

文章编号: 2095-4980(2021)05-0869-07

基于动态集群和 DKF 的协作式目标跟踪

刘艳君¹, 牛丽平²

(1.新乡学院 计算机与信息工程学院, 河南 新乡 453003; 2.河南师范大学 计算机与信息工程学院, 河南 新乡 453007)

摘要: 针对具有有限感知范围的无线传感器网络中的动态目标跟踪问题, 提出了一种将卡尔曼一致滤波和动态集群自组织相结合的协作式动态目标跟踪算法。首先, 算法采用一个由群头挑选阶段和集群重新配置阶段构成的动态集群协议来限制参与目标状态估计过程中节点间的信息交换, 然后用一个分布式加权估计预测算法即卡尔曼一致滤波来估计目标状态并预测其下一个位置, 这样有助于唤醒最合适的节点来进行目标跟踪并最恰当地组织网络通信, 而其他节点保持在睡眠状态。仿真结果表明, 提出的算法相比于集中式和其他 2 种常用的分布式动态目标跟踪算法, 不仅能够降低网络的平均能耗, 而且能够明显提高跟踪过程中的误差估计质量。

关键词: 无线传感器网络; 目标跟踪; 动态集群自组织; 卡尔曼一致滤波; 节能; 误差估计
中图分类号: TP393; TN911 **文献标志码:** A **doi:** 10.11805/TKYDA2020197

A cooperative target tracking based on dynamic clustering and Distributed Kalman Filtering

LIU Yanjun¹, NIU Liping²

(1.School of Computer and Information Engineering, Xinxiang University, Xinxiang Henan 453003, China;
2.School of Computer and Information Engineering, Henan Normal University, Xinxiang Henan 453007, China)

Abstract: Aiming at the dynamic target tracking problem in Wireless Sensor Networks(WSN) with limited sensing range, a collaborative dynamic target tracking algorithm in which Kalman Consensus Filter(KCF) is combined with dynamic clustering self-organization is proposed. The proposed algorithm uses a dynamic clustering protocol which consists of a cluster leader selection phase and cluster reconfiguration phase to limit messages exchanges between nodes participating in the target state estimation process. Then, a distributedly weighted estimation-prediction algorithm, namely Kalman consensus filtering can be adopted to estimate the target state and predict its next position. This helps waking-up the most appropriate nodes to track the target and well organizing the network communications, while other nodes remaining in sleep state. The simulation results show that the proposed algorithm can not only reduce the average energy consumption of the network, but also improve the error estimation quality in the tracking process significantly compared with a centralized algorithm and other two kinds of distributed dynamic target tracking algorithms in common use.

Keywords: Wireless Sensor Networks(WSN); target tracking; dynamic clustering self-organization; Kalman Consensus Filter(KCF); energy conservation; error estimation

无线传感器网络(WSN)由成百上千个微小的、低成本的和能量受限的节点构成。通常情况下, 这些节点配备的是低成本的小容量电池, 因此 WSN 的生命周期就被认为是一个重要的问题。相比于高成本和复杂的监控技术, WSN 采用不依赖于任何集中式基础设施的廉价技术就能够提供与传统监控系统相同的性能, 但存在如数据处理算法、通信系统以及网络组织等新的挑战。在许多情况下, 只有传感器节点之间的协作才有助于解决这些挑战性问题。相比于单节点跟踪系统, 协同目标跟踪融合了由多节点传输的数据来得到目标的状态估计。然而, 这些测量值是带噪声的、冗余的和非同步的, 而且节点间的通信既耗能又会产生额外开销; 此外, 可靠的通信协议和复杂的数据处理算法不能在单一的传感器节点上执行, 因为单一的传感器节点其数据处理和通信能力是有限的。因

收稿日期: 2020-05-10; 修回日期: 2020-07-25

基金项目: 河南省科技攻关资助项目(182102311123)

此, 目标跟踪中的能耗、跟踪质量和效率是 WSN 中至关重要的问题, 这些可以通过不同的方法来解决^[1-9]。

最初的卡尔曼一致滤波(KCF)采用一组 k 个 Kalman 微滤波器来融合从传感器接收到的异构数据, 如果能够在这种分布式 Kalman 一致滤波和合适的跟踪算法相结合, 就能实现对目标的准确跟踪。文献[10]提出采用二分图来分配 Kalman 滤波模型, 这种方法包含了局部估计值之间的数据相关性; 文献[11]提出了采用概率假设密度的分布式卡尔曼滤波(Distributed Kalman Filter with Probability Hypothesis Density, DKF-PHD); 文献[12]提出了一种具有有限感知范围的分布式 Kalman 滤波。算法假设被动节点(不检测目标的节点)没有贡献, 但仍包含在融合步骤中; 文献[13]针对状态突变的机动目标跟踪问题, 提出了一种自适应高阶容积 Kalman 滤波算法, 但这种算法不考虑带来的庞大计算量和节点的额外开销。

