且不存在过程噪声,两个传感器在初始时刻的估计误差在不

收稿日期:2010-02-22; 修回日期:2011-01-13。

基金项目:国家自然科学基金(60874104,60935001);上海市重点基础研究基金(08JC1411800);湘潭大学博士科研启动经费(10QDZ22)资助课题

作者简介:周彦(1978-),男,博士,主要研究方向为传感器网络、信息融合。E-mail: yanzhou@xtu.edu.cn

相关时是最优的。然而,当各传感器的局部估计误差相关时,它是次优的。考虑到估计互协方差阵的计算代价较高,文献[9]提出了协方差交叉法(covariance intersection, CI)。这种方法在逆协方差空间中寻找均值和方差的凸组合,从而绕过传统方法对互协方差阵的依赖性,且容易实现。2002年,文献[10]从信息理论的角度证明了CI的正确性,并找出它能用于融合任何概率密度函数,而不是只限于高斯分布。但是CI过于保守,因为由该方法确定的融合方差椭圆要比实际的方差椭圆大。为此,学者们提出了最大椭圆法<sup>[11]</sup>以克服CI的性能保守性,该方法寻找协方差阵交集的最大内接椭圆来确定融合方差和融合估计。文献[11]提出的最大椭圆法解决了矩阵取向不相容问题,并由此得到椭圆相交区域的最大内接椭圆。然而,该文中计算融合估计的方法有些问题,使得融合估计性能严重恶化。基于此,本文提出了基于内椭圆逼近的信息融合方法,以解决未知相关性信息源的数据融合问题<sup>[12]</sup>。

另一方面,无线传感器网络(wireless sensor network, WSN)可以广泛地应用于国防建设、环境监测、交通管理、医疗卫生、反恐抗灾等众多领域,特别是在生化危险环境的探测、特殊地域或特殊工作环境的监测以及军事侦察与跟踪等方面,成为近年来学术界和工业界一个非常重要的研究领域<sup>[13-15]</sup>。目标跟踪作为WSN的一个重要功能,可以有效提升WSN的性能和应用范畴<sup>[16-18]</sup>。由于WSN的大量探测源(节点),信息源和信息量巨大,因此多源状态信息融合理论的引入有助于提高网络定位跟踪的性能<sup>[19-20]</sup>。然而,低成本WSN中节点往往受通信带宽和系统能量的严格约束<sup>[21]</sup>,传统的分布式航迹融合策略不能直接应用。本文通过先对局部状态估计的方差阵进行压缩处理,再引入K-均值矢量量化策略对压缩后的方差阵和状态估计向量进行量化,然后送往融合中心(fusion center, FC),即簇首

(cluster head, CH)。由于存在共同的先验估计或共同的过程噪声,局部估计一般来说是相关的,而对这种相关性的知识一般很难准确获得,尤其是在量化航迹情况下。因此,本文提出了不依赖于局部估计相关性的稳健航迹融合方法——内椭圆逼近法(inner ellipsoidal approximation, IEA)。仿真结果证明所提出算法的有效性:跟踪精度方面非常接近文献[22]的结果,但所需通信带宽远低于文献[22]中的方法;通信能量方面,相对于随机选取激活节点策略<sup>[23]</sup>,本文所采用的动态分簇策略节省可达42%的能量。

### 1 问题描述

假定分簇传感器网络中当前时刻上  $N$  个节点被激活,这  $N$  个节点独立地对目标产生测量,并根据测量对目标的状态进行估计,设估计量分别为  $\hat{x}_i (i=1, 2, \dots, N)$ , 对应的估计方差阵分别为  $\hat{P}_i (i=1, \dots, N)$ 。这些激活节点将其估计量和方差阵送往 FC, FC 的目的是要融合这  $N$  个局部估计量得到一个对目标更精确的估计  $\hat{x}_0$  以及对应的协方差阵  $\hat{P}_0$ 。考虑到 WSN 受严格的带宽和能量约束,本文先对状态估值及其方差阵进行处理,包括协方差阵的压缩、估值与压缩方差阵的量化及传输等; FC 在收到各子系统传输的量化信息以后,先进行解量化,然后根据所得信息进行航迹融合,从而得到目标的融合状态估计及对应的方差阵。一般而言,由于共同的先验知识和过程噪声,这些局部估计量之间是相关的,而且相关性一般不易求得,尤其是在量化传输情况下更是如此。传统 KF 融合算法和最优信息融合 KF 不能直接应用,因此本文应用最大椭圆融合方法,对解量化后的目标状态估计进行稳健融合。所述流程如图 1 所示。为了简化分析,假定各传感器之间是同步的。在给出主要结果之前,先引入如下定义。

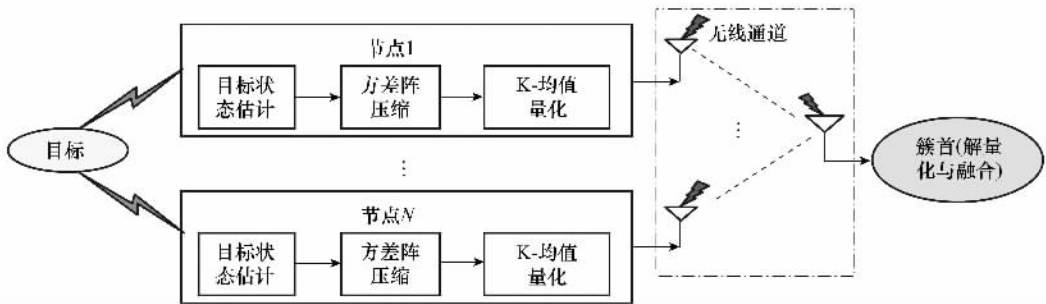


图 1 无线传感器网络中量化航迹稳健融合框架示意图

**定义 1**  $R^n$  空间中以  $x_0$  为中心、 $P_0$  为形状矩阵的椭圆  $\varepsilon(x_0, P_0)$  可用如下集合表示

$$\varepsilon(x_0, P_0) = \{x \in R^n \mid (x - x_0)^T P_0^{-1} (x - x_0) \leq 1\} \quad (1)$$

