

# 复杂障碍空间中基于移动对象运动规律的不确定轨迹预测

宫海彦<sup>1</sup> 耿生玲<sup>1,2</sup>

(青海师范大学计算机学院 西宁 810008)<sup>1</sup> (青海师范大学物联网省级重点实验室 西宁 810008)<sup>2</sup>

**摘要** 现有移动对象的轨迹预测大部分是针对路网空间,然而在实际地理环境中往往存在障碍物,移动对象的运动基本在障碍空间中进行。近年来,已有较多关于路网空间中移动对象轨迹预测的研究以及障碍空间中障碍范围查询、最近邻查询等的研究,但是目前尚没有障碍空间中移动对象不确定轨迹预测的相关研究。为此,提出障碍空间中基于移动对象运动规律的不确定轨迹预测方法。首先,利用障碍物之间的区域关系对障碍空间进行剪枝;其次,提出障碍空间期望距离概念,对障碍空间的轨迹数据进行轨迹聚类,从而挖掘移动对象的热点区域;然后,根据各热点区域内的障碍距离和历史访问习惯得到转移的综合概率,提出基于移动对象运动规律的轨迹预测算法;最后,通过实验验证了算法的准确性和高效性。

**关键词** 障碍空间,移动对象,运动规律,不确定轨迹预测

**中图分类号** TP311.131 **文献标识码** A

## Prediction of Uncertain Trajectory Based on Moving Object Motion in Complex Obstacle Space

GONG Hai-yan<sup>1</sup> GENG Sheng-ling<sup>1,2</sup>

(School of Computer, Qinghai Normal University, Xining 810008, China)<sup>1</sup>

(Key Laboratory of IoT of Qinghai Province, Qinghai Normal University, Xining 810008, China)<sup>2</sup>

**Abstract** Most of the existing moving objects trajectory prediction is in the road network space, however, in the actual geographical environment, there exists obstacles, the movement of moving objects is basically carried out in the obstacle space. In recent years, there have been many studies on moving object trajectory prediction in road network space, such as obstacle range query, nearest neighbor query and so on. However, there is no research on the uncertain trajectory prediction of moving objects in obstacle space. For this reason, this paper proposed an uncertain trajectory prediction algorithm based on moving object motion in obstacle space. Firstly, the obstacle space was pruned by using the regional relation among obstacles. Secondly, the concept of obstacle space expectation distance was proposed, and the trajectory data of obstacle space is clustered, thereby excavating the moving object hot spot region. Next, according to the obstacle distance and the historical visiting habit of each hotspot region, a Markov trajectory prediction algorithm based on the motion law was proposed. Finally, the accuracy and efficiency of the algorithm were verified by experiments.

**Keywords** Obstacle space, Moving object, Pattern of motion, Uncertain trajectory prediction

## 1 引言

随着移动通信设备、无线传感网络、定位技术的发展和应  
用,面向移动对象位置的研究受到国内外研究学者的高度关  
注。轨迹预测在诸多方面有着广泛的应用,如智能交通管理、  
定点广告推送、旅游推荐等。移动对象轨迹预测已逐渐成为  
移动对象数据管理中极为重要的研究方向。移动对象的运动  
空间一般被抽象为欧氏空间和约束空间。约束空间包括路网  
空间和障碍空间等。在理想的欧氏和路网空间中,移动对象  
频繁模式挖掘及轨迹预测的研究已被广泛应用。目前,尚没  
有对障碍空间中移动对象轨迹预测的研究成果。

