

# 传感器网络基于轨迹聚类 的多目标跟踪算法

朱敬华<sup>1,2</sup>, 尹旭明<sup>1</sup>, 柏敬思<sup>1</sup>, 王亚珂<sup>1</sup>, 李金宝<sup>1,2</sup>, 王 雪<sup>1</sup>

(1. 计算机科学技术学院, 黑龙江大学, 黑龙江哈尔滨 150001; 2. 黑龙江省数据库与并行计算重点实验室, 黑龙江哈尔滨 150001)

**摘 要:** 本文重点研究传感器网络中能源高效的多目标跟踪问题. 根据轨迹相似性对跟踪目标聚类, 利用组对象跟踪实现所有对象的跟踪, 能够有效地减少传输能耗, 延长网络寿命. 由于测量误差、低采样率以及环境干扰, 很难获取目标的精确位置, 因此轨迹数据存在固有的不确定性. 忽略这种不确定性会降低轨迹挖掘质量, 从而影响目标跟踪. 提出基于不确定性轨迹挖掘的组对象跟踪方法. 轨迹挖掘阶段首先为所有跟踪目标建立马尔科夫链模型, 然后给出一种新的不确定轨迹相似性的度量, 最后给出不确定轨迹聚类算法 UTK-means 对目标分组. 组对象跟踪阶段向基站周期性地更新组中心轨迹的位置. 实验结果验证了本文方法具有较高的聚类质量和节能效率.

**关键词:** 对象跟踪; 传感器网络; 不确定轨迹聚类; 马尔科夫模型

**中图分类号:** TP393 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2017) 11-2671-06

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2017.11.014

## Multiple Objects Tracking Algorithm by Trajectories Clustering in Sensor Network

ZHU Jing-hua<sup>1,2</sup>, YIN Xu-ming<sup>1</sup>, BAI Jing-si<sup>1</sup>, WANG Ya-ke<sup>1</sup>, LI Jin-bao<sup>1,2</sup>, WANG Xue<sup>1</sup>

(1. School of Computer Science and Technology, Heilongjiang University, Harbin, Heilongjiang 150001, China;

2. Key Laboratory of Database and Parallel Computing of Heilongjiang Province, Harbin, Heilongjiang 150001, China)

**Abstract:** This paper studies the problem of energy efficiently multiple objects tracking in wireless sensor network. Tracking a group of similar objects by trajectories clustering instead of tracking every single object can reduce the transmission energy and prolong network lifetime. However, due to hardware limitations of sensors, low sampling rate, as well as complex natures of surroundings, the locations of moving objects may not be precisely obtained, thus uncertainty inherently exists in trajectories. Ignoring the uncertainty will reduce the accuracy of the mining algorithms and affect the object tracking. This paper presents group objects tracking method based on uncertain trajectories clustering. In trajectory mining phase, we build Markov chain model for each uncertain trajectory and then give a new trajectory similarity measure. Finally, we present the uncertain trajectory clustering algorithm UTK-means to cluster the similar trajectories into groups. In group tracking phase, the locations of groups are transmitted to Base Station periodically. Experiments results demonstrate the good mining quality and energy-saving efficiency of our method.

**Key words:** object tracking; sensor network; uncertain trajectory clustering; Markov model

## 1 引言

目标跟踪是无线传感器网络 (Wireless Sensor Network, WSN) 的典型应用之一, 目的是确定跟踪对象的位置, 发现对象的运动规律, 预测对象的轨迹<sup>[1]</sup>. 轨迹挖

掘对于多目标跟踪有很重要的作用<sup>[2]</sup>. 一方面, 很多自然现象表明对象的运动并非随机的, 往往具有某种规律性. 轨迹挖掘有助于发现动物的生活习性和运动规律. 另一方面, 轨迹挖掘也是一种降低跟踪开销的手段. 在能量受限的传感器网络中, 向基站多跳传输目标的

收稿日期: 2016-08-16; 修回日期: 2017-03-13; 责任编辑: 马兰英

基金项目: 国家自然科学基金 (No. 61100048, No. 61370222); 黑龙江自然科学基金 (No. F2016034); 黑龙江省教育厅科学技术研究项目 (No. 12531498)

轨迹数据将消耗巨大的网络能量. 根据轨迹相似性对轨迹聚类, 用每个轨迹类的中心轨迹代表组内所有目标的轨迹, 仅向基站传输少量的中心轨迹. 如图 1 左所示, 跟踪对象  $o_1$   $o_2$   $o_3$  时, 需要向基站传输三条轨迹数据. 三条轨迹非常相似, 可聚集为一个组对象  $G_1$ , 只向基站传输一条中心轨迹就可以跟踪  $G_1$  中的三个对象. 这种方法将大幅的减少传输能耗, 延长网络寿命.