式中,  $x_0$  和  $P_0 > 0$  分别对应于估计(或融合估计)向量以及估计误差的协方差阵。

## 2 方差阵压缩与量化

### 2.1 协方差矩阵的压缩处理

给定第  $k$  个采样时刻上的状态估计误差协方差矩阵

$P(k|k) = [p_{ij}]_{n \times n}$ 。为了保证融合估计的一致性,必须找到一个对角矩阵  $\bar{P}(k|k) = \text{diag} [\bar{p}_i]_n (i=1, 2, \dots, n)$ , 使其为原始估计误差协方差阵的最小上界。从数学上来说,目标是要求解如下优化问题

$$\begin{aligned} & \min_{\{\bar{p}_i\}} \text{tr}(\bar{P}(k|k)) \\ & \text{s. t. } \bar{P}(k|k) \geq P(k|k) > 0 \end{aligned} \quad (2)$$

式中,  $\text{tr}(\bar{P}(k|k))$  表示矩阵  $\bar{P}(k|k)$  的迹运算。

**注 1** 问题(2)可由线性矩阵不等式(linear matrix ine-

quality, LMI方法<sup>[24]</sup>求解。然而对于低成本的传感器节点,LMI方法的计算代价过大,这是传感器网络目标跟踪中不希望出现的。

因此,先给出一个通用的次优解,然后分别给出在一维和二维目标跟踪情况下问题(2)的最优解。

**定理 1** 对于  $\mathfrak{R}^n$  中的对称正定方阵  $\mathbf{P}_n = [p_{ij}]_{n \times n}$ , 矩阵  $\bar{\mathbf{P}}_n = n \times \text{diag} [p_{ii}]_n$  是  $\mathbf{P}_n$  的一个上界。即如果  $\mathbf{P}_n > 0$ , 则有  $\bar{\mathbf{P}}_n \geq \mathbf{P}_n$ 。

**证明**(归纳法) 不难验证,该结论在  $n=2$  的情况下成立。进一步,假定此结论在  $n=r-1$  情况下成立,即有  $\bar{\mathbf{P}}_{r-1} \geq \mathbf{P}_{r-1} > 0$ , 其中  $\bar{\mathbf{P}}_{r-1} = (r-1) \times \text{diag} [p_{ii}]_{r-1}$ , 那么对于  $n=r$ , 有

$$\mathbf{P}_r = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} & \cdots & p_{1r} \\ p_{12} & p_{22} & \cdots & p_{2r} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{1r} & p_{2r} & \cdots & p_{rr} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{P}_{r-1} & \mathbf{C} \\ \mathbf{C}^T & p_{rr} \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中,  $\mathbf{C} = [p_{1r}, p_{2r}, \dots, p_{r-1,r}]^T$ 。假定有

$$\bar{\mathbf{P}}_r = \begin{bmatrix} rp_{11} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & rp_{22} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & rp_{rr} \end{bmatrix} \quad (4)$$

从而

$$\bar{\mathbf{P}}_r - \mathbf{P}_r = \begin{bmatrix} (r-1)p_{11} & -p_{12} & \cdots & -p_{1r} \\ -p_{12} & (r-1)p_{22} & \cdots & -p_{2r} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ -p_{1r} & -p_{2r} & \cdots & (r-1)p_{rr} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{A} & -\mathbf{C} \\ -\mathbf{C}^T & (r-1)p_{rr} \end{bmatrix} \quad (5)$$

式中,  $\mathbf{A} = \bar{\mathbf{P}}_{r-1} - \mathbf{P}_{r-1} + \text{diag} [p_{ii}]_{r-1}$ 。由假设条件  $\bar{\mathbf{P}}_{r-1} \geq \mathbf{P}_{r-1} > 0$ , 有  $\bar{\mathbf{P}}_{r-1} - \mathbf{P}_{r-1} \geq 0$ 。另一方面, 由于  $\text{diag} [p_{ii}]_{r-1}$  是一正定对角矩阵, 因此矩阵  $\mathbf{A}$  为一个正半定矩阵和另一正定矩阵的和, 很显然是一个正定矩阵。从而, 要证  $(\bar{\mathbf{P}}_r - \mathbf{P}_r)$  的正定性, 只需证明  $\det(\bar{\mathbf{P}}_r - \mathbf{P}_r) > 0$ , 过程如下。

首先, 比较矩阵  $\mathbf{A}$  与  $\frac{1}{r-1}\mathbf{P}_{r-1}$ , 有

$$\begin{aligned} \mathbf{A} - \frac{1}{r-1}\mathbf{P}_{r-1} &= \frac{1}{r-1}[(r-1)\mathbf{A} - \mathbf{P}_{r-1}] = \\ &= \frac{1}{r-1}[(r-1)(\bar{\mathbf{P}}_{r-1} - \mathbf{P}_{r-1}) + (r-1) \times \\ &\text{diag} [p_{ii}]_{r-1} - \mathbf{P}_{r-1}] = \frac{r}{r-1}(\bar{\mathbf{P}}_{r-1} - \mathbf{P}_{r-1}) \geq 0 \end{aligned} \quad (6)$$

因此,  $\mathbf{A} - \frac{1}{r-1}\mathbf{P}_{r-1} \geq 0$ , 且  $\mathbf{A}^{-1} \leq \left(\frac{1}{r-1}\mathbf{P}_{r-1}\right)^{-1}$ <sup>[25]</sup>, 从而

$$\mathbf{C}^T \mathbf{A}^{-1} \mathbf{C} \leq \mathbf{C}^T \left(\frac{1}{r-1}\mathbf{P}_{r-1}\right)^{-1} \mathbf{C} \quad (7)$$

另一方面, 由于  $\mathbf{P}_r > 0$ , 由 Schur 补引理有

$$p_{rr} - \mathbf{C}^T \mathbf{P}_{r-1}^{-1} \mathbf{C} > 0 \quad (8)$$

即

$$(r-1)p_{rr} - \mathbf{C}^T \left(\frac{1}{r-1}\mathbf{P}_{r-1}\right)^{-1} \mathbf{C} > 0 \quad (9)$$