基于位置的服务为解决轨迹数据挖掘问题<sup>[1]</sup>提供了理论  
基础,其目的是挖掘对象之间的位置关系,提供个性化位置服

务。但其因理论的局限性未能应用于存在障碍的复杂空间中。

国内外研究学者针对移动对象频繁模式挖掘及轨迹预测  
展开了相关研究。Mamoulis 等<sup>[2]</sup>提出了一种两阶段自上而  
下的挖掘算法,用于从时空数据库中发现周期性运动模式。  
Chen 等<sup>[3]</sup>提出基于移动对象运动模式来预测未来路径和目  
的地方法。Ashbrook 等<sup>[4]</sup>将轨迹定义为移动对象运动时  
穿过的网格的边的有序集合,并提出 Traj-PrefixSpan 算法来  
发现频繁轨迹以及移动对象运动模式预测。Kim 等<sup>[5]</sup>提出了  
在给定起始位置和终止位置的情况下对移动对象轨迹进行预  
测的方法。Ding 等<sup>[6]</sup>根据移动对象位置的更新策略预测移  
动对象将来的位置。Song 等<sup>[7]</sup>运用马尔可夫转移概率解释  
移动对象在不同状态间的转换,提出基于状态的移动对象运  
动模型。Qiao 等<sup>[8]</sup>利用隐马尔可夫模型从海量轨迹数据中

本文受国家自然科学基金项目(61261047,61403290),国家社科项目(15XMZ057),青海省自然科学基金项目(2014-ZJ-908,2016-ZJ-920Q),青海省  
重大研发项目(2016-SF-130),青海省物联网重点实验室建设专项(2017-ZJ-Y21)资助。

宫海彦(1993—),女,硕士,CCF 会员,主要研究方向为智能控制与优化、决策方法和决策支持系统;耿生玲(1970—),女,博士,教授,CCF 会员,  
主要研究方向为计算理论、数据挖掘、控制与决策,E-mail:geng\_sl@126.com(通信作者)。

提取隐状态和观测状态,根据不同类型的轨迹自适应地预测最佳轨迹。Qiao 等<sup>[9]</sup>利用高斯混合模型对移动对象复杂运动模式建模,统计不同运动模式的概率分布,进而将轨迹划分为不同的高斯过程分量,实现准确和高效的位置预测。

在对障碍空间的研究中,针对障碍空间数据查询的研究主要集中于  $k$  最近邻查询及反  $k$  最近邻查询<sup>[10-11]</sup>。Liu 等<sup>[12]</sup>研究了障碍空间中的自适应聚类算法。曹科研等<sup>[13]</sup>提出障碍空间中聚类不确定数据的算法,并提出了分别基于 R 树和 Voronoi 图的两剪枝策略,以减少计算量。李实言等<sup>[14]</sup>根据移动对象的运动规律性提出几条剪枝策略,大大减少了需要处理的障碍对象个数。

然而真实环境中往往存在着大量障碍物,在进行轨迹挖掘和预测时需要考虑带有障碍物的复杂空间,如在战场上指挥者需要监控战场情况、掌握人员行踪、预测形势演化,对带有障碍物的复杂区域进行识别对移动对象的轨迹预测尤为重要。真实地理环境中往往存在着江河、建筑、山脉等障碍物,在这样的复杂环境中,对收集的海量轨迹数据的处理存在以下问题:1)障碍空间中轨迹数据的潜在价值还没有得到有效挖掘;2)由于定位技术自身、传感器精度、网络带宽限制、环境、隐私保护等因素,使得所获取的移动轨迹数据存在不确定性;3)将不同时刻采集到的位置信息连接起来,构成完整的轨迹时间序列,然而在移动对象两次向服务器传递位置信息的时间区间内,移动对象的具体位置信息和移动轨迹是不可知的。因此,如何对障碍空间中移动对象轨迹数据进行准确、高效的分析及预测,成为目前亟待解决的难点。现有关于移动对象轨迹预测的研究大多是在理想的欧氏空间和路网空间中,这些研究工作通常假设在某一给定的时间间隔内可以获得精确的轨迹,并没有考虑移动对象轨迹数据的不确定性以及带障碍约束的地理空间。目前,大多研究通过挖掘移动对象轨迹的频繁模式来发现其历史热点区域间的关联关系并进行移动对象轨迹预测。在现实中,部分热点区域可能较为集中,移动对象对这些区域的访问顺序有很大的随机性。本文考虑了带障碍约束的现实空间,主要提出两项创新性工作:1)障碍空间预处理,其包括障碍空间剪枝和障碍空间轨迹聚类处理方法(Obstacle Uncertain Data Clustering),以减少障碍物的数量和确定热点区域;2)考虑移动对象的运动规律和障碍的共同影响,提出一种综合概率矩阵用来进行障碍空间中基于移动对象运动规律的轨迹预测。