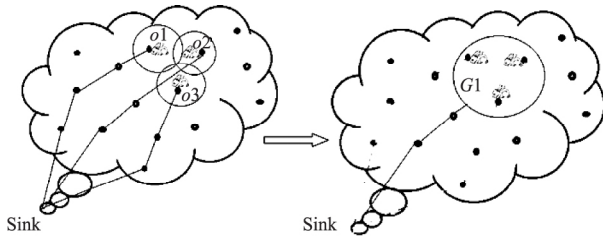


图1 跟踪多个单目标和跟踪组目标的例子

由于传感器的测量误差, 低频采样, 周围环境干扰以及隐私保护等原因, 对象的位置是不精确的, 不确定性在轨迹数据中固有存在, 忽略这种不确定性将影响轨迹挖掘结果, 从而影响目标跟踪. 虽然近年来关于不确定性数据的模型表示, 查询处理以及数据挖掘都有广泛深入的研究, 但是多数研究只考虑空间不确定性, 未考虑轨迹数据的时间进化性. 目前, 处理不确定时空数据的方法也仅仅是对静态方法的简单扩展.

本文提出基于不确定轨迹聚类的组对象跟踪方法, 用较低的能耗和较少的延迟跟踪多目标.

本文主要贡献如下:

- (1) 考虑了移动轨迹的不确定性, 采用随机过程描述移动对象轨迹, 根据轨迹日志为跟踪目标建立轨迹的马尔科夫模型.
- (2) 提出不确定轨迹最近邻查询和反最近邻查询, 给出轨迹相似性度量和中心轨迹定义.
- (3) 提出不确定轨迹聚类算法 UTK-means, 实现能源高效的组对象跟踪.
- (4) 在真实数据集和模拟数据集进行实验, 验证本文算法的有效性和节能效果.

## 2 相关工作

目标跟踪是传感器网络的典型应用之一, 文献[1]对目标跟踪传感器网络的各种节能技术进行了综述. 文献[2]提出层次路径法对野生动物的移动轨迹进行聚类, 通过轨迹预测唤醒轨迹附近的节点以节省网络能耗. 文献[3]提出基于位置预测的 PRECO 算法跟踪移动目标. 文献[4]研究多对象的组移动模式挖掘算法, 提出 GMPMine 算法.

UK-means 算法<sup>[5]</sup>是 K-means 算法<sup>[6]</sup>的扩展, 能对不确定点数据聚类. 文献[7]提出基于 sketch 的不确定

轨迹聚类方法. 文献[8]和[9]利用随机过程表示不确定性时空数据, 研究不确定轨迹的概率查询. 文献[10]用点向量表示不确定轨迹, 提出 FCM 算法对不确定性轨迹进行聚类. 文献[4]和[10]与本文目的相同, 方法不同.

## 3 不确定性轨迹聚类

### 3.1 轨迹模型

移动对象  $o_i$  的轨迹  $P_i$  可用时间序列  $P_i = \{p_i^1, p_i^2, \dots, p_i^n\}$  表示, 其中  $p_i^t$  表示对象  $o_i$  在  $t$  时刻的空间位置. 假设轨迹点的时间和位置是离散的,  $t \in T = \{0, 1, \dots, n\}$ ,  $p \in S = \{s_1, s_2, \dots, s_m\}$ , 其中  $S$  是空间位置集合即状态空间. 对象的轨迹可以表示为离散时间到状态空间的映射  $o: T \rightarrow S$ , 对象  $o$  在  $t$  时刻的位置是  $o(t) \in S$ . 随机变量  $o(t)$  表示移动对象  $o$  在时刻  $t$  的位置. 随机过程表示移动对象  $o$  的运动轨迹.