因此

$$(r-1)p_{rr} - \mathbf{C}^T \mathbf{A}^{-1} \mathbf{C} > 0 \quad (10)$$

再次运用 Schur 补可知

$$\begin{bmatrix} \mathbf{I} & 0 \\ \mathbf{C}^T \mathbf{A}^{-1} & \mathbf{I} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{A} & -\mathbf{C} \\ -\mathbf{C}^T & (r-1)p_{rr} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{A} & -\mathbf{C} \\ 0 & (r-1)p_{rr} - \mathbf{C}^T \mathbf{A}^{-1} \mathbf{C} \end{bmatrix} \quad (11)$$

式中,  $\mathbf{I}$  为对应维数的单位矩阵。式(11)两边取行列式得

$$\begin{aligned} \det \begin{bmatrix} \mathbf{I} & 0 \\ \mathbf{C}^T \mathbf{A}^{-1} & \mathbf{I} \end{bmatrix} \det \begin{bmatrix} \mathbf{A} & -\mathbf{C} \\ -\mathbf{C}^T & (r-1)p_{rr} \end{bmatrix} &= \\ \det \begin{bmatrix} \mathbf{A} & -\mathbf{C} \\ 0 & (r-1)p_{rr} - \mathbf{C}^T \mathbf{A}^{-1} \mathbf{C} \end{bmatrix} &= \end{aligned} \quad (12)$$

即

$$\det(\bar{\mathbf{P}}_r - \mathbf{P}_r) = ((r-1)p_{rr} - \mathbf{C}^T \mathbf{A}^{-1} \mathbf{C}) \det(\mathbf{A}) \quad (13)$$

由矩阵  $\mathbf{A}$  的正定性, 有  $\det(\mathbf{A}) > 0$ , 因此  $\det(\bar{\mathbf{P}}_r - \mathbf{P}_r) > 0$ 。进而, 由矩阵正定的判别式可知  $(\bar{\mathbf{P}}_r - \mathbf{P}_r)$  是一正定矩阵, 即  $(\bar{\mathbf{P}}_r > \mathbf{P}_r)$ 。

综上所述, 由归纳法可得, 对于任意给定的正整数  $n$ , 矩阵  $\bar{\mathbf{P}}_n = n \times \text{diag} [p_{ii}]_n$  是  $\mathbf{P}_n$  的一个上界。证毕

**注 2** 定理 1 给出了求对称正定矩阵上界的一个通用解, 值得一提的是, 由于该结论具有通用性, 因此由该结论得到的估计融合性能必定存在一定的保守性。为了提高融合效果, 下面分别给出在一、二维目标跟踪情况下的最优解(此时对于匀速运动情况,  $n$  分别为 2 和 4), 分别如定理 2 和定理 3 所示。

**定理 2** 考虑分散式航迹融合问题, 假定子(传感器)系统采用一维匀速运动模型进行目标状态估计, 其估计协方差矩阵为

$$\mathbf{P}_2 = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} \\ p_{12} & p_{22} \end{bmatrix} \quad (14)$$

则如下对角矩阵为问题(2)的最优解为

$$\bar{\mathbf{P}}_n = \text{diag} [p_{11} + |p_{12}|, p_{22} + |p_{12}|] \quad (15)$$

**证明** 在  $n=2$  情况下, 优化问题(2)可以重新表述如下

$$\begin{aligned} \min_{(\bar{p}_i)} \text{tr}(\bar{\mathbf{P}}(k|k)) &= \bar{p}_1 + \bar{p}_2 \\ \text{s. t.} \quad \begin{bmatrix} \bar{p}_1 & 0 \\ 0 & \bar{p}_2 \end{bmatrix} &\geq \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} \\ p_{12} & p_{22} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (16)$$

注意到上述优化问题中的约束式给出如下两个不等式

$$\bar{p}_1 - p_{11} \geq 0 \quad (17)$$

$$(\bar{p}_1 - p_{11})(\bar{p}_2 - p_{22}) - p_{12}^2 \geq 0 \quad (18)$$

从而, 上述优化问题中的目标函数可以表述为

$$\begin{aligned} \text{tr}(\bar{\mathbf{P}}(k|k)) &= \bar{p}_1 + \bar{p}_2 \geq \\ \bar{p}_1 + \left(p_{22} + \frac{p_{12}^2}{\bar{p}_1 - p_{11}}\right) &\geq 2 |p_{12}| + p_{11} + p_{22} \end{aligned} \quad (19)$$

当且仅当以下两个方程成立时以上最小值点可以取得

$$(\bar{p}_1 - p_{11})(\bar{p}_2 - p_{22}) - p_{12}^2 = 0 \quad (20)$$

$$\frac{p_{12}^2}{\bar{p}_1 - p_{11}} = \bar{p}_1 - p_{11} \quad (21)$$

联立两式可以求得

$$\bar{p}_1 = p_{11} + |p_{12}| \quad (22)$$

$$\bar{p}_2 = p_{22} + |p_{12}| \quad (23)$$

因此,  $n=2$  情况下最优问题(2)的最优解为  $\bar{\mathbf{P}}_n = \text{diag} [p_{11} + |p_{12}|, p_{22} + |p_{12}|]$ 。证毕

**注 3** 与定理 1 中的通用次优解比较, 定理 2 的最优解矩阵的迹更小, 下面进行证明。由定理 1 可知

$$\text{tr}(\bar{\mathbf{P}}(k|k))_G = 2(p_{11} + p_{22}) \quad (24)$$

式中, 下标  $G$  表示通用次优解矩阵对应的相关量。而定理 2 给出的最优解对应的迹为

$$\text{tr}(\bar{\mathbf{P}}(k|k))_O = p_{11} + p_{22} + 2|p_{12}| \quad (25)$$

下面证明  $\text{tr}(\bar{\mathbf{P}}(k|k))_O < \text{tr}(\bar{\mathbf{P}}(k|k))_G$ 。