## 2 问题定义

考虑不确定轨迹数据和障碍物  $O = \{O_1, O_2, \dots, O_n\}$ 。移动对象的一条运动轨迹是由不同时间戳标识的节点构成的序列,用来描述移动对象的轨迹和实时位置信息。研究的轨迹预测问题是在包含障碍物集  $O$  的空间中预测移动对象的轨迹序列。

**定义 1(概率密度函数<sup>[15]</sup>)** 移动对象  $o_i$  的概率密度函数由  $f_i(x, y, t)$  来表示。函数表示移动对象  $o_i$  在时间  $t$  和位置  $(x, y)$  上的概率。

$L_i$ <sup>[16]</sup>将平面区域定义为实际平面的正规闭集。对于一个有界平面区域  $A$ ,称  $A$  内部的正规闭集为  $A$  的正成分;称  $A$  外部的正规闭集为  $A$  的负成分;称  $A$  外部唯一的一个无边界成分的闭包为  $A$  的无边界成分,记为  $b_0$ ;称  $A$  的外部中每一个有

边界的成分为  $A$  的洞成分,或简单称为  $A$  的洞。因此  $A$  的每一个成分是一个平面区域,也就是平面中的正规闭集。为便于实际应用,一个有界区域存在有限多个正成分和洞。

由此本文给出复杂障碍区域和广义障碍区域的定义。

**定义 2(复杂障碍区域)** 一个复杂障碍区域  $A$  是真实平面的有界正则闭包集合,该平面是障碍和洞成分的有限集合, $A$  的每个障碍和它的每个洞可看作是一个简单区域。

**定义 3(广义障碍区域)** 假设复杂障碍区域  $A$  中,  $\{b_1, b_2, \dots, b_k\}$  是它的障碍,  $b_1, b_2, \dots, b_k$  形成了洞  $a$ , 定义广义障碍  $b^*$  为  $\{b_1, b_2, \dots, b_k\} \cup a$  的广义障碍区域,即:

$$b^* = a \cup \bigcup_{i=1}^k b_i$$

对于一个复杂障碍区域  $A$ ,通过归并它的所有有界障碍获得广义障碍区域  $\hat{A}$ ,也可以从一个复杂障碍区域中通过删除一些障碍(连同它们的洞)获得更简单的复杂障碍区域。在每次归并后会得到一个带有少量障碍的复杂障碍区域,逐渐地,复杂障碍区域最终可化简为一个不能再被化简的广义障碍区域,称此过程为障碍空间的剪枝,如图 1 所示。

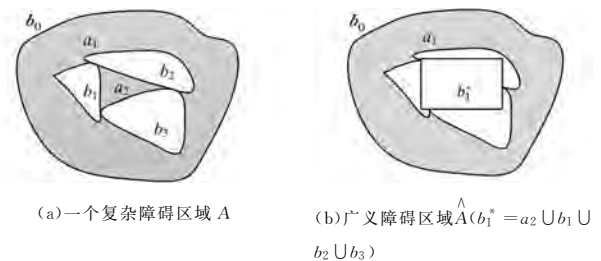


图 1 复杂障碍区域的剪枝

复杂障碍空间中,基于移动对象运动规律的轨迹预测(简称为 TP-LawofMotion-Obs)主要包括以下步骤:1)障碍空间剪枝,利用复杂区域各成分之间的区域关系实现障碍剪枝;2)轨迹数据聚类,对障碍空间中不确定的轨迹数据进行聚类,挖掘移动对象的历史热点区域;3)根据距离权重和历史访问权重得到转移的综合概率,用来描述障碍空间中移动对象的运动规律对未来位置的影响;4)利用综合概率得出转移概率矩阵,通过马尔可夫模型对障碍空间中移动对象的轨迹进行预测。

## 3 障碍空间中轨迹数据的预处理

面对规模庞大、位置关系复杂的轨迹大数据,本文将障碍空间看作复杂区域,首先对障碍空间和轨迹数据进行预处理,对障碍空间剪枝,并对历史轨迹聚类,挖掘热点区域。本节提出障碍空间剪枝方法和障碍空间中不确定数据聚类算法。障碍空间剪枝是通过复杂区域中各成分之间的关系对障碍物进行化简。障碍空间中不确定数据聚类算法将具有相似特性的轨迹数据归为一类,使得同一类中的轨迹数据相似性最大,不同类之间的轨迹数据相异性最大。