对此, 本文在考虑一个具有有限感知范围的 WSN 条件下, 提出了一种将分布式 Kalman 数据融合和动态集群自组织相结合的协作式动态目标跟踪算法。仿真结果表明, 本文提出的算法相比于集中式和其他几种常用的分布式目标跟踪算法, 不仅能够降低网络的平均能耗, 而且能够明显提高跟踪过程中的误差估计质量。

1 背景知识

1.1 系统模型与假设

用一个无向图 $G(V,E)$ 来对 WSN 建模, 其中 $V = \{s_1, s_2, \dots, s_n\}$ 为节点集, $E = \{(s_i, s_j) | \|s_i - s_j\| \leq R_c\}$ 为通信链路集, R_c 为每个节点的通信范围, $\|s_i - s_j\|$ 为节点 s_i 和 s_j 之间的欧氏距离; 假设感知范围 R_s 在全部节点间是均匀的, 而且满足覆盖范围和连通性约束条件, 即 $R_c \geq 2R_s$ 。

假设目标状态为一个 4 元组向量:

$$\mathbf{X} = (x, y, \dot{x}, \dot{y}) \in R^4 \quad (1)$$

式中 (x, y) 和 (\dot{x}, \dot{y}) 分别为目标位置坐标和沿 x, y 轴的速度。每个传感器 s 测量它到目标 q 的距离 ρ 以及目标位置矢量与 x 轴之间夹角 θ 。对于目标检测来说, 采用式(2)的概率模型来表示:

$$p_s(q) = \begin{cases} 0 & \text{如果 } r + r_c \leq \|s - q\| \\ e^{-\alpha[\|s - q\| - (r - r_c)]^\beta} & \text{如果 } r - r_c \leq \|s - q\| \leq r + r_c \\ 0 & \text{如果 } r - r_c \geq \|s - q\| \end{cases} \quad (2)$$

式中: α 和 β 为常数; $\|s - q\|$ 为传感器 s 和目标 q 之间的欧氏距离; r 为 s 的感知范围; r_c 为感知误差 ($r_c \ll r$)。

假设节点最初处于睡眠状态, 以保证最小的能量消耗。这时除了处理单元和低功率寻呼信道接收唤醒消息外, 全部节点的硬件单元都处于关闭状态。在收到唤醒消息后, 节点启动其全部硬件单元; 节点知道自己的地理位置, 而且维护其相邻节点的列表; 第一个目标检测能成功执行, 且第一个激活是通过外部激活消息来执行。

1.2 集中式卡尔曼滤波

集中式卡尔曼滤波(Centralized Kalman Filter, CKF)假设目标状态和测量模型分别由下列线性方程定义:

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{A}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{B}_k \mathbf{u}_k + \mathbf{w}_k \\ \mathbf{z}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k \end{cases} \quad (3)$$

式中: \mathbf{A} 为联系先前目标状态和当前目标状态的矩阵; \mathbf{B} 为联系指令和当前目标状态的矩阵; \mathbf{w}_k 为系统噪声; \mathbf{H}_k 为联系测量值和当前目标状态的矩阵; \mathbf{v}_k 为时间步长 k 时的测量值噪声; \mathbf{x}_k 为时间步 k 时的目标状态向量; \mathbf{z}_k 为时间步 k 时的目标状态的测量向量。

分别假设 \mathbf{w} 和 \mathbf{v} 为具有协方差矩阵 \mathbf{Q} 和 \mathbf{R} 的白噪声, 即 $p(\mathbf{w}) \sim N(0, \mathbf{Q})$, $p(\mathbf{v}) \sim N(0, \mathbf{R})$, 还假设矩阵 \mathbf{A} 和 \mathbf{H} 是可检测的, 全部矩阵 $\mathbf{A}, \mathbf{B}, \mathbf{H}, \mathbf{Q}$ 和 \mathbf{R} 是时间独立的; 分别用 \mathbf{x}_k^- 和 $\hat{\mathbf{x}}_k$ 表示时间步长 k 时的先验和后验目标状态估计值, 时间步长 k 时的先验和后验估计误差协方差矩阵 \mathbf{P}_k^- 和 \mathbf{P}_k 定义为:

$$\begin{cases} \mathbf{P}_k^- = E[(\mathbf{x}_k - \mathbf{x}_k^-)(\mathbf{x}_k - \mathbf{x}_k^-)^T] \\ \mathbf{P}_k = E[(\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k)(\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k)^T] \end{cases} \quad (4)$$