定义 1 一步转移概率  $p_{ij}$

对象  $o$  在  $t$  时刻处于状态  $s_i$ , 在  $t+1$  时刻转移到状态  $s_j$  的条件概率  $p_{ij}(t) = P(o(t+1) = s_j | o(t) = s_i)$  称为  $o$  的一步转移概率<sup>[8]</sup>.

定义 2 一步转移概率矩阵  $M$

对象  $o$  在  $t$  时刻从所有可能状态一步转移到状态空间中所有可能状态的概率矩阵称为一步转移概率矩阵<sup>[8]</sup>  $M^o(t) = [p_{ij}]$ ,  $\forall i, j \in S$ ,  $p_{ij} > 0$ ,  $\sum p_{ij} = 1$ .

如果移动对象在  $t+1$  时刻的位置  $s_j$  只与  $t$  时刻的位置  $s_i$  有关, 与  $t$  之前的位置没有关系, 则称对象的运动轨迹具有马尔科夫性, 可以用时间和状态离散的马尔科夫过程表示.

定义 3 不确定轨迹马尔科夫链

当且仅当如下条件成立时, 用于表示移动对象不确定轨迹的随机过程  $o(t)$  称为马尔科夫链<sup>[8]</sup>:

$$\begin{aligned} P(o(t+1) = s_j | o(t) = s_i, o(t-1) = s_{i-1}, \dots, o(0) = s_0) \\ = P(o(t+1) = s_j | o(t) = s_i) \end{aligned}$$

设  $s(t) = (s_1, \dots, s_m)^T$  为对象  $o$  在  $t$  时刻的位置向量, 向量的每个分量代表对象在  $t$  时刻处于状态  $s$  的概率, 即  $s_i(t) = P(o(t) = s_i)$ . 根据随机过程和马尔科夫性, 对象在  $t+1$  时刻的位置分布向量可以如下获得:  $s(t+1) = M^o(t)^T \cdot s(t)$ . 若已知移动对象的转移概率矩阵  $M$  和初始位置分布  $s$ , 则可预测移动对象在任意时刻的位置. 利用跟踪目标的轨迹日志, 为所有目标轨迹建立马尔科夫链模型.

### 3.2 轨迹相似性度量

本文提出一个新的轨迹相似性度量, 利用概率最近邻查询度量轨迹相似性. 下面首先给出轨迹最近邻概率的定义, 然后给出相似性度量.

**定义 4** 轨迹最近邻概率 PNN(Probability of Nearest Neighbor)

设  $D = \{o_1, o_2, \dots, o_n\}$  为跟踪对象集合,  $\rho$  和  $q$  是  $D$  中任意两个对象.  $PNN(o, q, D)$  表示对象  $o$  的轨迹是对象  $q$  的最近邻轨迹的概率.  $o$  是  $q$  的最近邻的是指任意时刻  $o$  的位置都比其它对象距离  $q$  更近. 最近邻概率由公式 (1) 计算  $d(o(t), q(t))$  是  $t$  时刻对象  $o$  与对象  $q$  的欧式距离<sup>[9]</sup>.

$$PNN(o, q, D) = P\{\forall o' \in D - \{o\}, \forall t \in T | d(o(t), q(t)) \leq d(o'(t), q(t))\} \quad (1)$$

**定义 5** 轨迹相似性度量

移动对象  $o$  和  $q$  的轨迹相似性值等于  $o$  和  $q$  彼此成为最近邻的概率乘积.

$$Similarity(o, q) = PNN(o, q, D) \cdot PNN(q, o, D) \quad (2)$$

根据事件独立性, 公式 (1) 中的最近邻概率可以转换为单一对象数据库 (除了  $o$  和  $q$ , 只含有一个对象的数据集, 记作  $D\{o\}$ ) 中最近邻概率的乘积.

**定理 1** 在移动对象数据库  $D$  中, 对象  $o$  是对象  $q$  的最近邻的概率  $PNN(o, q, D)$  等于对象  $o$  在所有单一对象数据库中成为  $q$  的最近邻的概率的乘积.

$$PNN(o, q, D) = \prod_{o' \in D - \{o\}} PNN(o, q, D\{o'\}) \quad (3)$$

为计算公式 (3) 的近邻概率, 需要计算在所有单一对象数据库中,  $\rho$  是  $q$  的近邻概率. 移动对象各时刻的位置概率记录在马尔科夫链中, 通过计算不确定性轨迹的联合转移概率可以得到近邻概率. 联合转移概率  $J_{ij}(t) = P(o(t) = s_i \wedge o'(t) = s_j)$ , 表示  $t$  时刻对象  $o$  处于状态  $s_i$ , 对象  $o'$  处于状态  $s_j$  的概率. 所有状态的联合转移概率构成联合转移概率矩阵  $J(t) = [J_{ij}(t)]$ ,  $\forall i, j \in S$ . 假设对象的运动是相互独立的, 则  $J(t) = s_o(t) \cdot s_{o'}(t)^T$ .