### 3.1 障碍空间剪枝

障碍空间剪枝过程将障碍空间看作复杂区域,将障碍物看作复杂区域中的洞成分,利用广义区域定义提出障碍空间剪枝方法,以减少需要处理的障碍对象个数。

**算法 1 障碍空间预处理 Pre-Processing(A)**

输入:有界成分集合  $a = \{a_1, a_2, \dots, a_k\}$ ,障碍物集合  $b = \{b_1, b_2, \dots, b_n\}$

输出:归并后障碍集合  $B^*$

```

1. B* = null;
2. for each ai in a //遍历有界成分集合 a
3.   for each obstacle bj in b //遍历障碍物集 b
4.     if bj is the closure of each bounded connected component of the
       exterior of ai //判断障碍物 bj 是否是 ai 的洞成分
5.       B* = B* ∪ bj ∪ ai; //归并有界成分 ai 和障碍物 bj
6.     else
7.       B* = B* ∪ bj;
8.   end for
9. end for
10. return B*
    
```

### 3.2 障碍空间的轨迹数据聚类

预处理后的障碍物用最小边界矩形 MBR (Minimum Bounding Rectangular) 来表示。不确定数据聚类是指把不确定数据集中的每一个不确定对象划分到指定的簇中,使得簇内的不确定对象尽量相似,簇间对象尽量相异。现有的不确定数据聚类的算法大多是基于两个数据对象间的欧氏距离,并不适用于障碍空间。因此,带障碍距离的计算是解决障碍空间中聚类分析问题的最关键技术之一。在障碍空间  $A$  中,如果不确定轨迹数据对象  $p$  和  $q$  之间没有障碍,即互为可视,则障碍空间中两个数据对象之间的距离为欧氏距离。如果  $p$  和  $q$  之间存在障碍(见图 2),则两个数据对象之间的距离是绕过障碍的最短距离。由于数据对象具有不确定性,而障碍的边界是确定的,因此不确定数据对象到障碍边界的距离是期望距离。下面给出障碍空间期望距离的定义。

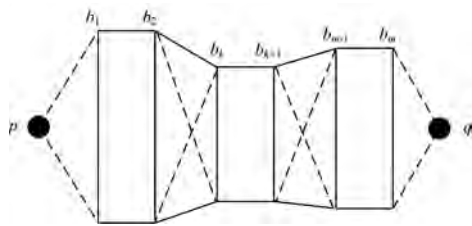


图 2 可视图 VG

**定义 4**(障碍空间期望距离) 在障碍空间  $A$  中,不确定轨迹数据对象  $p$  和  $q$  间的期望距离为:

$$E_d(p, q) = \min \left( \sum_{k=1}^{m-1} |b_k, b_{k+1}| \right) + \int d(p, b_1) f_i(p) dp + \int d(b_{m-1}, q) f_i(q) dq$$

其中,点  $b_k, b_{k+1}$  为任意两个可见点,  $m$  为可见点总数,  $|b_k, b_{k+1}|$  表示线段  $\overline{b_k b_{k+1}}$  的长度, 线段  $\overline{b_k b_{k+1}}$  不与  $A$  中任何障碍物相交,  $\int d(p, b_1) f_i(p) dp$  表示数据对象从当前位置  $p$  到障碍物  $b_1$  的距离,  $\int d(b_{m-1}, q) f_i(q) dq$  表示障碍物  $b_{m-1}$  到目标位置  $q$  的距离。本文提出了障碍空间中移动对象的不确定轨迹数据聚类算法,如算法 2 所示。

