

文章编号: 1001-0920(2007)11-1208-05

## 无线传感网络中的分簇融合决策方法

王雪, 王晟, 姜爱国

(清华大学 a. 精密仪器与机械学系, b. 精密测试技术及仪器国家重点实验室, 北京 100084)

**摘要:** 无线传感网络的簇划分和簇内节点访问顺序对数据融合决策能耗和耗时具有重要影响. 对此, 提出一种分簇融合方法, 采用最大熵聚类法和蚁群算法实现分簇和节点访问顺序规划, 在簇内由移动代理以渐近方式完成局部融合, 中心服务节点通过二次融合得到最终结果. 仿真实验以能耗  $\times$  耗时为评价指标, 分析了簇数目对数据融合效率和准确性的影响, 验证了分簇融合决策方法能有效降低网络能耗和耗时, 提高融合准确性和执行效率.

**关键词:** 无线传感网络; 分簇; 数据融合; 最大熵聚类; 蚁群算法

中图分类号: TP393

文献标识码: A

## Cluster-based data fusion decision method in wireless sensor networks

WANG Xue, WANG Sheng, JIANG Ai-guo

(a. Department of Precision Instruments, b. State Key Laboratory of Precision Measurement Technology and Instruments, Tsinghua University, Beijing 100084, China. Correspondent: WANG Xue, E-mail: wangxue@mail.tsinghua.edu.cn)

**Abstract:** In wireless sensor networks, clustering and access sequence of sensor nodes make a great impact on energy consumption and time delay of data fusion. Therefore, a cluster-based data fusion strategy is proposed, which applies maximum entropy clustering to partition wireless sensor networks and utilizes ant colony optimization to schedule access sequence of sensor nodes inside clusters. A mobile agent fuses local information progressively within each cluster, and then finally results are obtained by central service node accomplishing a global fusion. The results of data fusion with different number of clusters are compared and then the influence of clusters on the efficiency and precision of data fusion is analyzed. Finally, the optimal result of cluster-based data fusion strategy with maximal efficiency is obtained by using the performance metric energy  $\times$  time.

**Key words:** Wireless sensor networks; Clustering; Data fusion; Maximum entropy clustering; Ant colony optimization

### 1 引言

无线传感网络由大量无线传感节点和少量中心服务节点构成, 布局灵活. 但各传感节点的计算处理能力、存储空间和能量有限, 相比之下, 中心服务节点资源充足, 是无线传感网络中的超节点. 无线传感网络通过传感节点的协作弥补单节点能力的不足, 提升了网络性能<sup>[1]</sup>. 传感节点间的数据传输和融合通常采用两类模型: 客户端/服务器模型和移动代理模型. 融合方法的优劣对数据融合决策的准确性和效率具有重要影响<sup>[2]</sup>. 针对不同无线传感网络环境, 设计合理的数据传输和融合方法是目前无线传感网

络研究的重点之一<sup>[3]</sup>. 文献[4]设计了一种评价无线传感网络性能的能耗和时间延迟指标. 文献[5]提出一种分簇混合计算方法, 并结合了客户端/服务器模型和移动代理模型的优点. 文献[6]从通讯带宽角度研究了无线传感网络的簇划分问题. 但在这些文献中均未考虑传感节点随机布局对融合方法性能的影响, 而这在无线传感网络中是必须考虑的. 簇是将无线传感网络动态划分得到的虚拟结构, 是指以一个中心节点为首的一组节点, 其中心节点称为簇首节点<sup>[2]</sup>. 本文提出一种分簇融合方法, 以解决节点随机布局无线传感网络的数据融合问题. 该方法采用最

收稿日期: 2006-07-20; 修回日期: 2006-12-08.

基金项目: 国家 973 计划项目(2006CB303000); 国家自然科学基金项目(60673176, 60373014, 50175056).

作者简介: 王雪(1963—), 男, 哈尔滨人, 博士, 从事计算机控制技术和现代传感技术的研究; 王晟(1981—), 男, 福建建瓯人, 博士生, 从事无线传感网络、协作信号处理的研究.