由联合概率矩阵  $J(t)$  可以求出任意时刻对象  $o$  距离给定对象  $q$  比对象  $o'$  距离  $q$  更近的概率. 设各时刻  $t$  都有一个位置标识矩阵  $C(t)$ , 如果  $d(s_i, \rho(t)) \leq d(s_j, \rho(t))$ , 则  $C_{ij}(t) = 1$ , 表示  $t$  时刻对象  $o$  距离位置  $s_i$  更近; 否则  $C_{ij}(t) = 0$ . 联合转移概率矩阵和标识矩阵相乘可以得到  $t$  时刻对象  $o$  距离对象  $q$  比对象  $o'$  距离  $q$  更近的概率, 即  $o$  是  $q$  的最近邻的概率. 用  $H(t) = J(t) \cdot C(t)$  记录近邻概率. 至此,  $PNN(o, q, D\{o'\}, t) = H(t)$ .

为计算轨迹在时间窗口  $T = [t_s, t_e]$  的近邻概率  $PNN(o, q, D\{o'\})$ , 需要计算窗口内各时刻  $t \in T = [t_s, t_e]$  的  $H$  矩阵. 代表聚集近邻概率.  $t$  时刻的  $H$  矩阵可以由  $t-1$  时刻的  $H$  矩阵和  $t-1$  时刻的一步转移概率矩阵  $M$  的乘积得到. 即  $H_{ij}(t) = \sum_k \sum_l (H_{kl}(t-1) \cdot M_{ki}^{o'}(t-1) \cdot M_{lj}^o(t-1)) \cdot C_{ij}(t)$ , 整理后得到公式

$$H(t) = (M^o(t-1)^T \cdot H(t-1) \cdot M^{o'}(t-1)) \cdot C(t) \quad (4)$$

算法 1 描述了在单一对象数据库中, 求移动对象  $o$  是对象  $q$  的最近邻概率的具体过程. 算法 2 描述了在多个对象数据库中最近邻概率的计算过程.

**算法 1**  $PNN(o, q, D\{o'\})$

输入: 对象  $o$  和  $q$ , 对象数据库  $D = \{o'\}$ ;

输出:  $o$  是  $q$  的最近邻概率  $p$

1: 求各时刻的标识矩阵  $C(t)$   $t \in T = \{0, 1, 2, \dots, n\}$

2: 求时刻 0 的联合转移概率矩阵  $J(0) = s_o(0) \cdot s_{q'}(0)^T$

3: 求时刻 0 的最近邻聚集概率矩阵  $H(0) = J(0) \cdot C(0)$

4: For  $t = 1; t \leq n; t++$

5:  $H(t) = (M^o(t-1)^T \cdot H(t-1) \cdot M^{q'}(t-1)) \cdot C(t)$  // 求  $t$  时刻近邻聚集概率  $H(t)$

6: end For

7:  $p = \sum_i \sum_j (H_{ij}(t))$ ,  $\forall i, j \in S$

8: return  $p$

**算法 2**  $PNN(o, q, D)$

输入: 对象  $o$  和  $q$ , 多对象数据库  $D = \{o_1, o_2, \dots, o_m\}$ ;

输出:  $o$  是  $q$  的最近邻的概率  $p$

1: For  $i = 1; i < m; i++$

2:  $p_i = PNN(o, q, D\{o_i\})$

3: end For

4:  $p = \prod_{1 \leq i \leq m} p_i$

5: return  $p$

### 3.3 轨迹聚类

本文基于经典的 K-means 聚类算法提出适合于不确定轨迹的聚类算法. 传统的 K-means 算法只考虑数据的空间性, 忽略了时间性, 因此只能对点数据进行聚类. 本文对经典的 K-means 算法进行扩展, 使之适用于不确定性轨迹的聚类.