由于  $\mathbf{P}(k|k)$  为对称正定阵, 有  $\det(\mathbf{P}) > 0$ , 则  $p_{11}p_{22} - p_{12}^2 > 0$ , 即  $\sqrt{p_{11}p_{22}} > |p_{12}|$ , 所以可得

$$\text{tr}(\bar{\mathbf{P}}(k|k))_G - \text{tr}(\bar{\mathbf{P}}(k|k))_O =$$

$$p_{11} + p_{22} - 2|p_{12}| \geq 2\sqrt{p_{11}p_{22}} - 2|p_{12}| > 0 \quad (26)$$

**定理 3** 考虑分散式航迹融合问题, 假定子(传感器)系统采用二维匀速运动模型进行目标状态估计, 其估计协方差矩阵为

$$\mathbf{P}_i(k|k) = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} & p_{13} & p_{14} \\ p_{12} & p_{22} & p_{23} & p_{24} \\ p_{13} & p_{23} & p_{33} & p_{34} \\ p_{14} & p_{24} & p_{34} & p_{44} \end{bmatrix} \quad (27)$$

则问题(2)的最优解为如下对角矩阵

$$\bar{\mathbf{P}}_4 = \text{diag} [2p_{11} + 2|p_{12}|, 2p_{22} + 2|p_{12}|, 2p_{33} + 2|p_{34}|, 2p_{44} + 2|p_{34}|] \quad (28)$$

**证明** 为了减少计算复杂性, 首先根据定理 1 可以给出  $\mathbf{P}_i(k|k)$  的分块矩阵上界为

$$\tilde{\mathbf{P}}_i(k|k) = \begin{bmatrix} 2p_{11} & 2p_{12} & 0 & 0 \\ 2p_{12} & 2p_{22} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 2p_{33} & 2p_{34} \\ 0 & 0 & 2p_{34} & 2p_{44} \end{bmatrix} \quad (29)$$

其后, 与定理 2 的证明思路相似, 不难得证定理 3。证毕

**注 4** 同样地, 与定理 1 中的通用次优解比较, 定理 3 的最优解矩阵的迹更小。该结论可由注 3 相同思路证明。

### 2.2 量化策略

如前所述, 分布式航迹融合框架中, 子传感器系统与 FC 间传递的信息为局部状态估值和对应的估计方差, 而在 WSN 中信息通信所消耗能量要比运算所需能量大得多, 一般来说, 将 1 bit 信息传输 100 m 所需能量与执行 3 000 条指令所需能量相当<sup>[26]</sup>。而对于一个  $n$  维系统, 子系统与 FC 之间在每个采样周期内必须传输  $n$  个元素的状态向量以及  $n(n+1)/2$  个元素的协方差阵(考虑到协方差阵的对称性,

只需传输对角元以及上三角元素), 即共  $n+n(n+1)/2$  个元素。众所周知, 通信能量与数据传输量之间成正比甚至指数关系。因此, 如何减少 WSN 分布式航迹融合所需的能量, 是系统设计所必须考虑的问题, 也是提高整个网络生命周期的重要任务。

另一方面, 由于 WSN 受到能量和通信带宽的严格约束, 原始信息需要通过量化处理才能传输给 FC。为此, 在上节中给出了寻求状态估计误差协方差阵最小对角阵上界的解析解。基于此, 子系统与 FC 之间仅需传输  $2n$  个元素, 这样将有效减少通信能量, 表 1 列出了对于目标跟踪应用的通信量减少情况对比结果。下面的任务是如何将这  $2n$  个元素进行有效量化, 以便在无线数字通道上传递。

表 1 方差阵压缩前后传输元素量对比

运动空间维数	一维目标跟踪	二维目标跟踪	三维目标跟踪
待估计状态	位置、位置、速度、速度	位置、位置、速度、速度	位置、位置、速度、速度
原始情况	6 12	20 42	42 90
压缩处理后	4 6	8 12	12 18

这里采用模式分类中的 K-均值法进行待传输元素矢量分类的码书设计。K-均值是模式识别领域中一个非常基础也是非常流行的非参数方法, 其目的是把多维空间中的点进行聚类。K-均值聚类算法虽简单, 在实践中却表现出色, 是一种主要的聚类方法, 其算法流程如下:

#### 算法 1 K-均值聚类<sup>[27]</sup>

**步骤 1** 随机选择  $K$  个聚类中心  $\{\mu_j\}_{j=1}^K$ ;

**步骤 2** 按照最近邻分类  $M$  个样本;

**步骤 3** 重新计算聚类中心;

**步骤 4** 如果算法收敛, 结束; 否则, 返回步骤 2。

步骤 1 中, 取  $2^L$  个分类模式, 其中  $L$  为每个传感器分给矢量量化码字的带宽。初始聚类中心的选取亦可采用其他方法, 如均匀选取。

在应用 K-均值算法以前, 进行如下预处理。

首先, 将状态估计向量  $\hat{\mathbf{x}}(k|k)$  与压缩方差阵  $\bar{\mathbf{P}}(k|k)$  的对角元  $\{p_{ii}\} (i=1, 2, \dots, n)$  合并为一个向量, 即

$$\mathbf{x}_k = [\hat{\mathbf{x}}^T(k|k), p_{11}, p_{22}, \dots, p_{nn}]^T$$

其次, 为了防止模糊的结构模式, 对  $\mathbf{x}_k$  进行归一化处理。归一化的方法有很多种, 取  $\mathbf{x}_k$  中绝对值最大元作为尺度因子对该向量进行缩放, 记为  $\bar{\mathbf{x}}_k$ 。此处尺度因子也必须量化后传给 FC, 用于向量的解量化运算。

在运行 K-均值算法前, 有必要对归一化向量  $\bar{\mathbf{x}}_k$  样本进行适当的训练, 样本可以根据传感器网络区域以及目标运动模式的先验知识进行离线仿真产生。训练的结果,  $2^L$  个模式中每个模式对应的聚类中心即为量化码书, 而每个模式即对应一个量化位; FC 和每个子系统仅需存储这些  $2^L$  个聚类中心, 子系统根据当前采样周期的归一化向量  $\bar{\mathbf{x}}_k$ , 确定与哪种聚类中心距离最近, 即按对应的码字(索引号)进行量化。FC 在接收到索引号和尺度因子后, 只需按索引号检索对应的聚类中心, 再根据尺度因子即可解量化还原各个子传感器的  $\mathbf{x}_k$  向量, 其中包含了子系统的状态估计和对应的协方差阵。这样, 实际应用时子系统与 FC 之间仅需