1.3 卡尔曼一致微滤波

卡尔曼一致微滤波也称为分布式卡尔曼滤波(Distributed Kalman Filter, DKF), 它采用一组(k 个)微滤波器来得到目标状态估计值, 可以融合从非线性感知模型式得到的异构数据。

把要观察的系统建模如下：

$$\begin{cases} \mathbf{x}_k = \mathbf{A}_k \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{B}_k \mathbf{w}_k \\ \mathbf{y}_i^k = \mathbf{H}_i^k \mathbf{x}_k + \mathbf{v}_i^k \end{cases} \quad (5)$$

在 1.2 节描述的 Kalman 滤波模型方程中，要加上误差协方差逆矩阵的融合值和测量值的融合值，这两个值分别表示为：

$$\mathbf{S}_k = \frac{\sum_{i=1}^n (\mathbf{H}_i^k)^T \mathbf{R}_i^{-1} \mathbf{H}_i^k}{n} \quad (6)$$

$$\mathbf{y}_k = \frac{\sum_{i=1}^n (\mathbf{H}_i^k)^T \mathbf{R}_i^{-1} \mathbf{y}_i^k}{n} \quad (7)$$

每个节点执行下列计算：

$$\begin{cases} \mathbf{M}_i^k = (\mathbf{P}_{i,k}^{-1} + \mathbf{S}_k)^{-1} \\ \hat{\mathbf{x}}_k = \hat{\mathbf{x}}_k^- + \mathbf{M}_i^k (\mathbf{y}_k - \mathbf{S}_k \hat{\mathbf{x}}_k^-) \\ \mathbf{P}_i^{k+1} = \mathbf{A}_k \mathbf{M}_i^k \mathbf{A}_k^T + \mathbf{B}_k \mathbf{Q}_i^k \mathbf{B}_k^T \\ \hat{\mathbf{x}}_{k+1} = \mathbf{A}_k \hat{\mathbf{x}}_k \end{cases} \quad (8)$$

式中： $\mathbf{Q}_i^k = n \mathbf{Q}_k$ ； $\mathbf{P}_i^0 = n \mathbf{P}_0$ 。全部节点中的估计值是相同的，即：

$$\hat{\mathbf{x}}_i^k = \hat{\mathbf{x}}_k, \forall i \quad (9)$$

滤波器的动态方程可表示为：

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{q}}_i = -\beta \hat{\mathbf{L}}_{q_i} - \beta \hat{\mathbf{L}}_{u_i} \\ \mathbf{p}_i = \mathbf{q}_i + \mathbf{u}_i \end{cases} \quad (10)$$

式中： $\hat{\mathbf{L}} = \mathbf{L} \otimes \mathbf{I}_m$ 表示 m 维图拉普拉斯算子； \mathbf{u}_i 为节点输入； \mathbf{q}_i 为 Kalman 滤波器状态； $\beta (>0)$ 为增益。

滤波器输出如下：

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{q}}_i = \beta \sum_{j \in N_i} (\mathbf{q}_j - \mathbf{q}_i) + \beta \sum_{j \in N_i} (\mathbf{u}_j - \mathbf{u}_i) \\ \mathbf{y}_i = \mathbf{q}_i + \mathbf{u}_i \end{cases} \quad (11)$$

式中 N_i 为第 i 个节点的邻居集。

2 本文提出的算法

图 1 为本文提出的基于预测算法的传感器节点中的感知组件和通信组件之间的关系。可以用一个加权估计预测算法来估计目标状态并预测其下一个位置，这样有助于唤醒最合适的节点来进行目标跟踪并最恰当地组织网络通信，而其他节点保持在睡眠状态，从而比采用基于周期采样的目标跟踪算法能节省更多能量；但需要考虑 2 个问题：a) 估计算法在靠近目标的这些节点子集上应当是分布式的；b) 跟踪应当是动态的。为此，本文提出采用动态集群的分布式卡尔曼滤波算法。