大熵聚类划分簇,利用蚁群算法规划簇内的传感节点访问顺序.首先在簇内由移动代理顺序访问传感节点,以渐近方式完成局部融合;然后将所有局部融合结果发送到中央服务节点,通过二次融合得到最终融合结果.

## 2 分簇融合决策方法的基础理论

目标跟踪是无线传感网络的重要应用领域.无线传感网络中随机布置了大量传感节点和少量中心服务节点,传感节点通常处于休眠状态.目标在网络区域中移动,当进入传感节点监测范围时,该节点进入工作状态,跟踪目标.融合各工作节点获取的数据即可获得目标的全面信息.

本文提出的分簇融合方法将传感节点划分为  $m$  个簇,每簇分别有  $l_i$  个节点,其中一个为簇首节点.它采用混合数据传输模型,在簇内采用移动代理模型,在簇首节点和中心服务节点之间采用客户端/服务器模型<sup>[5]</sup>.在每个簇内,簇首节点派遣一个移动代理遍历簇内节点,以渐近方式进行局部融合;然后由中心服务节点二次融合各簇的局部结果,得到全局融合决策结果,如图 1 所示.

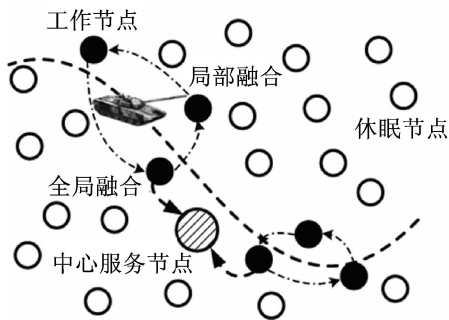


图 1 分簇融合方法原理示意图

设第  $i$  簇中第  $k$  ( $1, l_i$ ) 个传感节点的坐标是  $(x_{ik}, y_{ik})$ , 目标在节点监测时刻的位置是  $(x'_{ik}, y'_{ik})$ . 传感节点具有不同的精度, 设第  $i$  个簇内第  $k$  个节点的精度用  $g_{ik}$  表示, 则第  $i$  簇的局部融合精度为

$$g_i = \sqrt{\sum_{k=1}^{l_i} \frac{1}{g_{ik}^2}} \quad (1)$$

其中  $g_{ik}$  表示节点测量值的可靠度, 与传感节点  $k$  和目标间距离  $g_{ik}$  成反比, 即

$$g_{ik} = \frac{\mu_i}{g_{ik}} = \frac{\mu_i}{\sqrt{(x_{ik} - x'_{ik})^2 + (y_{ik} - y'_{ik})^2}} \quad (2)$$

其中  $\mu_i$  为比例因子, 满足归一化原则  $\sum_{k=1}^{l_i} g_{ik} = 1$ , 故

$$\mu_i = \frac{1}{\sum_{k=1}^{l_i} g_{ik}^{-1}} \quad (3)$$

将各簇的局部融合结果进行二次融合得到最终融合结果, 最终融合精度为

$$= \sqrt{\sum_{i=1}^m \frac{1}{g_i^2}} \quad (4)$$

数据融合过程的能耗和耗时均包括 3 个部分: 传输能耗、额外能耗和处理能耗; 传输时间、额外时间和处理时间. 其中, 额外时间和额外能耗分别指数据的读取、存储和移动代理的产生、析构等消耗的时间和能量. 由于处理时间和处理能耗与具体的融合方法无关, 在后续分析中可以不考虑.

设  $s_{ma}$  和  $t_{ma}$  分别表示在簇内移动代理的数据传输量和额外耗时;  $s_{cs}$  和  $t_{cs}$  分别表示簇首节点和中央服务节点间的数据传输量和额外耗时;  $p_{proc}$  表示传感节点满负载时的处理功率. 数据融合过程的耗时和能耗可分别通过下式计算<sup>[5]</sup>:

$$T = \frac{\max(l_i) s_{ma}}{B} + 2 \max(l_i) t_{ma} + \frac{m s_{cs}}{B} + 2 m t_{cs} \quad (5)$$

$$E = \sum_{i=1}^m Q_i^{ma} + 2 \sum_{i=1}^m l_i p_{proc} t_{ma} + \sum_{i=1}^m Q_i^{cs} + 2 m p_{proc} t_{cs} \quad (6)$$