#### 算法 2 障碍空间中不确定数据聚类算法(OBS-UDC)

输入: 不确定轨迹数据集  $X(x_1, x_2, \dots, x_n)$ , 广义障碍物集  $B^* \{b_1^*, b_2^*, \dots, b_n^*\}$ , 距离阈值  $\epsilon$ , 对象数目阈值  $\theta$   
 输出: 聚类集合  $C$

```

1. select K data as cluster centroid randomly from uncertain data-
   set; //从不确定轨迹数据集中随机选取 k 个位置对象当作聚类质心
2. for each data xi in X //遍历不确定轨迹数据集 X
3.   for each cluster centroid cj
    
```

```

4.     dmin = min(Ed(cj, xi)); //求出位置对象 xi 到每个聚类质心的
       最短期望距离 dmin
5.     if dmin < ε then
6.       assign xi to cluster Cj;
7.       xi ← assigned; //如果 dmin 小于距离阈值 ε, 将位置对象 xi 分
       配到与其最近的聚类中, 并将 xi 标记为已分配
8.     end for
9.   end for
10. for each data xm unassigned in X
11.   k = k + 1;
12.   assign xm to Ck; //将没有被分配的位置对象重新分配到
       Ck+1 中
13. end for
14. for each cluster Ck
15.   if size(Ck) < θ then
16.     Ck ← NOISE; //判断每个聚类的大小, 如果小于对象数目阈
       值 θ, 则将该聚类标记为干扰
17.   end for
18. return C;
    
```

## 4 障碍空间中基于运动规律的轨迹预测模型

每个聚类代表热点区域,根据各区域间的障碍距离和历史访问习惯判断移动对象的运动规律,通过将移动对象的所有历史热点区域作为未来的候选位置完成轨迹预测。在轨迹预测模型的建立过程中,首先使用障碍空间中不确定数据聚类算法对历史轨迹数据进行聚类,将用于训练的轨迹划分为不同的聚类,用  $\{C_i, i=1, 2, \dots, N\}$  表示,如图 3 所示。

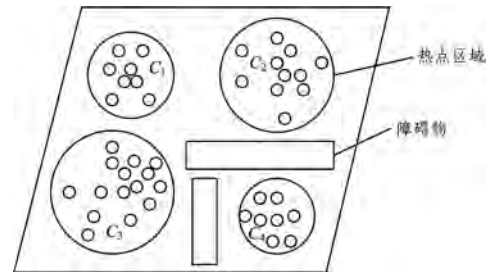


图 3 障碍空间中轨迹聚类的结果

### 4.1 复杂障碍空间中基于运动规律的综合概率

障碍空间中移动对象轨迹模型从热点区域的角度对移动对象运动习惯进行描述,在考虑热点区域间关联关系的同时,也考虑了存在障碍时移动对象的运动规律,例如移动对象从热点区域  $C_1$  出发,可能到达  $C_2$  和  $C_3$ ,尽管历史数据中到达  $C_2$  的概率较大,根据移动对象的运动规律可以发现,  $C_3$  更有可能成为移动对象到达的未来区域。移动对象轨迹中距离当前位置越近的区域以及历史访问频率越大的区域成为未来位置的可能性越大。因此,本文首先计算当前区域至各热点区域的距离概率和历史访问概率,然后根据距离权重和历史访问权重得到转移的综合概率,用来描述障碍空间中移动对象的运动规律对未来位置的影响。

#### 1) 至热点区域的障碍距离概率

移动对象至目标区域的距离应越来越短。在障碍空间中两个点之间的距离由它们绕过障碍物的最短距离决定。本文认为移动对象趋于向绕过障碍物距离当前位置较近的热点区域运动,距离越小的区域为移动对象下一个到达区域的概率越大。

**定义 5** 假设当前位置  $C_i$  绕过障碍到各热点区域的最远、最近距离分别为  $d_{\max}$  和  $d_{\min}$ , 绕过障碍到  $C_j$  的距离为  $d_c$ , 则从当前位置  $C_i$  到达  $C_j$  的障碍距离概率为:

$$P_d(C_i, C_j) = 1 - (d_c - d_{\min}) / (d_{\max} - d_{\min})$$

其中:

$$d_{\min} = \min(d(C_i, C_1), d(C_i, C_2), \dots, d(C_i, C_n))$$

$$d_{\max} = \max(d(C_i, C_1), d(C_i, C_2), \dots, d(C_i, C_n))$$

$$d_c = \min((\sum_{k=1}^{m-1} |b_k, b_{k+1}|) + |C_i, b_1| + |b_{m-1}, C_j|)$$

2) 至热点区域的历史访问概率

移动对象向目标位置移动的过程中, 移动轨迹不仅与至热点区域的障碍距离概率有关, 还与历史访问概率有关。我们认为移动对象趋于向历史访问频率高的热点区域移动, 历史访问频率越高的区域成为移动对象下一个到达区域的概率越大。