在一组相似轨迹中, 如果某条轨迹和其它多数轨迹都非常相似, 即大多数轨迹都以该轨迹为最近邻居, 则该轨迹一定是这组轨迹的中心, 能够代表其它轨迹. 本文提出概率反最近邻查询, 计算有多少轨迹以某轨迹为近邻, 反近邻数量最多的轨迹成为该组轨迹的中心轨迹.

**定义 6** 概率反最近邻查询 TRPNN (Trajectory Reverse Probability of Nearest Neighbor)

给定一组相似轨迹对象  $G = \{o_1, o_2, \dots, o_m\}$  和  $q \in G$ , 移动对象的概率反最近邻查询返回所有以  $q$  为最近邻并且最近邻概率大于给定阈值  $p_{th}$  的所有移动

对象<sup>[11]</sup>.

$$\begin{aligned} \text{TPRNN}(q, G, p_{th}) = \{o \mid o \in G - \{q\} \\ \wedge \text{PNN}(q, o, G) \geq p_{th}\} \end{aligned} \quad (5)$$

算法 3 描述了确定一组轨迹的中心轨迹的过程.

#### 算法 3 TPRNN( $G, p_{th}$ )

输 入: 轨迹组  $G = \{o_1, o_2, \dots, o_k\}$ , 概率阈值  $p_{th}$   
 输 出: 中心轨迹对象  $o$   
 1:  $\max = 0$ ;  
 2: For  $i = 1$  to  $k$ ;  $i++$   
 3:  $c[i] = \text{TPRNN}(o_i, G, p_{th})$   
 4: If  $c[i] > \max$  then  
 5:  $\max = c[i]$ ;  $f = i$ ;  
 6: End If  
 7: End For  
 8: return  $o_f$

算法 3 第 2 行至第 7 行调用算法 2 中的计算最近邻概率方法. 根据公式 (5) 获得每个对象  $o_i$  的反最近邻个数  $c[i]$ , 将反最近邻数最多的对象返回作为中心轨迹对象. 概率阈值  $p_{th}$  用于限定反最近邻的范围, 由查询用户给出. 概率阈值越大, 则反最近邻的范围越小, 满足条件的反最近邻个数越少.

解决了轨迹聚类算法中的两个关键问题: 相似性度量量和聚类中心选取, 下面本文对传统 K-means 算法进行扩展, 提出不确定轨迹聚类算法 UTK-means.

#### 算法 4 UTK-means

输 入: 聚类个数  $k$ , 移动对象数据库  $D = \{o_1, o_2, \dots, o_n\}$   
 输 出: 聚簇代表集合  $C = \{c_1, \dots, c_k\}$   
 1. 随机选取  $D$  中任意  $k$  个轨迹为聚簇中心轨迹  
 2.  $\text{Num} = 0$ ; 设置迭代次数 Count 和概率阈值  $p_{th}$   
 3. Repeat  
 4. For  $i = 1$  to  $n$  do  
 5. For  $j = 1$  to  $k$  do  
 6. 由公式 (2) 计算轨迹  $o_i$  与中心轨迹  $c_j$  的相似度  $\text{Similarity}(o_i, c_j)$   
 7. End For  
 8. 轨迹  $o_i$  划分到与之最相似的组  $G$  中;  
 9. 调整聚簇代表集合  $C$  的某个中心轨迹  $\text{TPRNN}(G, p_{th})$ ;  
 10. End For  
 11.  $\text{Num}++$ ;  
 12. Until  $\text{Num} > \text{Count}$  or 聚簇稳定不变  
 13. Return  $C$

算法 4 首先在轨迹数据库中随机选取  $k$  个轨迹作为中心轨迹, 然后以迭代的方式将每个轨迹划分到最相似的聚类中, 聚类调整后, 重新计算聚类中各个轨迹的反最近邻个数, 确定反最近邻数最多的轨迹为新的中心

轨迹. 算法迭代次数超过预设值或者聚簇不再发生变化时, 算法结束.

## 4 能源高效的多目标跟踪

多目标跟踪分为轨迹挖掘和组对象跟踪两个阶段. 由于动物和人类的移动都呈现一定的群组特征, 在传感器网络中进行多目标跟踪时, 为节省能耗, 可以利用本文第 3 节介绍的移动轨迹聚类方法对跟踪目标的历史轨迹进行聚类, 将轨迹相似的目标划分到相同的目标组中, 并计算组对象的中心轨迹.