其中:  $B$  为无线连接带宽,  $Q_i^{ma}$  为第  $i$  个簇内移动代理的传输能耗,  $Q_i^{cs}$  为第  $i$  个簇首节点到中心服务节点的传输能耗. 在无线传感网络中, 存在传输延迟和数据包重发的情况, 导致理论计算得到的传输时间和传输能耗不准确. 网络仿真可更精确地统计传输时间和传输能耗部分, 然后按下式计算数据融合过程的耗时和能耗<sup>[7]</sup>:

$$T = T_{trans} + 2 \max(l_i) t_{ma} + 2 m t_{cs} \quad (7)$$

$$E = E_{trans} + 2 \sum_{i=1}^m l_i p_{proc} t_{ma} + 2 m p_{proc} t_{cs} \quad (8)$$

## 3 分簇融合决策方法

无线传感网络的各节点计算处理能力、存储空间和能量有限, 采用分布式算法进行分簇和路径规划可减少中心服务节点的计算负担和平衡网络负载, 但分布式算法执行过程中的信息交互也在一定程度上增加了网络通讯负担. 而采用集中式算法能得到全局优化结果, 优化性能优于分布式算法. 考虑到对于不同规模的无线传感网络, 可通过在网络中增加中心服务节点、降低分簇和路径规划的复杂度以及计算量, 减少服务器负担, 因此本文分别采用集中式的最大熵聚类法和蚁群算法实现分簇和路径规划. 在分簇融合过程中, 首先采用最大熵聚类法划分簇, 最小化全局耗时和能耗, 然后在各簇内利用蚁群算法确定移动代理访问传感节点顺序, 最小化局部耗时和能耗.

### 3.1 最大熵聚类法划分簇

常用的聚类方法包括普通模糊聚类、C 均值聚

类等. 与这些聚类方法相比, 最大熵聚类的计算量稍有增加, 但分类性能更优, 有利于降低错误分类的概率, 减少通讯能耗. 其基本原理如下:

将  $n$  个无线传感节点  $Z = \{z_1, z_2, \dots, z_n\} \subset R^2$  划分为  $m$  个簇, 簇首节点为  $v = \{v_1, v_2, \dots, v_m\} \subset R^2, 2 \leq m \leq n$ .  $u = \{u_{ij}\}_{m \times n}$  是隶属度矩阵, 其中  $u_{ij} \in (0, 1)$ , 表示第  $j$  个节点属于第  $i$  个簇的概率. 最大熵聚类是在  $C$  均值聚类算法目标函数中引入模糊隶属度和熵, 是最大熵意义下的模糊聚类算法. 通过最大熵聚类划分, 可使簇内节点间距离平方和达到最小, 最大熵聚类  $J(u, v)$  的表达式如下<sup>[8]</sup>:

$$J(u, v) = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n u_{ij} d_{ij}^2 + \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n u_{ij} \log u_{ij}. \tag{9}$$

其中:  $d_{ij} = \|z_j - v_i\|$  为节点  $z_j$  与簇首节点  $v_i$  的距离;  $\log$  是熵因子, 值越大, 聚类划分受熵影响越小, 当  $\log$  趋近于 0 时, 退变成普通模糊聚类. 利用 Lagrange 乘子法可得到隶属度和聚类中心的迭代公式, 即

$$u_{ij}^{(l+1)} = \frac{e^{-d_{ij}^2}}{\sum_{k=1}^m e^{-d_{kj}^2}}, \tag{10}$$

$$v_i^{(l+1)} = \frac{\sum_{j=1}^n u_{ij}^{(l+1)} x_j}{\sum_{j=1}^n u_{ij}^{(l+1)}}. \tag{11}$$

最大熵聚类划分簇过程为: 初始化簇首节点位置  $v^{(0)} = \{v_1^{(0)}, v_2^{(0)}, \dots, v_m^{(0)}\}$ , 设收敛阈值为  $\epsilon$ ; 采用迭代公式 (10) 和 (11) 交替更新隶属度和簇首节点至  $\max_j (\|v_i^{(l+1)} - v_i^{(l)}\|) < \epsilon$ , 输出分簇结果和簇首节点.