算法采用一个动态集群协议来限制参与估计过程中节点间的信息交换，而不是全部网络节点。集群协议由 2 个阶段构成：a) 群头挑选阶段；b) 集群重新配置阶段。群头挑选是在靠近目标的活动节点之间进行的，其他节点保持闲置以节省它们的能量。因此，节点仅当它们收到激活消息时唤醒并加入到当前集群。不同于集中式融合算法，算法中的集群头领不被考虑为数据融合中心，而考虑为一个集群管理者。因此通信在全部活动节点间进行。通过允许最后群集成员的一个子集加入到当前群集来确保连续目标跟踪。

2.1 集群形成和群头挑选

当一个节点接收到一个外部“干扰”消息 MSG_intrusion(该消息包含一些边界节点记录的目标状态估计值)时，它就唤醒并触发群头挑选阶段。首先，它发送一个唤醒消息 MSG_wakeup 给它的全部相邻节点，然后广播一个群集创建消息 MSG_createcluster，这个消息包含第一个被检测的位置；接收到 MSG_createcluster 消息的节点采用下列测量值计算出一个局部判决值：a) 节点和目标之间的距离；b) 通过由 Kalman 滤波得到的协方差矩

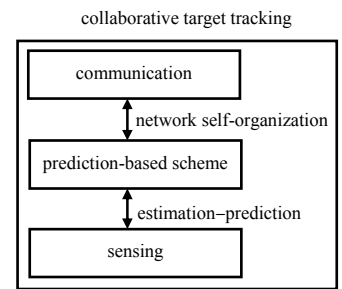


Fig.1 Characterization of collaborative target tracking problem proposed in this paper

图 1 本文提出的协作式目标跟踪问题表征

阵 P_k 来测量的最后估计质量; c) 节点的剩余能量。图 2 为算法的状态转换图, 其中: (1)为定时器失效; (2)为接收 MSG_intrusion 或 MSG_wakeup; (3)为发送 MSG_wakeup 或 MSG_createcluster; (4)为定时器失效 ID=顶部列表候选成员; (5)为定时器失效或第一个候选成员≠当前节点; (6)为接收 MSG_chready, 发送 MSG_join; (7)为更新候选列表; (8)为发送 MSG_notch, 发送 MSG_createcluster; (9)为接收 MSG_notch; (10)为接收 MSG_chready, 接收 MSG_createcluster 和发送 MSG_join; (11)为接收 MSG_join 或 MSG_quitcluster 并更新成员列表; (12)为定时器失效或第一个候选成员为当前节点; (13)为接收 MSG_chready, 发送 MSG_join; (14)为接收 MSG_join, 发送 MSG_join。

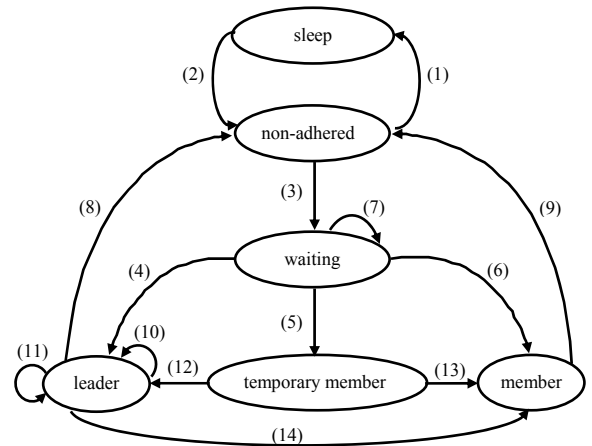


Fig.2 State-transition diagram of the proposed clustering protocol
图 2 本文提出的集群形成协议的状态转换图

当等待定时器失效时, 一个节点离开非粘附状态, 要么回到睡眠状态, 要么回到等待接收一个 MSG_createcluster 消息状态。如果一个节点接收到来自某个邻近节点发送的值, 则更新其候选列表, 该列表包含 2 个参数(发送节点、判决值); 另一个定时器被告知等待接收这些值。在这个定时器失效后, 如果这个等待节点处于候选列表顶部, 则它决定成为群头; 否则, 就成为一个临时成员。在等待期间, 如果这个节点接收到一个 MSG_chready 消息(该消息包含群头的 ID), 则它加入到这个集群并成为其中一员。

临时成员节点丢弃顶部列表候选成员, 并等待接收一个 MSG_chready 消息以加入到该集群。如果它没有收到这个消息, 且是顶部列表候选成员, 则它就会成群头; 类似地, 一个成员节点在接收到由一个群头发送的 MSG_notch 消息时就离开这个状态, 最后返回到非粘附状态。