传输 K-均值分类的索引号和尺度因子即可。注意到这两者都是标量,后者的的量化可以采用均匀量化,亦可采用其他的非线性量化方法,不再赘述。

### 3 稳健航迹融合方法—IEA 法

由定义 1 可知,两个信息源  $x_{0_1}$  和  $x_{0_2}$  的估计误差协方差阵可分别用椭球  $\boldsymbol{\varepsilon}(0, \mathbf{P}_1)$  和  $\boldsymbol{\varepsilon}(0, \mathbf{P}_2)$  表示,它们相交区域描述了由这两个信息源融合后误差协方差阵的上界。本节提出的算法正是基于协方差矩阵相交区域的 IEA 来实现的。详细描述如下<sup>[12]</sup>。

#### 算法 2 内椭球逼近融合

**步骤 1** 引入两个常数  $\beta_1$  和  $\beta_2$ , 它们是关于仿射坐标变换的不变量,且对计算融合权值有非常重要的作用。

$$\beta_1 = \min_{\langle \mathbf{x}, \mathbf{P}_1^{-1} \mathbf{x} \rangle = 1} \langle \mathbf{x}, \mathbf{P}_2^{-1} \mathbf{x} \rangle = \min_{\mathbf{x}^T \mathbf{P}_1^{-1} \mathbf{x} = 1} \mathbf{x}^T \mathbf{P}_2^{-1} \mathbf{x} \quad (30)$$

$$\beta_2 = \min_{\langle \mathbf{x}, \mathbf{P}_2^{-1} \mathbf{x} \rangle = 1} \langle \mathbf{x}, \mathbf{P}_1^{-1} \mathbf{x} \rangle = \min_{\mathbf{x}^T \mathbf{P}_2^{-1} \mathbf{x} = 1} \mathbf{x}^T \mathbf{P}_1^{-1} \mathbf{x} \quad (31)$$

注意,  $\beta_1$  和  $\beta_2$  描述了协方差椭球  $\boldsymbol{\varepsilon}(0, \mathbf{P}_1)$  和  $\boldsymbol{\varepsilon}(0, \mathbf{P}_2)$  的位置关系,其中 0 为  $n$ -维空间的坐标原点。

(1) 如果  $\beta_1 \geq 1, \beta_2 \leq 1$ , 则

$$\boldsymbol{\varepsilon}(0, \mathbf{P}_1) \subseteq \boldsymbol{\varepsilon}(0, \mathbf{P}_2)$$

(2) 如果  $\beta_1 \leq 1, \beta_2 \geq 1$ , 则

$$\boldsymbol{\varepsilon}(0, \mathbf{P}_1) \supseteq \boldsymbol{\varepsilon}(0, \mathbf{P}_2)$$

(3) 如果  $\beta_1 < 1, \beta_2 < 1$ , 则

$$\boldsymbol{\varepsilon}(0, \mathbf{P}_1) \cap \boldsymbol{\varepsilon}(0, \mathbf{P}_2) \neq \emptyset \text{ 且}$$

$$\boldsymbol{\varepsilon}(0, \mathbf{P}_1) \not\subseteq \boldsymbol{\varepsilon}(0, \mathbf{P}_2), \boldsymbol{\varepsilon}(0, \mathbf{P}_2) \not\subseteq \boldsymbol{\varepsilon}(0, \mathbf{P}_1)$$

**注 5** 式(30)~式(31)中的优化问题是带二次约束的二次规划问题,可以在 Matlab 中通过函数 fmincon 求解。可以证明独立于空间的维数,这个优化问题可以化为一维区间内的优化问题<sup>[28]</sup>。以式(30)为例,应用拉格朗日乘子法,目标是寻找  $\beta_1$  以最小化性能指标  $\mathbf{J} = \mathbf{x}^T \mathbf{P}_1^{-1} \mathbf{x}$ , 并且满足等式约束  $\mathbf{x}^T \mathbf{P}_2^{-1} \mathbf{x} = 1$ 。应用拉格朗日乘子法,引入如下拉格朗日函数

$$\mathbf{F} = \mathbf{J} + \lambda(\mathbf{x}^T \mathbf{P}_2^{-1} \mathbf{x} - 1) \quad (32)$$

式中,拉格朗日乘子  $\lambda$  是一个标量。令  $\partial \mathbf{F} / \partial \mathbf{x} = 0$ , 通过运算可得

$$[\mathbf{P}_2 \mathbf{P}_1^{-1} + \lambda \mathbf{I}] \mathbf{x} = 0 \quad (33)$$

考虑到约束  $\mathbf{x}^T \mathbf{P}_2^{-1} \mathbf{x} = 1$ , 不难得到拉格朗日乘子  $\lambda$  和最优解  $\mathbf{x}$  分别为矩阵  $-\mathbf{P}_2 \mathbf{P}_1^{-1}$  的特征值和标准化特征向量(把  $\mathbf{P}_2^{-1}$  看作加权范数)。

**步骤 2** 融合估计可以计算如下

$$\mathbf{x}_0 = (\omega_1 \mathbf{P}_1^{-1} + \omega_2 \mathbf{P}_2^{-1})^{-1} (\omega_1 \mathbf{P}_1^{-1} \mathbf{x}_{0_1} + \omega_2 \mathbf{P}_2^{-1} \mathbf{x}_{0_2}) \quad (34)$$

式中,权系数  $\omega_1$  和  $\omega_2$  分别为

$$\omega_1 = \frac{1 - \min(1, \beta_2)}{1 - \min(1, \beta_1) \cdot \min(1, \beta_2)}$$

$$\omega_2 = \frac{1 - \min(1, \beta_1)}{1 - \min(1, \beta_1) \cdot \min(1, \beta_2)} \quad (35)$$