### 3.2 蚁群算法规划节点访问顺序

无线传感网络的寿命受各传感节点寿命的影响. 为延长网络寿命, 必须在减少网络总能耗的同时平衡各传感节点能耗. 在客户端/服务器模型中, 各传感节点通过多跳链接向中心服务节点传输数据, 越接近中心服务节点的传感节点需承担的中继传输任务越多, 能耗越高, 寿命越低. 客户端/服务器模型的能耗不均衡性降低了网络寿命. 移动代理模型则通过采用顺序融合的方法遍历簇内各传感节点, 因此, 传输过程中各传感节点通讯量和能耗基本相同, 有利于延长网络寿命.

为降低分簇融合方法的能耗, 需针对各传感节点的位置规划节点访问顺序. 由于移动代理模型中各传感节点能耗均匀, 只需考虑网络传输能耗对网络寿命的影响. 本文采用蚁群算法实现节点访问顺序规划, 以最小化网络传输能耗. 设第  $i \in \{1, \dots, m\}$  个簇内有  $l_i$  个传感节点 (包括簇首节点), 分别用  $k \in \{1, \dots, l_i\}$  编号, 其中簇首节点用“1”编号, 坐标为  $(x_k, y_k)$ . 移动代理从簇首节点出发, 按顺序访问  $l_i$  个传

感节点, 最后返回簇首节点. 移动代理在两个节点之间迁移, 传输时间  $t = S_{ma}/B$ ; 在标准距离  $d_0$  下的最小传输功率为  $p_0$ , 传输功率  $p_k$  与两个节点距离  $d_k$  的平方成正比<sup>[9]</sup>, 即

$$p_k = \frac{(4\pi)^2}{G_t G_r} \times \frac{d_k^2}{d_0^2} \times p_0. \tag{12}$$

其中:  $G_t, G_r$  和  $B$  分别表示发送增益、接收增益、载波波长和损失因子;  $d_k$  按下式计算:

$$d_k = \begin{cases} \sqrt{(x_{k+1} - x_k)^2 + (y_{k+1} - y_k)^2}, & k = 1, 2, \dots, l_i - 1; \\ \sqrt{(x_k - x_0)^2 + (y_k - y_0)^2}, & k = l_i. \end{cases}$$

所以, 第  $i$  个簇内的总传输能耗为

$$Q_i^{ma} = \sum_{k=1}^{l_i} p_k \times t = \frac{(4\pi)^2 p_0 S_{ma}}{G_t G_r B d_0^2} \times \sum_{k=1}^{l_i} d_k^2. \tag{13}$$

其中除  $d_k$  外, 其他变量均为常数, 令

$$= \frac{(4\pi)^2 p_0 S_{ma}}{G_t G_r B d_0^2},$$

可得移动代理访问节点顺序的优化目标函数为

$$Q_{min} = \min(Q_i^{ma}) = \min \left( \sum_{k=1}^{l_i} d_k^2 \right). \tag{14}$$

由于无线传感网络中节点数量多, 对于移动代理路由规划这类需遍历节点进行最优解搜索的问题, 传统的搜索算法 (如遗传算法、模拟退火、列队竞争等) 搜索时间长, 效率低. 如果将移动代理比作旅行商, 传感节点看作途经的城市,  $d_k$  作为整体表示城市间距离, 则移动代理访问节点顺序的规划问题就转化为典型的旅行商问题 (TSP). 已证明, 蚁群算法在解决旅行商问题时, 较传统算法具有更优的计算效率和搜索结果<sup>[10]</sup>. 蚁群算法是受蚁群觅食过程启发而构造的一种模拟进化算法. 蚁群在觅食过程中, 通过分泌信息素传递信息, 使蚁群趋向于沿一条从蚁巢到食物源的最短路径获取食物. 虽然单个蚂蚁的行为极其简单, 但蚁群却表现出非常复杂的行为特征<sup>[10]</sup>.