2.2 集群再配置

群头节点检查目标状态估计值来决定集群的重新配置。当它检测到目标丢失时, 则执行下列 2 个任务:

- 1) 发回一个 MSG_join 消息, 迫使 MSG_createcluster 或 MSG_chready 消息的发送节点加入到它的集群;
- 2) 在接收到 MSG_join 或 MSG_quitcluster 消息后更新集群成员列表。

当发生下列事件之一时, 群头离开这个状态:

- 1) 接收到 MSG_join 消息, 成为该消息发送节点群集的一个成员;
- 2) 丢失目标: 集群应当重新配置, 而且节点返回到非粘附状态。

集群再配置操作包括更新候选列表并用一个 MSG_notch 消息告知成员节点, 在接收到这个消息后, 节点触发一个新的挑选过程, 该过程可以包括先前的成员。

动态集群形成协议能够通过仅让直接相邻的节点加入到集群而迫使其他节点返回到睡眠状态来防止多集群跟踪。在构建起跟踪集群后, 进入数据融合阶段, 生成目标状态估计值。

2.3 目标状态估计

当前集群的成员节点执行采样来检测目标, 这些节点(包括群头节点)计算它们的信息矩阵 u_i 和 U_i 如下:

$$u_i = H_i^T R_i^{-1} z_i \quad (12)$$

$$U_i = H_i^T R_i^{-1} H_i \quad (13)$$

式(12)和(13)分别包含测量值信息和测量误差信息, 之后每个节点广播一个包含测量值、测量误差和最后状态估计值 \bar{x}_i 的消息 $m_i = \{u_i, U_i, \bar{x}_i\}$ 给全部集群成员, 然后每个节点等待从其他成员接收这个消息来融合信息矩阵和向量 y_i 及 S_i 如下:

$$\begin{cases} y_i = \sum_{j \in J_i} u_j \\ S_i = \sum_{j \in J_i} U_j \end{cases} \quad (14)$$

在数据融合阶段结束时, 每个节点采用 KCF 估计目标状态:

$$M_i = (P_i^{-1} + S_i)^{-1} \quad (15)$$

$$\hat{x}_i = \bar{x}_i + M_i(y_i - S_i \bar{x}_i) + \gamma M_i \sum_{j \in N_i} (\bar{x}_j - \bar{x}_i) \quad (16)$$

之后, 节点采用式(17)和(18)更新它们各自的微滤波器状态:

$$P_i = AM_iA^T + BQB^T \tag{17}$$

$$\bar{x}_i = Ax_i \tag{18}$$

群头检查与目标的距离和最终在其群集中的活动节点的数目或剩余能量来决定集群的重新配置,从而更新其候选列表,并分配任务给最合适的成员。

2.4 算法复杂度分析

对于时间步 k , 执行预测步的状态预测和误差协方差矩阵预测分别需要执行 n^2 次乘法和 n 次加法(n 为传感器节点总数), 其时间复杂度分别为 $O(n^2)$ 和 $O(n)$ 。在更新位置测量值和估计值时需要完成 n 个节点和 $n-N$ 个节点的 Kalman 滤波计算(N 为传感器节点的邻居节点总数), 需要分别执行 n^2 次和 $(n-N)^2$ 次乘法运算, 以及 $2n$ 次和 $2(n-N)$ 次加法运算, 其时间复杂度分别为 $O(n^2)$ 和 $O((n-N)^2)$ 以及 $O(2n)$ 和 $O(2(n-N))$ 。在集群形成和挑选阶段, 需要执行 $n-1$ 次交换和排序, 其时间复杂度为 $O(n-1)$, 在集群再配置阶段, 只需执行 N 次交换, 其时间复杂度为 $O(N)$; 一般而言, 传感器节点总数 n 较大且 $n \gg N$, 故算法总的时间复杂度为 $O(n^2)+O(2n)$ 。

3 算法性能仿真和结果分析

采用 TOSSIM(TinyOS Simulator)仿真工具来验证和比较本文提出的算法性能。TOSSIM 是 TinyOS 自带的一个仿真工具, 可以支持由用户定义的不同规模和复杂度的无线模型的网络仿真; 仿真中把本文算法与常用的 3 种基于 Kalman 滤波的跟踪算法即集中式卡尔曼滤波(Centralized Kalman Filter, CKF)^[4]、具有有限感知范围的分布式卡尔曼滤波(Distributed Kalman Filter with Limited Sensing Range, DKF-LSR)^[12]和采用概率假设密度的分布式卡尔曼滤波(DKF-PHD)^[11]进行比较。