轨迹聚类后, 每个跟踪对象都归属于某一个特定的组, 因此多对象跟踪可转为组对象跟踪. 每个移动目标都具有对象 ID、组 ID 和中心轨迹. 跟踪对象  $o$  时, 如果  $o$  隶属于组  $G$ , 则利用组  $G$  的轨迹预测对象  $o$  的位置. 采取基于预测的方法唤醒中心轨迹附近的传感器节点工作. 事实上, 跟踪组轨迹就能跟踪所有组成员的轨迹. 轨迹位置更新时, 只需把组中心轨迹位置传输至基站, 组成员的轨迹并不传输, 从而节省大量的通信能耗.

## 5 实验结果与分析

本节通过实验首先对比 UTK-means 与 FCM<sup>[10]</sup> 和 GMPMine<sup>[4]</sup> 的聚类质量和算法开销, 然后实验对比基于轨迹聚类的对象跟踪与基于预测的对象跟踪算法 PRE-CO<sup>[3]</sup> 的节能效率. 本文采用和文献 [3] 中相同的传输能耗模型. 发送和接收一个数据包的能耗  $E_{tx}$  和  $E_{rx}$  用如下公式计算.  $E_{tx}(k, d) = E_{elec} + E_{amp} * d^\alpha$ ,  $E_{rx}(k) = E_{elec}$ . 参数  $\alpha = 2$ ,  $E_{elec} = 50\text{nJ/bit}$ ,  $E_{amp} = 10\text{pJ/bit/m}^2$ .

### 5.1 实验数据集

数据分为合成数据和真实数据. 真实数据为北京出租车轨迹数据<sup>[12]</sup>. 产生包含大约 3000 个状态的转移概率矩阵.

### 5.2 轨迹聚类算法的性能

轨迹挖掘算法性能用准确度 Accuracy 和 F-测度 F-measure 度量. 跟踪算法主要考察算法的开销、网络传输能耗以及对象跟踪丢失率.

图 2 至图 5 显示了轨迹位置采样数和聚簇个数的变化对聚类质量的影响. 可以看到, UTK-means 的 Accuracy 和 F-measure 都明显大于 FCM 和 GMPMine. 这是因为 UTK-means 采用马尔科夫轨迹模型, 用最近邻概率度量轨迹的相似性, GMPMine 用期望距离度量相似性, 挖掘结果的精确度不如概率近邻的方法高. FCM 是模糊算法, 用区域的差别表示轨迹距离, 忽略了时间相关性.

图 6 是在真实数据集上的实验结果, 可以看到, 在真实数据上的结果和在合成数据上的结果相近.