采用蚁群算法规划移动代理路径时, 所有蚂蚁固定从簇首节点出发, 然后每只蚂蚁根据路径上保留的信息量独立地选择下个传感节点. 在时刻  $t$ , 蚂蚁  $k$  从节点  $i$  移动到节点  $j$  的概率为<sup>[11]</sup>

$$P_{ij}^k = \begin{cases} \frac{\tau_{ij}(t) \eta_{ij}(t)}{\sum_{s \in \text{allowed}_k} \tau_{is}(t) \eta_{is}(t)}, & j \in \text{allowed}_k; \\ 0, & \text{其他}. \end{cases} \tag{15}$$

其中:  $\text{allowed}_k$  为蚂蚁  $k$  未经过的节点集合;  $\tau_{ij}$  为节点  $i$  和  $j$  间路径的信息量;  $\eta_{ij}$  为启发式因子, 取节点间距离的倒数;  $\tau$  和  $\eta$  分别为信息量和启发式因子的重要程度. 当所有蚂蚁完成一次遍历节点的过程后,

各路径的信息量根据下式修正<sup>[11]</sup>：

$$i_j(t+1) = (1 - \alpha) i_j + \beta \Delta i_j \quad (16)$$

其中： $\alpha$  (0,1) 为信息量的蒸发系数， $\beta$  为节点  $i$  和  $j$  间路径上信息量的增量。

### 4 仿真实验

#### 4.1 分簇融合实验

设无线传感网络区域范围为  $400 \times 400 \text{ m}^2$ , 100 个传感节点的坐标分别为  $(x_i, y_i)$  ( $j = 1, 2, \dots, 100$ ), 中心服务节点布置在坐标  $(x_0, y_0)$  处. 传感节点的有效监测范围是半径  $R = 40 \text{ m}$  的圆形区域. 如图 2 所示, 一个目标从五角星标记位置出发以速度  $v$  沿箭头方向移动时, 一些节点进入工作状态, 对目标进行跟踪, 为确保跟踪准确性, 所有被激活的节点在目标离开无线传感网络测量区域后才进入休眠状态.

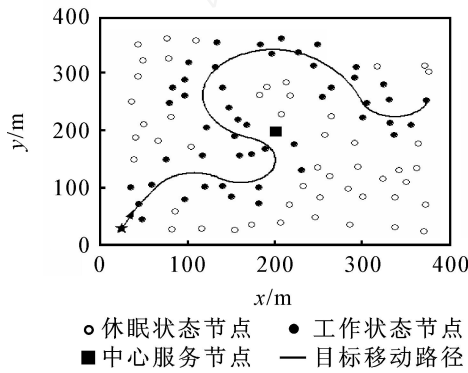


图 2 无线传感网络监测移动目标

以簇数目  $m = 3$  为例, 采用如下方法验证分簇融合方法的性能：

1) 采用最大熵聚类法划分簇. 设置最大熵聚类算法参数  $\alpha = 2$ ,  $\beta = 0.0001$ . 无线传感网络区域划分结果如图 3 所示, 处于工作状态的节点被划分为 3 个簇, 方框标记的是簇首节点.

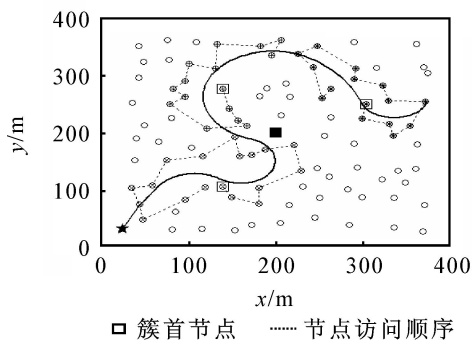


图 3 分簇和簇内移动代理节点访问顺序

2) 利用蚁群算法规划节点访问顺序. 设蚁群算法参数  $\alpha = 1$ ,  $\beta = 2$  和  $\rho = 0.1$ , 蚂蚁数量为 20, 循环次数为 200. 分别确定 3 个簇内移动代理访问节点的顺序, 结果如图 3 所示. 在每个簇内, 移动代理从簇首节点出发, 沿虚线指示的路径顺序访问簇内节点,

最后返回簇首节点.