**步骤 3** 融合方差阵可以通过求解如下方程得到

$$\mathbf{P}_0 = (1 - \mathbf{x}_{0_1}^T \mathbf{P}_1^{-1} \mathbf{x}_{0_1} - \mathbf{x}_{0_2}^T \mathbf{P}_2^{-1} \mathbf{x}_{0_2} + \mathbf{x}_0^T \mathbf{P}_0^{-1} \mathbf{x}_0) \cdot (\omega_1 \mathbf{P}_1^{-1} + \omega_2 \mathbf{P}_2^{-1})^{-1} \quad (36)$$

**步骤 4** 进入下一个采样周期,重复步骤 1~步骤 3。

**注 6** 虽然文献[11]中的融合估计推导有误,但融合

方差  $\mathbf{P}_0$  仍可由该文中的矩阵定向问题求得。这里给出求融合方差  $\mathbf{P}_0$  的另一种方法,即通过求解如下线性矩阵不等式得到

$$\mathbf{P}_0 = \operatorname{argmin} \log \det \mathbf{P}_0^{-1}$$

$$\text{s. t. } \begin{bmatrix} -\mathbf{P}_i^2 & 0 & \mathbf{P}_0 \\ 0 & \kappa_i - 1 & 0 \\ \mathbf{P}_0 & 0 & -\kappa_i \mathbf{I} \end{bmatrix} \leq 0, i = 1, 2 \quad (37)$$

式中,  $\kappa_i$  非负常数;  $\det \mathbf{P}_0^{-1}$  表示矩阵  $\mathbf{P}_0^{-1}$  的行列式。

### 4 仿真与分析

假定  $S = 225$  个传感器随机分布在一个  $50 \text{ m} \times 50 \text{ m}$  的区域中,该区域的坐标为  $(-25, -25) \sim (25, 25)$ 。网络的框架如图 1 所示,其中每个小正方形表示一个传感器节点。目标从  $(15, -10)$  点处开始做近似圆周运动,采用二维匀速运动模型,即

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{F}(k) \mathbf{x}(k) + \mathbf{G}(k) \boldsymbol{\omega}(k) \quad (38)$$

式中,  $k$  时刻目标状态定义为  $\mathbf{x}(k) = [x(k), y(k), \dot{x}(k), \dot{y}(k)]^T$ ,  $x(k)$  和  $y(k)$  表示第  $k$  个采样周期上目标的位置,  $\dot{x}(k)$  和  $\dot{y}(k)$  为速度;  $\boldsymbol{\omega}(k) \in \mathbf{R}^2$  是均值零、方差为  $\mathbf{Q}(k)$  的过程噪声。描述目标状态动态的转移矩阵  $\mathbf{F}(k)$  和噪声矩阵  $\mathbf{G}(k)$  分别为

$$\mathbf{F}(k) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & T & 0 \\ 0 & 1 & 0 & T \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \mathbf{G}(k) = \begin{bmatrix} T^2/2 & 0 \\ 0 & T^2/2 \\ T & 0 \\ 0 & T \end{bmatrix}$$

而  $T = 0.25 \text{ s}$  为采样周期。

各传感器节点按如下方程对目标产生测量

$$\mathbf{y}_i(k) = \begin{bmatrix} d_i(k) \\ \theta_i(k) \end{bmatrix} =$$

$$\begin{bmatrix} \sqrt{(x(k) - x_i^s(k))^2 + (y(k) - y_i^s(k))^2} \\ \arctan \frac{y(k) - y_i^s(k)}{x(k) - x_i^s(k)} \end{bmatrix} + \mathbf{v}_i(k)$$

$$i = 1, 2, \dots, N \quad (39)$$

式中,  $(x_i^s(k), y_i^s(k))$  表示第  $k$  个采样周期上第  $i$  个传感器的位置。  $\mathbf{v}_i(k) (i = 1, 2, \dots, N)$  为第  $i$  个传感器的测量噪声,它们均与过程噪声相关,相关性如式(40)描述

$$\mathbf{v}_i(k) = \alpha_i \boldsymbol{\omega}(k) + \boldsymbol{\xi}_i(k) \quad (40)$$

式中,  $\alpha_i$  为相关系数;  $\boldsymbol{\xi}_i(k)$  为均值为零、方差为  $\boldsymbol{\sigma}_{\xi_i}^2$  的高斯噪声,并且独立于  $\boldsymbol{\omega}(k)$ 。仿真中假定距离测量误差小于 3%, 方位角测量误差为  $\pm 8^\circ$ <sup>[29]</sup>, 并且假定  $\alpha_i$  取区间  $[1, 3]$  上的一个随机数。

假定所有传感器的感知半径为  $\gamma_s = 8 \text{ m}$ 。采用最近邻多传感器调度策略来决定哪些传感器被激活并参与感知及信息处理。每个采样周期内,所有感知半径内的传感器均被激活,组成一个临时任务簇,并且其中某一个传感器被竞争选为 CH。所有的传感器都参与目标感知和状态估计,并将压缩后的方差阵与状态估计向量按 K-均值量化后送往 FC; FC 除了进行基本的目标感知和状态估计功能外,还要对各个传感器的量化信息进行目标状态估计融合。FC

的竞争方式有多种,这里选用与所有激活传感器之间通信距离(mean  $D_i$ )最小且残余能量( $E_{ri}$ )最大的节点作为临时 FC 节点,即满足  $\text{argmin}[\gamma \cdot \text{mean } D_i + (1-\gamma)E_{ri}^{-1}]$  的节点,其中  $\gamma \in [0,1]$  是平均通信距离的权值。被激活的传感器节点采用扩展卡尔曼滤波器(extended Kalman filter, EKF)对目标的状态进行估计。同时取目标的初始位置估计符合均值为  $[13, -8, 1, 1]^T$ , 方差为  $\text{diag}[5, 5, 1, 1]$  的高斯分布。