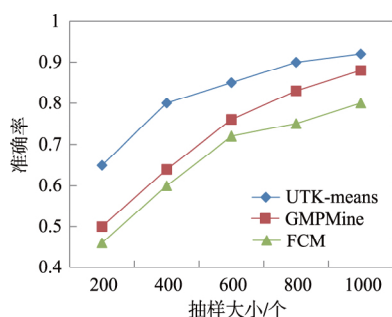


图2 准确率随抽样大小变化

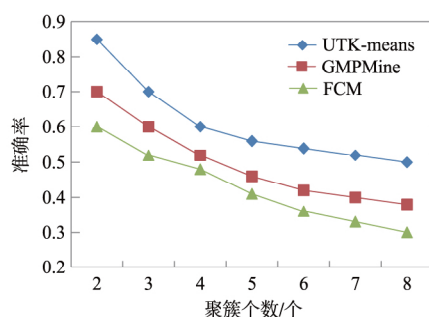


图3 准确率随簇数变化

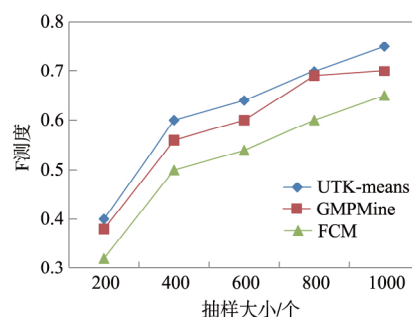


图4 F测度随抽样大小变化

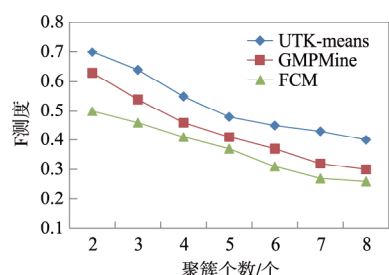


图5 F测度随簇数变化

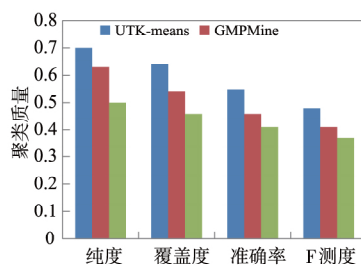


图6 真实数据的聚类质量

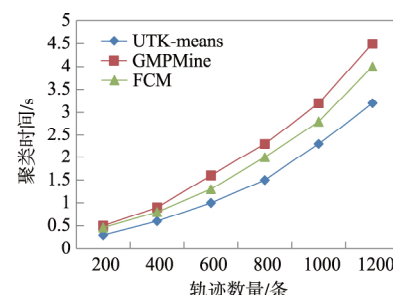


图7 对象个数对算法时间开销的影响

### 5.3 算法可扩展性

图7显示了聚类算法的时间开销与对象个数的关系。可见,UTK-means的时间开销最低。GMPMine为所有移动对象建立概率前缀树PST,基于PST建立对象间的相似图,发现强连通子图以确定对象分组,算法开销非常大。FCM用点向量表示不确定轨迹,基于网格结构,计算中心轨迹的开销与状态空间规模的平方成正比,开销也高于UTK-means。

### 5.4 跟踪算法的性能

本节实验和基于预测的对象跟踪算法PRECO<sup>[3]</sup>比较。PRECO利用轨迹挖掘预测单个目标的位置,仅唤醒轨迹附近节点从而节省能耗。组对象跟踪只需为少数组对象预测轨迹,唤醒的节点数量更少,因此节省更多的传输能耗。UTK-means、GMPMine和FCM都可用于目标跟踪时的轨迹聚类,聚类之后的跟踪过程与PRECO类似。从图8可见,算法的传输能耗都随对象个数增加而增加,但UTK-means的能耗最低,因为组的个数远远小于跟踪对象的个数。

图9显示跟踪时间越长,网络能耗越大。同样的,UTK-means算法的跟踪能耗比其它算法都低。

图10显示跟踪对象速度对网络能耗的影响。对象速度越快,位置的更新越频繁。PRECO需要维护所有对象的轨迹,网络能耗相当大。本文算法维护组对象的轨迹,比传统预测的跟踪算法消耗能量少。