3) 为检验数据融合结果的优劣, 简化计算过程, 假设所有传感节点测量结果与真值间的相对误差为  $\epsilon = 0.1$ , 通过式 (1) 可计算出 3 个簇中局部融合精度分别为 0.023 6, 0.025 8 和 0.026 0, 代入式 (4) 得最终融合精度为 0.014 5. 可见, 最终融合精度高于每个簇内的融合精度, 与单个节点的精度相比有明显提高. 同时, 分簇融合决策方法完成一次簇划分和节点访问顺序规划所需时间约为 1.6 s, 相对于无线传感网络拓扑结构的变化率, 该方法能满足分类融合决策过程中簇划分和访问顺序规划的实时性需求.

#### 4.2 簇数目对分簇融合决策性能的影响

无线传感网络参数和分簇融合参数设置分别如表 1 和表 2 所示. 当簇数目从 2 增加到 12 时, 分别进行分簇融合, 最终融合精度如图 4 所示.

表 1 无线传感网络参数设置

$B/(\text{Mbits/s})$	$G_t$	$G_r$	$r/\text{m}$	$p_0/\text{mW}$	$d_0/\text{m}$	$p_{\text{proc}}/\text{mW}$
1	2	2	0.8	0.125	25	25

表 2 分簇融合参数设置

$s_{\text{ma}}/\text{Kbytes}$	$t_{\text{ma}}/\text{s}$	$s_{\text{cs}}/\text{Kbytes}$	$t_{\text{cs}}/\text{s}$
512	0.005	100	0.012

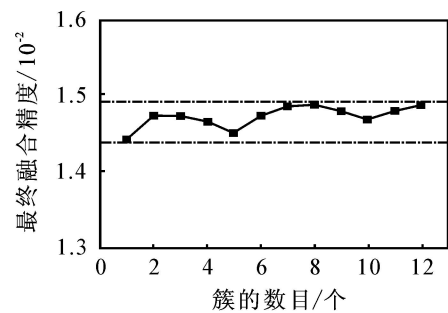


图 4 不同簇数目的最终融合精度

从图 4 可以看出, 随着簇数目的增加, 最终数据融合结果的精度在 0.014 4 ~ 0.014 9 间波动, 均值为 0.014 7, 所以融合精度的波动率为

$$= \frac{0.0149 - 0.0144}{0.0147} \times 100\% = 3.5\%$$

可见, 簇数目对最终融合精度的影响很小. 这是由于给定簇数目后, 最大熵聚类法可实现簇的均匀划分, 使各簇内的局部融合精度近似相等, 故将网络划分为不同数目的簇对最终融合结果的精度基本没有影响.

由式 (5) 和 (6) 给出数据融合过程能耗和耗时的理论计算结果. 采用 OPNET Modeler 无线网络仿真软件对分簇融合进行仿真, 利用式 (7) 和 (8) 得到仿真结果. 由于网络能耗与延时均能影响网络测量

性能,单独采用能耗或耗时指标无法综合评价无线传感网络寿命和测量实时性两方面性能.文献[5]中采用“能耗 $\times$ 耗时”指标对无线传感网络性能进行综合评价.比较不同簇数目下“能耗 $\times$ 耗时”指标的理论计算结果与仿真结果如图5所示.

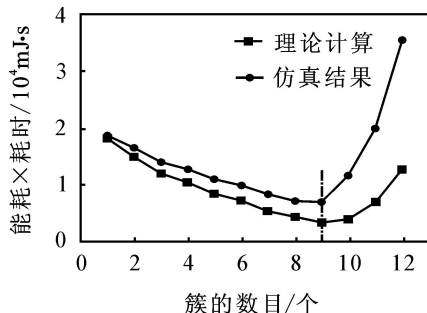


图5 不同簇数目下能耗 $\times$ 耗时的比较

1) 在不同簇数目下,网络仿真的“能耗 $\times$ 耗时”指标都大于理论计算结果,且随簇数目的增加,二者偏差逐渐增大.这是由于分簇融合决策方法在簇首节点和中心服务节点之间采用客户端/服务器方式,随着簇数目的增加,簇首节点和中心服务节点的传输越复杂,网络拥塞情况也越严重.数据包的重新传输次数的增加使能耗和耗时也随之增加.随着簇数目的增加,这种情况将逐渐恶化.