图 2 给出了真实的目标运动轨迹及本文提出的基于量化压缩方差阵和 IEA 融合的目标轨迹估计。其中每个小正方形表示一个节点的位置,较平滑和非平滑的圆圈分别表示目标的真实轨迹和估计航迹,灰色小正方形表示在某一采样周期内被激活的节点,而黑色小正方形为某一时刻的竞选融合中心,其右上方的小数字表示该节点做为融合中心的采样周期,一直到后续采样周期上新的融合中心的出现。可见,所提出的方法能很好地估计目标的运动轨迹。由于所提出的动态分簇同时考虑了剩余能量和平均通信距离,FC 大都为离目标最近的节点(因为从直观上来说,当目标感测范围为圆、节点密布的情况下,圆心即目标所在位置为平均通信距离最短的位置)。这样一方面提高了跟踪精度,另一方面减少了簇成员与 CH 之间通信的代价。

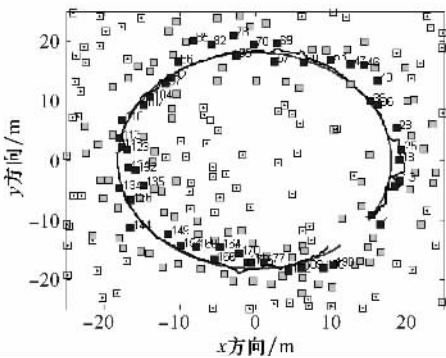


图 2 传感器节点和目标运动轨迹示意图

图 3 给出了本文提出的基于方差阵压缩以及 K-均值量化、文献[22]中的量化航迹融合框架以及非压缩非量化三种算法的跟踪性能比较,这里采用跟踪误差均方根(root of mean squared error, RMSE)为性能指标,即

$$\delta_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M [(x_i - \hat{x}_i)^2 + (y_i - \hat{y}_i)^2]}$$

式中,  $M=50$  为蒙特卡罗仿真的次数。仿真中三种算法均采用相同的动态分簇节点和 FC,并且 FC 均采用第 4 节中提出的不需要相关信息的 IEA 进行航迹融合。由图 3 可见,本文算法与文献[22]具有跟踪精度基本相当的性能,并且都比较接近非压缩非量化的跟踪性能。三者的区别还在于所需的通信带宽,表 2 给出了在不同带宽分配情况下,本文的最优压缩与次优通用压缩与文献[22]之间融合性能比较,无论是本文的方差阵最优压缩还是次优压缩,都能得到与文献[22]基本相当的跟踪性能,且所需带宽大大减少。这是由于本文算法将标准化以后的压缩方差阵与状态估计

向量向并,寻找一个共同的模式进行量化,从而节省了量化状态估计向量所需的带宽,如果带宽允许,可以给索引号和尺度因子分配更高的带宽,以进一步提高跟踪性能。

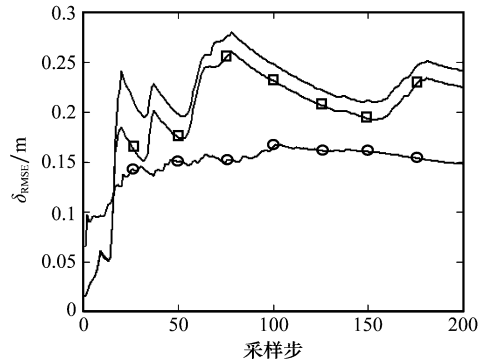


图 3 相同条件下三种不同算法的跟踪性能比较

表 2 带宽分配与平均融合性能的相互关系

方法	每个传感器所需带宽				性能退化 / (%)
	状态估计 /bit	尺度因子 /bit	索引号 /bit	总计 /bit	
文献[22]	4×4	8	8	32	16.51
	8×4	4	6	42	20.09
最优压缩	—	8	8	16	18.36
	—	6	6	12	20.23
次优压缩	—	6	8	14	20.17
	—	6	6	12	23.92

注:性能退化的百分比是相对于非压缩非量化情况下跟踪性能的百分数。

图 4 给出了本文动态分簇算法与随机选取感测范围内的激活节点算法所需通信能量的比较结果。其中采用如下能量模型,假定第  $i$  个簇成员节点与 FC 之间信号传递遵循某种路径损耗,该损耗与  $a_i = d_i^{\alpha_i}$  成正比,其中  $d_i$  是第  $i$  个节点与 FC 之间的距离。则发送  $b_i(k)$  bit 所需的能量为

$$ET_i(k) = (e_{T_i} + e_{d_i} d_i^{\alpha_i}) b_i(k) \quad (41)$$

式中,  $e_{T_i}$  是由节点发送特性而定的一个常数;  $e_{d_i}$  是路径损耗的比例系数,  $\alpha_i$  是路径损耗指数。

FC 接收来自第  $i$  个簇成员节点所需的能量为

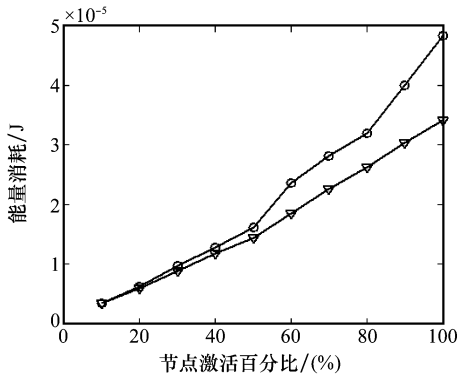
$$ER_i(k) = e_{R_i} b_i(k) \quad (42)$$

式中,  $e_{R_i}$  是由接收特性而定的一个常数。

因此第  $i$  个簇成员与 FC 之间传送  $b_i(k)$  bit 数据所需总通信能量为

$$E(k) = \sum_{i=1}^N [ET_i(k) + ER_i(k)] = \sum_{i=1}^N (e_{T_i} + e_{d_i} d_i^{\alpha_i} + e_{R_i}) b_i(k) \quad (43)$$

仿真中取  $\alpha_i = 2$ ,  $e_{T_i} = e_{R_i} = 5 \times 10^{-8}$  J/bit,  $e_{d_i} = 1.0 \times 10^{-9}$  J/bit · m<sup>2</sup>。由图 4 可见,激活传感器节点百分数越高,本文算法能量节省越多;当感测范围内节点全部激活时,本文算法节省约 42% 的通信能量。因此,本节所提出的动态分簇策略非常适合于节点密布的低能量传感器网络。