3.1 仿真设置及评价指标

仿真中的可变参数为采样周期、网络规模(或网络密度)和目标速度。通信范围设置为 50 m, 感知范围设置为 15 m, 目标模型为高斯马尔科夫(Gauss-Markov)模型; 仿真指标为网络能量消耗和估计质量。

节点的能量消耗采用 POWER-TOSSIM 来评价, 估计质量通过实际目标位置和估计位置之间的均方根误差来测量, 即 $\varepsilon = \sqrt{(x - \hat{x})^2 + (y - \hat{y})^2}$ 。

3.2 能量消耗评价

首先, 评价一个随机部署在二维平面上 200 m×200 m 区域的固定网络规模大小为 100 个节点构成的 WSN 的网络平均能量消耗与采样周期之间的关系, 图 3 为得到的仿真结果。从图 3 可见, 本文算法相比于 DKF-PHD, DKF-LSR 和 CKF 算法在平均能耗方面分别减少了约 100 mJ, 160 mJ 和 380 mJ, 本文算法的网络能量消耗减少是由于动态集群形成协议减少了参与跟踪任务的节点数目, 算法 CKF 和 DKF-LSR 消耗的能量比 DKF-PHD 和本文算法要多, 是因为 CKF 算法的集中式特点和 DKF-LSR 中参与目标状态估计的节点数量没有限制; 而且还可看到, 4 种算法的网络平均能耗都与采样周期时间成反比, 这是因为节点之间交换的数据消息量在不同时间内是不同的。

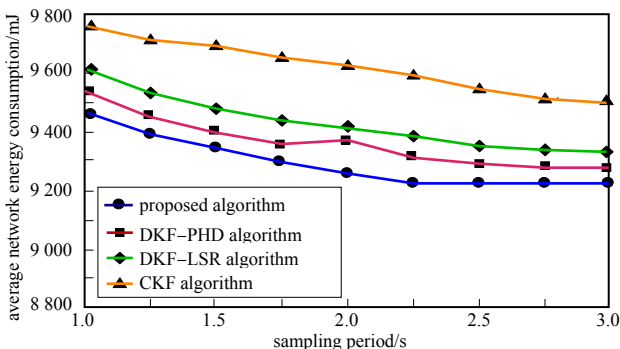


Fig.3 Average network energy consumption vs. sampling period for four algorithms

图 3 4 种算法的网络平均能耗与采样周期的关系

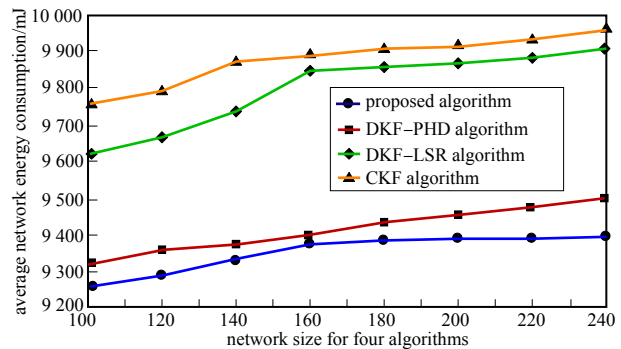


Fig.4 Average network energy consumption vs. network size for four algorithms

图 4 4 种算法的网络平均能耗与网络规模的关系

其次,评价 4 种算法的网络能耗随网络规模(采样周期设置为 1 s)变化的关系,得到的结果见图 4。从图 4 可见,WSN 的规模会影响网络的能量消耗。在相同规模网络的情况下,算法 CKF,DKF-LSR 和 DKF-PHD 导致的平均能耗比本文算法分别高约为 730 mJ, 380 mJ 和 100 mJ,这是因为前 3 种算法每个节点的每一步跟踪都要执行一个感知操作;还可看到,本文算法的能耗最均衡,在网络规模增大时能耗增加并不明显,是因为感知和通信能耗通常比计算能耗要高,而本文算法主要就是提高和改进感知和通信能力,故能耗性能明显最优,具有较好的网络扩展性。