2) “能耗 $\times$ 耗时”指标随簇数目的增加呈先减少后增加的变化趋势,这说明簇数目存在最优值.当所划分的簇数目低于该值时,簇内传感节点数量过多,遍历完成一次簇内节点融合的耗时长,总传输距离增大,能耗也相应增加,降低了传感网络的寿命与测量实时性;当所划分的簇数目高于该值时,簇首节点数量增加,加大了簇首节点与中心处理节点间的通讯量,在客户端/服务器模型中,各簇首节点的自主通讯加重了网络拥塞,降低了网络传输效率,增加了网络传输延时.如图5所示,当簇数目为9时,“能耗 $\times$ 耗时”指标最低,即说明在先前设定的无线传感网络布局和网络参数条件下,最优簇数目为9.因此在实际应用中,应首先通过仿真确定相应条件下的最优簇数目,再采用最大熵聚类方法划分传感节点,而后在各簇内利用蚁群算法规划移动代理访问节点的顺序,以获得数据融合精度和效率最高的分簇融合结果.

## 5 结 论

无线传感网络中融合决策方法的优劣对数据融合的准确性和效率有重要影响.针对无线传感节点随机布局情况下的数据融合决策问题,本文提出一种分簇融合决策方法,采用最大熵聚类法划分簇,利用蚁群算法规划簇内移动代理访问节点的顺序,进一步提高了数据融合的准确性和执行效率.仿真实

验采用能耗 $\times$ 耗时作为分簇融合决策方法的性能评价指标,分析了簇数目对分簇融合决策和融合结果准确性的影响,结果表明:

1) 本文提出的分簇融合方法可提高融合结果的精度,且不受簇数目的影响;

2) 针对不同的网络布局和网络参数,无线传感网络存在最优簇数目.在无线传感网络的实际应用中,应先通过仿真获得最优簇数目,再利用分簇融合方法完成融合决策,以提高数据融合准确性和执行效率,降低数据融合过程的能耗和耗时.

## 参考文献(References)

- [1] Zhao F, Liu J, Guibas L, et al. Collaborative signal and information processing: An information directed approach[J]. Proc of the IEEE, 2003, 91(8): 1100-1209.
- [2] Qi H, Iyengar S S, Chakrabarty K. Distributed sensor networks: A review of recent research [J]. J of the Franklin Institute, 2001, 338(6): 655-668.
- [3] D'Costa A, Sayeed A M. Collaborative signal processing for distributed classification in sensor networks[C]. The 2nd Int Workshop on Information Processing in Sensor Networks. Heidelberg: Springer, 2003: 193-208.
- [4] Qi H, Xu Y, Wang X. Mobile-agent-based collaborative signal and information processing in sensor networks [J]. Proc of the IEEE, 2003, 91(8): 1172-1183.
- [5] Xu Y, Qi H. Distributed computing paradigms for collaborative signal and information processing in sensor networks[J]. J of Parallel and Distributed Computing, 2004, 64(8): 945-959.
- [6] Lotfinezhad M, Liang B. Energy efficient clustering in sensor networks with mobile agents[C]. Proc of IEEE Conf on Wireless Communications and Networking. New York: IEEE Communications Society, 2005: 1872-1877.
- [7] Wang X, Wang S, Jiang A. Optimized deployment strategy of mobile agents in wireless sensor networks [C]. The 6th Int Conf on Intelligent System Design and Applications. Los Alamitos: IEEE Computer Society, 2006: 893-898.
- [8] Wang L, Ji H, Gao X. Clustering based on possibilistic entropy[C]. Proc of 7th Int Conf on Signal Processing. Maryland: IEEE Signal Processing Society, 2004: 1467-1470.
- [9] Wu Q, Rao N S V, Barhen J, et al. On computing mobile agent routes for data fusion in distributed sensor networks [J]. IEEE Trans on Knowledge and Data Engineering, 2004, 6(6): 740-753.