**定义 6** 从当前位置  $C_i$  到达  $C_j$  的历史访问概率为:

$$P_s(C_i, C_j) = f_{ij} / \sum_{i \neq j} f_{ij}$$

其中,  $f_{ij}$  表示经由热点区域  $C_i$  变化到区域  $C_j$  的访问频率, 其可通过统计历史数据获得;  $\sum_{i \neq j} f_{ij}$  表示从区域  $C_i$  出发向所有区域转移的计数总和。

若障碍距离概率和历史访问概率的权重分别为  $W_d$  和  $W_s$ , 则当前所在位置  $C_i$  至区域  $C_j$  的综合概率为:

$$P_{ij} = W_d P_d + W_s P_s$$

**定义 7** (转移概率矩阵) 移动对象的转移概率矩阵  $M_C$  是一个  $N \times N$  的矩阵, 其中第  $i$  行第  $j$  列的元素  $P_{ij}$  为移动对象在当前位置为  $C_i$  的条件下转移到位置  $C_j$  的综合概率, 即转移概率矩阵  $M_C$  如下:

$$M_C = \begin{bmatrix} P_{11} & \dots & P_{1j} & \dots & P_{1N} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ P_{i1} & \dots & P_{ij} & \dots & P_{iN} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ P_{N1} & \dots & P_{Nj} & \dots & P_{NN} \end{bmatrix}$$

根据转移概率矩阵和移动对象的当前位置可以确定其可能前往的下一个位置。假设移动对象当前位置是区域  $C_i$ , 则第  $i$  行概率最大者所对应的列就是移动对象最可能前往的下一位置。

#### 4.2 复杂障碍空间中基于运动规律的轨迹预测算法

马尔可夫模型<sup>[17]</sup>由一系列状态以及状态与状态之间的转移矩阵组成。设随机序列  $\{X_n, n=0, 1, 2, \dots\}$  的离散状态空间为  $S, X_n = x$  表示在  $n$  时刻对象处于状态  $x$ , 移动到下一状态的概率仅取决于当前状态, 而不是先前状态, 即第  $n+1$  次转换获得的状态只与第  $n$  次的状态有关:

$$Pr(X_{n+1} = x | X_1 = x_1, X_2 = x_2, \dots, X_n = x_n) = Pr(X_{n+1} = x | X_n = x_n)$$

则称  $\{X_n, n=0, 1, 2, \dots\}$  为马尔可夫链。

因此可以通过马尔可夫模型来获取不同状态之间的转移概率, 从而预测系统状态未来的变化趋势。本文利用障碍距离概率和历史访问概率的综合概率得出转移概率矩阵, 并根据转移概率矩阵对移动对象轨迹进行预测, 具体如算法 3 所示。

**算法 3** 障碍空间中基于移动对象运动规律的轨迹预测算法 (TP-LawofMotion-Obs)

输入: 转移概率矩阵  $M_C$ , 初始位置  $C_1$ , 概率阈值  $\delta$

输出: 预测轨迹序列  $S\{S_1, S_2, \dots, S_n\}$

1.  $S = \{C_1\}$ ;
2. for  $k=1$  to  $n$
3.  $i = S.lastposition()$ ; //对于轨迹序列  $S$ , 将  $i$  赋值为  $S$  的最后一个位置状态
4. for each state  $j$  in the  $i$ th row of  $M_C$
5. if  $M_C(i, j) \neq 0$  and  $C_i \cdot \text{prob} * M_C(i, j) \geq \delta$  then //如果  $M_C(i, j) \neq 0$  并且先前的转换概率乘以当前位置状态的转换概率不小于概率阈值  $\delta$
6. if  $\max(C_i, \text{prob} * M_C(i, j))$  then //选取该概率乘积最大的  $j$
7.  $\{S = SUC_j\}$ ;
8.  $C_i, \text{prob} = C_i, \text{prob} * M_C(i, j)$ ; //将该乘积重新赋值给先前概率
9. end for
10. end for
11. return  $S$ .