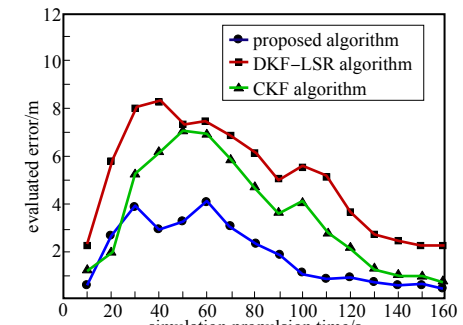
3.3 误差估计质量评价

首先,评价固定网络规模大小为 100 个节点构成的 WSN 时 CKF、DKF-LSR 和本文算法在采样周期为 1 s 和 2 s 时的误差估计质量,得到的结果见图 5。从图 5 可见,本文算法的估计质量在不同的采样周期都要优于另外 2 种算法 CKF 和 DKF-LSR,估计质量分别提高了约 47% 和 58%,这是因为本文算法在估计过程中减少了参与节点,只有较少的合适节点被选择,而又有更多的数据得到融合,因此提高了误差估计的收敛性和质量。

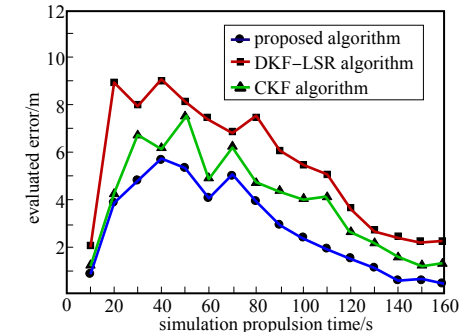
其次,评价固定网络规模大小为 100 个节点构成的 WSN,CKF,DKF-LSR 和本文算法在不同的目标速度(1 m/s,2 m/s,4 m/s)时的估计质量,得到的结果见图 6。从图 6 可以看到,对于不同的目标速度,3 种算法的估计误差都会随着速度的增大而慢慢减小,这是由于 3 种算法共同的 Kalman 滤波的递归性,但只有本文的算法会收敛到接近 0 的值,而另外 2 种算法尽管可以收敛到较小的值,但始终不能接近于 0 值;从图 6 还可以看到,对于相对较高的速度,3 种算法的估计误差收敛较快,而本文算法收敛速度又要明显快于另外 2 种算法,比如在速度为 1 m/s 和 4 m/s 时,CKF 算法的估计误差收敛速度平均为 27%,DKF-LSR 算法的估计误差收敛速度平均为 29%,本文算法的估计误差收敛速度平均为 46%,这是因为速度增大时加速了集群重构过程,而另外 2 种算法有缓慢的收敛速度,是由于状态向量和协方差矩阵在庞大的节点集合之间的交换。

4 结论

本文提出的分布式 Kalman 滤波算法结合动态集群协议有助于减少具有有限感知范围的 WSN 中的网络能量消耗,主要是算法能阻止节点被周期性地唤醒,限制选择过程并在靠近目标的区域组织一个集群。然后,通过管理这个集群来跟踪目标轨迹,从而提高网络的能量效率和估计误差性能。



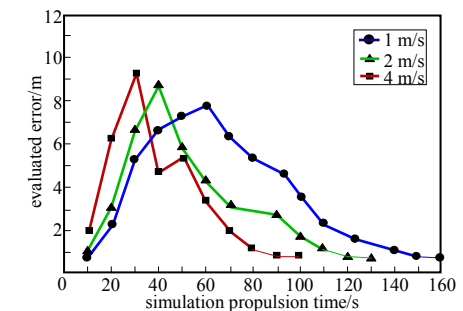
(a) comparison of estimation quality for a 1 s sampling period



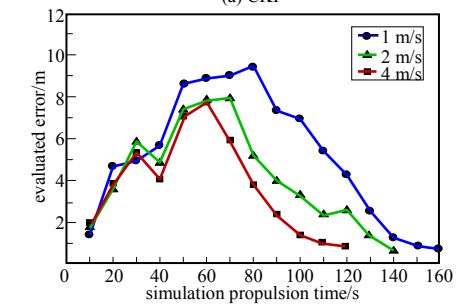
(b) comparison of estimation quality for a 2 s sampling period