(下转第 1217 页)

ACM 的跟踪性能相对稳定,对上述 4 条航迹变化很小,说明其对目标机动适应性更强。

为进一步验证新模型算法的跟踪性能,本文对航迹 1 反应目标机动持续时间的参数  $\alpha$  作了一个调整实验。令  $\alpha = 0.01$ ,其角跟踪过程可理解为持续机动,仿真结果表明,其跟踪性能有所提高, $x, y$  方向均方根误差分别为 25.543 1 和 25.825 9,基本接近 IMM。因此,如果  $\alpha$  的自适应性更强一些,将有助于 ACM 跟踪性能的提高。

从表 1 和表 2 还可发现,对于同一航迹,有时在两个方向上跟踪性能差别很明显,这是由航迹设计在两个方向上的相对机动性不一致造成的,而且在不同的跟踪体制下(直角坐标跟踪和球坐标跟踪),对机动性的理解一般也是不一致的。因而在仿真实验中,本文对另一种反映  $x$  和  $y$  方向综合跟踪性能的指标“归一化位置误差”(NPE)进行了计算,其结果与本文分析也是一致的。

仿真实验中并未考虑坐标转换所带来的误差,IMM 仿真设计采用了等效于自适应 IMM(AIMM)算法的方法,因此可以认为新模型算法对跟踪性能的提高是有效的。

## 5 结 语

本文从空间飞行器与测量雷达的相对角运动出发,设计了基于近似的“当前”模型的自适应角度跟踪模型,同时也适用于距离跟踪。仿真结果表明,改进后的模型跟踪性能有了明显的提高。新的模型及其算法物理概念清晰,具有工程实用价值,尤其对于雷达的跟踪估计显得更加简便有效。

## 参考文献(References)

- [1] Li X R, Jilkov V P. A survey of maneuvering target tracking, Part I: Dynamic models[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2003, 39(4): 1333-1363.
- [2] Li X R, Jilkov V P. A survey of maneuvering target tracking, Part II: Ballistic target models[C]. Proc 2001 SPIE Conf on Signal and Data Processing of Small Targets. San Diego, 2001: 559-581.
- [3] Li X R, Jilkov V P. A survey of maneuvering target tracking, Part III: Measurement models[C]. Proc 2001 SPIE Conf on Signal and Data Processing of Small Targets. San Diego, 2001: 423-446.
- [4] Li X R, Jilkov V P. A survey of maneuvering target tracking, Part IV: Decision-based methods [C]. Proc 2002 SPIE Conf on Signal and Data Processing of Small Targets. Orlando, 2002: 511-534.
- [5] Li X R, Jilkov V P. A survey of maneuvering target tracking, Part V: Multiple-model methods[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2005, 41(4): 1255-1321.
- [6] Lei Ming, Han Chong-zhao. Expectation-maximization (EM) algorithm based on IMM filtering with adaptive noise covariance[J]. Acta Automatica Sinica, 2006, 32(1): 28-37.
- [7] Li X R, Zhang Y M, Zhi X R. Multiple-model estimation with variable structure, Part VI: Expected-mode augmentation[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2005, 41(3): 853-867.
- [8] He Yan, Guo Zhi-jiang, Jiang Jing-ping. Model set design of the adaptive interacting multiple model tracking algorithm[J]. Electronics Optics and Control, 2002, 9(2): 26-29.
- [9] Ekstrand B. Tracking filters and models for seeker applications [J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2001, 37(3): 965-976.
- [10] Zhou H, Kumar K S P. A “Current” statistical model and adaptive algorithm for estimating maneuvering targets[J]. AIAA J of Guidance, 1984, 7(5): 596-602.
- [11] Liu Xiar-xing, Ding Fei, Hu Zhen-tao, et al. An adaptive filtering algorithm of noise variances based on modified “Current” statistical model[J]. Chinese J of Electronics, 2006, 15(2): 265-268.

(上接第 1212 页)

- [10] Dorigo M, Gambardella L M. Ant colony system: A cooperative learning approach to the traveling salesman problem [J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 1997, 1(1): 53-66.
- [11] Blum C, Dorigo M. The hyper-cube framework for ant colony optimization [J]. IEEE Trans on System, Man and Cybernetics, Part B: Cybernetics, 2004, 34(2): 1161-1172.