## 5 实验分析

为了检验本文所提出的障碍空间中移动对象不确定轨迹预测算法的性能, 设计并实现了障碍空间剪枝算法、障碍空间中不确定轨迹数据聚类算法和基于移动对象运动规律的轨迹预测算法。实验环境为 2.20 GHz 的 Intel(R) Core(TM) i3-2330M CPU, 内存为 4 GB, 操作系统为 Windows 7, 实验平台为 R Console(64-bit), 实验语言为 R 语言。本实验所使用的数据为 200 个用户在 2012 年 1 月到 2014 年 1 月期间的 GPS 轨迹采样数据, 随机抽取了 1000 条真实轨迹数据。实验中所用参数及设置如表 1 所列, 由于对象运动时的无意识性, 设定  $W_d = W_s = 0.5$ 。将预测的准确性和算法的高效性作为算法性能的评价标准, 分析得出障碍物的数量是影响算法的预测准确性和高效性的主要因素。

表 1 参数设置

参数	值
轨迹数量	1000
障碍物数量	100, 200, 300, 400, 500
障碍距离概率权重 $W_d$	0.5
历史访问概率权重 $W_s$	0.5

首先考察预测误差对预测准确性的影响, 预测误差 = (预测时刻当前位置与预测位置的距离) / (预测时刻当前位置与实际位置的距离)。图 4 给出了预测轨迹和实际轨迹随时间变化在障碍空间中的部分投影, 预测误差控制在 15% 以内, 实际轨迹由实线表示, 预测轨迹由虚线表示。可以看出, 预测后的轨迹和实际轨迹较为吻合。

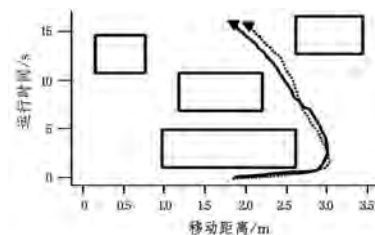


图 4 预测轨迹与实际轨迹在障碍空间中的部分投影

图 5 给出了障碍物数量对轨迹预测准确性的影响。随着障碍物数量  $o$  的增加预测的准确率越来越差, 这是由于障碍物的增加会增加障碍空间预处理算法的时间复杂度, 还会增加障碍空间中不确定数据对象之间距离的计算。

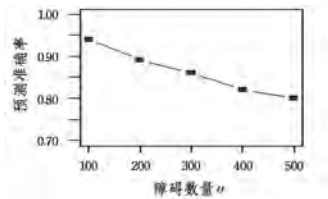


图5 障碍物数量对预测准确性的影响

接着考察算法的高效性,将本文提出的障碍空间中基于移动对象运动规律的轨迹预测算法 TP-LawofMotion-Obs 与文献[14]提出的障碍空间中移动对象位置预测算法 PreLocationInObs 在相同的障碍空间中进行比较,PreLocationInObs 给出一种基于 R 树的预测障碍空间中移动对象位置的方法,提出了九方位图剪枝的方法,利用移动对象运动的规律性,由局部预测可视图 VG 计算出移动对象的预测位置。图 6 给出了障碍物数量变化对两种算法运行时间的影响。障碍数量从 100 增加到 1000 时,TP-LawofMotion-Obs 算法始终优于 PreLocationInObs 算法。

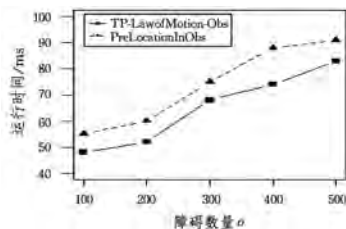


图6 不同障碍物数量下算法运行时间的比较

通过上述实验结果可以看出:对障碍空间进行预处理能够减少处理障碍物的数量,提高预处理过程的执行效率,同时基于移动对象运动规律的预测方法的预测时间也较短。因此,对障碍空间进行预处理优化是必要的,如果不采用障碍空间预处理的方式,那么对障碍空间中大量的历史轨迹进行预测将耗费很长的时间。