Fig.5 Comparison of estimated quality for different sampling periods

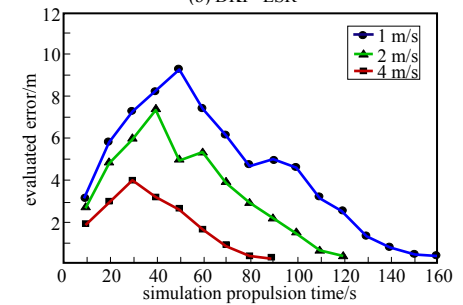
图 5 不同采样周期时的估计质量比较



(a) CKF



(b) DKF-LSR



(c) proposed algorithm

Fig.6 Estimation quality vs. target velocity for three algorithms

图 6 3 种算法的估计质量与目标速度的关系

参考文献：

- [1] 刘春刚,刘松林,杨文超,等. 无线传感器网络中基于 APIT 与 DV-HOP 的混合定位算法[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2017,15(3):432-437. (LIU Chungang,LIU Songlin,YANG Wenchao,et al. Hybrid localization algorithm based on APIT and DV-HOP in wireless sensor networks[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2017,15(3):432-437.) doi:10.11805/TKYDA201703.0432.
- [2] 赵海军,王洋. 一种基于多维标度的分布式传感器定位算法[J]. 吉林师范大学学报, 2016,37(3):139-143. (ZHAO Haijun,WANG Yang. A distributed sensor positioning algorithm based on multidimensional scaling[J]. Jilin Normal University Journal, 2016,37(3):139-143.)
- [3] 赵海军,崔梦天,李明东,等. 基于改进的洪泛广播和粒子滤波的 WSN 节点定位[J]. 计算机应用, 2016,36(10):2659-2663,2669. (ZHAO Haijun,CUI Mengtian,LI Mingdong,et al. Node localization based on improved flooding broadcast and particle filtering in wireless sensor network[J]. Journal of Computer Applications, 2016,36(10):2659-2663,2669.)
- [4] XING Z,XIA Y. Comparison of centralised scaled unscented Kalman filter and extended Kalman filter for multisensor data fusion architectures[J]. Iet Signal Processing, 2016,10(4):359-365.
- [5] 姜倩倩,王磊,甄贵平. 一种节能无线传感器网络[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2018,16(2):272-276. (JIANG Qianqian,WANG Lei,ZHEN Guiping. An energy-saving wireless sensor networks[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2018,16(2):272-276.) doi:10.11805/TKYDA201802.0272.
- [6] 高洁,吴延红,白建侠,等. 无线传感器网络最小覆盖能量优化算法[J]. 传感技术学报, 2016,29(9):1435-1440. (GAO Jie,WU Yanhong,BAI Jianxia,et al. The minimum coverage energy optimization algorithms in Wireless Sensor Network[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2016,29(9):1435-1440.)
- [7] 朱国辉,冯大政,聂卫科. 传感器位置误差情况下基于多维标度分析的时差定位算法[J]. 电子学报, 2016,44(1):21-26. (ZHU Guohui,FENG Dazheng,NIE Weike. Multidimensional scaling based TDOA localization algorithm with sensor location errors[J]. Acta Electronica Sinica, 2016,44(1):21-26.)
- [8] 徐骥,朱艺华,田贤忠,等. 无线传感器网络中利用随机网络编码的低能耗可靠机会路由[J]. 电子学报, 2016,44(8):1799-1805. (XU Ji,ZHU Yihua,TIAN Xianzhong,et al. Energy-efficient reliable opportunistic routing applying random network coding for Wireless Sensor Network[J]. Acta Electronica Sinica, 2016,44(8):1799-1805.)
- [9] HU H X,YU W,XUAN Q,et al. Consensus of multi-agent systems in the cooperation-competition network with inherent nonlinear dynamics[J]. Neurocomputing, 2015,158(C):134-143.
- [10] SONG H,YU L,ZHANG W A. Distributed consensus-based Kalman filtering in sensor networks with quantised communications and random sensor failures[J]. Iet Signal Processing, 2014,8(2):107-118.
- [11] LI T C,HLAWATSCH F,DJURIC P M. Cardinality-Consensus-based PHD filtering for distributed multitarget tracking[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2018,26(1):49-53.
- [12] AL-ALI K O,ILIC N,STANKOVIC M S,et al. Distributed target tracking in sensor networks using multi-step consensus[J]. IET Radar,Sonar & Navigation, 2018,12(9):998-1004.
- [13] 崔乃刚,张龙,王小刚,等. 自适应高阶容积卡尔曼滤波在目标跟踪中的应用[J]. 航空学报, 2015,36(12):3885-3895. (CUI Naigang,ZHANG Long,WANG Xiaogang,et al. Application of adaptive high-degree cubature Kalman filter in target tracking[J]. Acta Aeronautica ET Astronautica Sinica, 2015,36(12):3885-3895.)

作者简介：

刘艳君(1977-),女,河南省封丘县人,硕士,讲师,研究方向为智能算法、软件工程.email:yibu9218@163.com.

牛丽平(1972-),女,河南省鹤壁市人,硕士,副教授,研究方向为计算机网络、网络安全.