图11显示了跟踪对象丢失率随对象个数的变化情况。丢失率与聚类质量相关,UTK-means算法的丢失

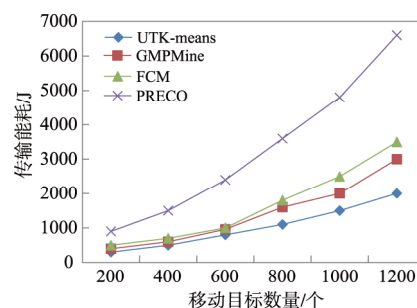


图8 网络传输能耗随跟踪时间的变化

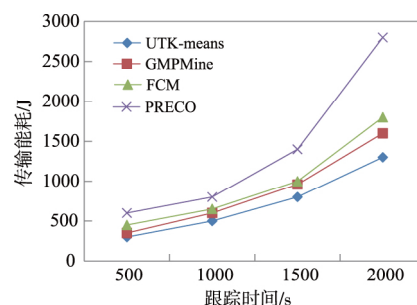


图9 网络传输能耗随跟踪目标数量的变化

率比GMPMine和FCM低,和PRECO相近。聚类质量不受跟踪对象个数的影响,相对稳定。

## 6 结束语

本文研究了对象跟踪传感器网络能源高效的多目标跟踪问题。为对象建立马尔科夫轨迹模型,提出用轨迹最近邻概率度量轨迹相似性,利用反近邻查询结果



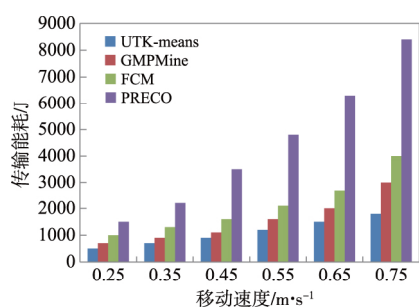


图10 网络传输能耗随对象移动速度的变化

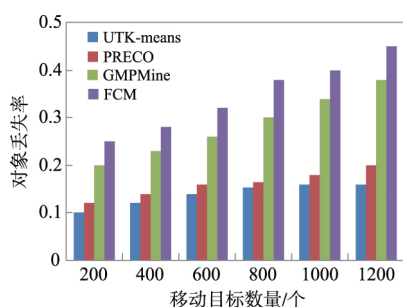


图11 目标丢失率随跟踪目标数量的变化

评估轨迹的凝聚力,定义凝聚力最高的轨迹为中心轨迹.对传统 K-means 算法进行扩展,提出不确定性轨迹聚类 UTK-means 算法.实验结果表明 UTK-means 算法的聚类质量和聚类效率对比算法高,提出的组对象跟踪方法的节能效果和跟踪质量优于同类型的基于预测的对象跟踪算法.

本文将进一步研究大规模目标跟踪传感器网络中分布式轨迹聚类和目标跟踪算法,以及轨迹类的增量式更新问题.

#### 参考文献

- [1] Fayyaz M. Classification of object tracking techniques in wireless sensor networks [J]. Wireless Sensor Network, 2011, 3(4): 121–124.
- [2] Vu Q H et al. A novel clustering method for animal trajectory analysis using wireless sensor network [A]. International Joint Conference on Awareness Science and Technology and Ubi-Media Computing [C]. Japan: IEEE Computer Society, 2013. 249–255.
- [3] Cheng W et al. An energy-efficient prediction-based algorithm for object tracking in sensor networks [A]. 2015 IEEE Symposium on Computers and Communication [C]. Cyprus: IEEE Computer Society, 2015. 901–906.
- [4] Wang S et al. Group pattern mining algorithm of moving objects' uncertain trajectories [J]. International Journal of Computers Communications & Control, 2015, 10(3): 428–440.
- [5] D Lee S et al. Reducing UK-Means to K-Means [A]. IEEE International Conference on Data Mining Workshops [C]. Turkey: IEEE Computer Society, 2007. 483–488.
- [6] Likas A et al. The global k-means clustering algorithm [J]. Pattern Recognition, 2003, 36(2): 451–461(11).
- [7] Chen J et al. Sketch-based uncertain trajectories clustering [A]. The 9th International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery (FSKD), 2012 [C]. China: IEEE Computer Society, 2012. 747–751.
- [8] Emrich T et al. Querying uncertain spatio-temporal data [J]. IEEE International Conference on Data Engineering, 2012, 41(4): 354–365.
- [9] Niedermayer J et al. Probabilistic nearest neighbor queries on uncertain moving object trajectories [J]. Proceedings of the Vldb Endowment, 2013, 7(3): 205–216.
- [10] Pelekis N et al. Clustering uncertain trajectories [J]. Knowledge & Information Systems, 2011, 28(1): 117–147.
- [11] Emrich T et al. Reverse-Nearest Neighbor Queries on Uncertain Moving Object Trajectories [M]. Database Systems for Advanced Applications. Springer International Publishing, 2014. 92–107.
- [12] Chen Z et al. Discovering popular routes from trajectories [A]. The 27th International Conference on Data Engineering [C]. Hannover: IEEE Computer Society, 2011. 900–911.

#### 作者简介



朱敬华 女,1976 年出生,博士,教授,硕士生导师.主要研究领域为不确定数据管理,数据挖掘,传感器网络.国内外发表论文 20 余篇,主持国家自然科学基金和黑龙江省自然科学基金等多项.

E-mail: zhujinghua@hit.edu.cn



尹旭明 男,1990 年出生,硕士.主要研究领域为传感器网络,社会网.

E-mail: yinxuming@yeah.net



李金宝(通信作者) 男,1969 年出生,博士,教授,博士生导师.主要研究领域为无线传感器网络,社交网络,移动计算.国内外发表论文 60 余篇,主持国家自然科学基金和黑龙江省自然科学基金等多项.

E-mail: jbli@hlju.edu.cn