**结束语** 本文提出了一种障碍空间中移动对象运动规律的不确定轨迹预测方法 TP-LawofMotion-Obs,利用障碍空间中障碍物之间的区域关系对障碍空间剪枝,以减少需要处理的障碍数量。由于轨迹数据对象具有不确定性,提出障碍空间中期望距离的定义,利用最小边界矩形表示归并后的障碍物,并对障碍空间中的不确定轨迹数据聚类。每个聚类代表热点区域,根据各区域间的障碍距离和历史访问习惯判断移动对象的运动规律,利用马尔可夫模型将移动对象的所有历史热点区域作为未来的候选位置完成轨迹预测。

未来的研究工作包括:1)在本文研究的基础上,考虑障碍空间中多移动对象的行为相似性,使用多个对象的历史轨迹数据进行轨迹预测;2)充分考虑天气、人为等客观因素对移动对象轨迹预测的影响,进一步提高算法的可靠性和准确性。

## 参考文献

[1] ZHOU Y C,ZHANG Y,GE Y,et al. An efficient data processing framework for mining the massive trajectory of moving objects [J]. Computers Environment & Urban Systems,2015,61: 129-140.

[2] MAMOULIS N,CAO H P,KOLLIOS G,et al. Mining, indexing, and querying historical spatiotemporal data [C] // Tenth ACM Sigkdd International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. New York: ACM Press,2004:236-245.

[3] CHEN L, LV M Q, CHEN G C. A system for destination and future route prediction based on trajectory mining [J]. Pervasive and Mobile Computing,2010,6(6):657-676.

[4] ASHBROOK D,STARNER T. Using GPS to learn significant locations and predict movement across multiple users [J]. Personal and Ubiquitous Computing,2003(7):275-286.

[5] KIM S W,WON J I,KIM J D,et al. Path prediction of moving objects on road networks through analyzing past trajectories [C] // Proc. of the 11nd Int'l Conf. on Knowledge-Based Intelligent Information and Engineering Systems. Berlin: Springer-Verlag, 2007:379-389.

[6] DING Z M,ZHOU X. Location update strategies for network-constrained moving objects [C] // 13nd International Conference on Database Systems for Advanced Applications. Berlin: Springer-Verlag,2008:644-652.

[7] SONG M B,RYU J H,LEE S K,et al. Considering mobility patterns in moving objects database [C] // The 2003 International Conference on Parallel Processing. Washington: IEEE, 2003: 597-604.

[8] QIAO S,SHEN D Y,WANG X T,et al. A self-adaptive parameter selection trajectory prediction approach via hidden Markov models [J]. IEEE Trans. on Intelligent Transportation Systems, 2015,16(1):284-296.

[9] QIAO S J,JIN K,HAN N,et al. Trajectory prediction algorithm based on Gaussian mixture model [J]. Journal of Software, 2015,26(5):1040-1063.

[10] GAO Y J,ZHENG B H. Continuous obstructed nearest neighbor queries in spatial databases [C] // Proc. of the SIGMOD Providence on Management of Data. Rhode Island, USA, 2009: 577-590.

[11] GAO Y J,ZHENG B H,CHEN G C,et al. Visible reverse k-nearest neighbor query processing in spatial databases [J]. IEEE Trans. on Knowledge and Data Engineering,2009,21(9):1314-1327.

[12] LIU Q,DENG M,SHI Y. Adaptive spatial clustering in the presence of obstacles and facilitators [J]. Computers & Geosciences,2013,56:104-118.

[13] 曹科研,王国仁,韩东红,等. 障碍空间中不确定数据聚类算法 [J]. 计算机科学与探索,2012,6(12):1087-1097.

[14] 李实吉,秦小麟,施峻严. 障碍空间中的移动对象位置预测 [J]. 计算机科学,2014,41(7):216-221.

[15] 乔少杰,彭京,李天瑞,等. 基于 CTBN 的移动对象不确定轨迹预测算法 [J]. 电子科技大学学报(自然科学版),2012,41(5): 759-763.

[16] LI S J. A layered graph representation for complex regions [C] // 12nd International Conference on the Principles of Knowledge Representation and Reasoning. 2010:581-583.

[17] [http://en.wikipedia.org/wiki/Markov\\_model](http://en.wikipedia.org/wiki/Markov_model).