—△—: 本文动态分簇策略; —○—: 节点随机选取策略

图4 两种算法在相同数量节点被激活时所耗电量的比较

## 5 结论

考虑到 WSN 中的通信带宽和系统能量约束, 先对局部状态估计的方差阵进行压缩处理, 然后对压缩后的方差阵和状态估计向量进行矢量量化、传输。其次, FC 层针对局部估计相关性未知或者不完整, 提出了不依赖于相关性的稳健航迹融合方法——IEA。考虑到基于树和基于静态分簇的目标跟踪系统存在的缺陷, 提出了目标导向的动态传感器分簇策略。仿真结果证明所提出算法的有效性: 跟踪精度方面非常接近文献[22]的结果, 而所需通信带宽远低于由于文献[22]中的方法; 在通信能量方面, 当感测范围内节点全部激活时, 目标导向的动态分簇策略相对于随机选取激活节点策略最高可节省 42% 的能量。

## 参考文献:

- [1] Liggins M E, Llinas J, Hall D L. *Handbook of multisensor data fusion: theory and practice* [M]. 2ed. Boca Raton, FL: CRC Press, 2008.
- [2] Mahler R P S. *Statistical multisource-multitarget information fusion* [M]. London: Artech House Publishers, 2000.
- [3] 乔向东, 李涛. 多传感器航迹融合综述[J]. 系统工程与电子技术, 2009, 31(2): 245-250. (Qiao X D, Li T. Survey of multi-sensor track fusion[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2009, 31(2): 245-250.)
- [4] Bar-Shalom Y, Li X R. *Multitarget-multisensor tracking: principles and techniques* [M]. Storrs: YBS Publishing, 1995.
- [5] Jazwinski A H. *Stochastic processes and filtering theory* [J]. New York: Academic Press, 1970.
- [6] Chen L, Arambel P O, Mehra R K. Estimation under unknown correlation: covariance intersection revisited[J]. *IEEE Trans. on Automatic Control*, 2002, 47(3): 1879-1882.
- [7] Uhlmann J K. Covariance consistency methods for fault-tolerant distributed data fusion[J]. *Information Fusion*, 2003, 4(6): 201-215.
- [8] Sun S L, Deng Z L. Multi-sensor optimal information fusion Kalman filter[J]. *Automatica*, 2004, 40(6): 1017-1023.
- [9] Julier S J, Uhlmann J K. A non-divergent algorithm in the presence of unknown correlation[C]// *Proc. of American Control Conference*, 1997: 2369-2373.
- [10] Hurley M B. An information theoretic justification for covariance intersection and its generalization[C]// *Proc. of Fifth International Conference Information Fusion*, 2002: 505-511.
- [11] Benaskeur A R. Consistent fusion of correlated data sources[C]// *Proc. of Decision Support Systems Secret, Defence Research & Development*, 2002: 2652-2656.
- [12] Zhou Y, Li J. Data fusion of unknown correlations using internal ellipsoidal approximation[C]// *Proc. of the 17th IFAC World Congress*, 2008.
- [13] Akyildiz I F, Melodia T, Chowdury K R. Wireless multimedia sensor networks: a survey[J]. *IEEE Wireless Communications*, 2007, 14(6): 32-39.
- [14] Yick J, Mukherjee B, Ghosal D. Wireless sensor network survey[J]. *Computer Networks*, 2008, 52(12): 2292-2330.
- [15] Valera M, Velastin S A. Intelligent distributed surveillance systems: a review[J]. *IEE Proc. of Visual Image Signal Processing*, 2005, 152(2): 192-204.
- [16] Brooks R R, Ranmanathan P, Sayeed A M. Distributed target classification and tracking in sensor network[J]. *Proc. of IEEE*, 2003, 91(8): 351-360.
- [17] Zhou Y, Li J X. Quantized measurement fusion for target tracking in wireless sensor networks[C]// *Proc. of 48th IEEE Conference on Decision and Control and 28th Chinese Control Conference*, 2009.
- [18] Zhou Y, Li J X. Collaborative maneuvering target tracking in wireless sensor network with quantized measurements[C]// *Proc. of IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics*, 2009.
- [19] Zhao F, Shin J, Reich J. Information-driven dynamic sensor collaboration for tracking applications[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2002, 19(2): 61-72.
- [20] Zhou Y, Li J X, Wang D L. Posterior Cramér-Rao lower bounds for target tracking in sensor networks with quantized range-only measurements[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2009, 17(2): 157-160.
- [21] Xiao J J, Cui S, Luo Z Q, et al. Power scheduling of universal decentralized estimation in sensor networks[J]. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 2006, 54(2): 413-421.
- [22] Ruan Y, Willett P. A quantization architecture for track fusion[J]. *IEEE Trans. on Aerospace and Electronics Systems*, 2005, 41(2): 671-681.
- [23] 王娟, 冯海林. 无线传感器网络节点随机调度算法研究[J]. 系统工程与电子技术, 2009, 31(9): 2261-2266. (Wang J, Feng H L. Research on node random scheduling algorithm in wireless sensor networks[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2009, 31(9): 2261-2266.)
- [24] Boyd S, Ghaoui L E, Feron E, et al. *Linear matrix inequalities in system and control theory* [M]. Philadelphia, PA: SIAM, 1994.
- [25] Horn R A, Johnson C A. *Matrix analysis* [M]. London: Cambridge University Press, 1985.
- [26] Bhardwaj M, Chandrakasan A P. Bounding the lifetime of sensor networks via optimal role assignments[C]// *Proc. of IEEE Conference on Computer Communication*, 2002.
- [27] Duda R O, Har P E, Stork D G. *Pattern classification* [M]. Wiley, 2007.
- [28] Vazhentsev A Y. On internal ellipsoidal approximation for problems of control synthesis with bounded coordinates[J]. *Journal of Computer and System Sciences International*, 2000, 39(3): 399-406.
- [29] 潘峰, 秦丽, 孟令军. 具有声定位功能的无线传感器网络节点设计[J]. 计算机工程, 2008, 34(23): 107-109. (Pan F, Qin L, Meng L G. Design of wireless sensor network node with acoustic self-localization technology [J]. *Computer Engineering*, 2008, 34(23): 107-109.)