

一种新的道路网络连续查询处理方法

廖 巍 吴晓平 严承华 钟志农

(海军工程大学电子工程学院 武汉 430033) (国防科技大学电子科学与工程学院 长沙 410073)

摘 要 基于道路网络的连续 k 近邻查询是移动对象数据库领域的研究重点和热点。提出了一种新的道路网络有向图模型,通过引入有向网络空间度量,利用基于内存的格网索引和线性链表结构来对移动对象当前位置和道路网络有向图模型进行存储和管理;基于有向距离度量提出了单向网络扩展(DNE)算法,以减少连续 k 近邻查询的网络扩展搜索代价。实验结果表明,DNE 算法性能优于现有的连续 k 近邻查询处理算法。

关键词 连续 k 近邻查询,道路网络,有向图模型,DNE 算法

中图分类号 TP392 **文献标识码** A

Novel Method for Continuous Queries Processing in Road Networks

LIAO Wei WU Xiao-ping YAN Cheng-hua ZHONG Zhi-nong

(College of Electronic Engineering,Naval University of Engineering,Wuhan 430033,China)

(College of Electronic Science and Engineering,National University of Defense Technology,Changsha 410073,China)

Abstract CKNN (Continuous k-Nearest Neighbor) queries in road networks have recently received many attentions in moving objects databases. In this paper, we presented a novel road networks directional graph model and use memory-resident grid cell structure and linear list structures to store the moving objects and road network directional model. By introducing directional network distance measurement we proposed the directional network expansion (DNE) algorithm to reduce the network searching cost of CKNN queries processing. Experimental results show that the DNE algorithm outperforms existing algorithms.

Keywords CKNN queries,Road networks,Directional graph model,DNE algorithm

1 引言

随着 3G 无线通信与 GPS 空间定位等相关技术的发展,以及众多具有定位功能的无线手持和车载设备的大量普及,出现了一种基于位置的信息服务,称为位置服务(Location-based Service),其目前得到了越来越多的关注。位置服务在交通调度管理、救援服务、战场指挥等领域有着广泛的应用前景^[1]。尤其是在城市道路网络环境下,许多新型应用,如路边协助、交通导航、位置感知广告服务等,由于切合用户的实际需求,从而引起了人们的广泛兴趣。

基于道路网络的空间查询处理技术近年来得到了国内外学者的广泛关注。Papadias 等人^[2]于 2003 年首先提出了集成网络(network)和欧几何(Euclidean)信息的空间网络查询处理框架,采用网络扩展(network expansion)技术对道路网络边按照到查询点距离的大小进行访问排序。Kolahdouzan 等人^[3]基于 Voronoi 图提出了 VN³ 技术,将预计算的静态空间对象 VD 图与 R 树索引一并进行存储,通过查找 VD 图即可计算出最近邻对象,从而避免了在线计算代价,其缺点是只能处理连续单近邻查询,无法扩展到连续 k 近邻查询。Cho 等人^[4]针对已知查询点运动轨迹的连续 k 近邻查询,基于 Dijkstra 算法提出了 UNICONS 技术,通过将预计算的 k 近邻

对象链表存储在最短路径节点中来处理道路网络中的连续 k 近邻查询,在处理密集网络(dense network)中的查询时表现出了较好的性能。

针对基于欧几何空间距离的连续 k 近邻查询,国内外学者进行了卓有成效的研究。Chon 等人^[5]于 2003 年首先提出了基于格网索引的瞬态范围和 k 近邻查询处理算法。Mokbel 等人^[6]引入安全区域(safe region)概念,提出了 SINA 框架,以处理大量并发的连续查询。Yu 等人^[7]提出了层次网格移动对象索引和查询索引,以改善连续 k 近邻查询处理性能。Xiong 等人^[8]提出的 SEA-CNN 算法通过引入搜索区域和共享查询执行的思想来处理连续 k 近邻查询的更新操作,具有良好的可伸缩性。Mortifies 等人^[9]提出的 CPM 算法则使用概念空间划分技术来提高查询更新时的空间搜索性能。

针对基于道路网络的连续 k 近邻查询,目前研究成果比较少,其中具有代表性的工作包括 Mouratidis 等人^[10]于 2006 年提出的能够处理任意移动对象和查询点运动的连续 k 近邻查询处理 IMA/GMA 算法,其思想是利用基于内存的 PMR 二叉树对网络边进行索引,并利用边表(edge table)来存放移动对象的当前位置信息;Wang 等人^[11]提出了 MOVNet 框架和处理机制,利用基于磁盘的道路网络 R 树结构和基于内存的移动对象当前位置格网索引结构,来进行连续 k 近邻查询

到稿日期:2008-10-14 返修日期:2008-12-26 本文受国家 863 基金项目(2007AA12Z208),中国博士后科学基金资助项目(20080431384)资助。

廖 巍 男,博士,讲师,主要研究方向为时空数据库、数据库安全。

和范围查询处理。国内陈继东等人^[12]利用元胞自动机预测模型对基于道路网络的预测查询时空索引技术进行了研究。

本文主要研究基于道路网络的连续 k 近邻查询处理技术,利用基于内存的格网索引来对移动对象当前位置进行存储和管理;提出了一种新的道路网络有向图模型,并利用线性链表结构对道路网络进行描述和存储;通过引入有向距离网络空间度量,提出了连续 k 近邻查询单向网络扩展(DNE)算法。

2 问题描述与道路网络模型

实际道路网络中,当两个不同的移动对象 o_1 和 o_2 运行在同一个道路边上时,现有的有向图模型将两个移动对象的网络距离定义为两者之间的欧几何距离。但实际上,由于道路网络中移动对象除了在双向交叉点处可以改变运动方向外,在道路中只能单向运动,因此若移动对象 o_1 和 o_2 运动方向相反,则两者之间的距离并非两者之间的欧几何距离。另外,在实际应用中,移动对象 o_1 到 o_2 之间的距离和移动对象 o_2 到 o_1 之间的距离是不等的。

图 1 所示为实际道路网络,其中移动对象 o_1 到 o_2 在单向行驶道路边 $n_3 n_8$ 上运动,那么 o_2 若要追上 o_1 ,则必须在前交叉路口 n_8 走道路边 $n_8 n_5, n_5 n_2, n_2 n_3$,而 o_1 则可以沿着当前道路边 $n_3 n_8$ 直接追上 o_2 。在这种情况下, o_1 到 o_2 的距离和 o_2 到 o_1 的距离是不一样的。类似地,移动对象 o_3 到 o_4 在双向行驶道路边 $n_2 n_5$ 上相离运动,那么 o_3 若要追上 o_4 ,则必须在前交叉路口 n_2 走道路边 $n_2 n_5$;而 o_4 若要追上 o_3 ,则必须在前交叉路口 n_5 走道路边 $n_5 n_2$ 。在这种情况下, o_3 到 o_4 的距离和 o_4 到 o_3 的距离也是不同的。

目前国内外的研究工作中,并没有针对上述情况进行详细研究。在本文中,将实际道路网络中的双向道路边转换为两条有向边,并将组成一个道路边的多个路段也转换为不同的有向边,来构造有向图模型。图 2 所示为图 1 中实际道路网络映射在内存中的受限有向图模型。其中道路边 $n_2 n_5$ 映射为 $n_2 n_5$ 和 $n_5 n_2$ 两个有向边,道路边 $n_2 n_4$ 的多个路段被映射为 $n_2 n_4$ 的多个有向边。

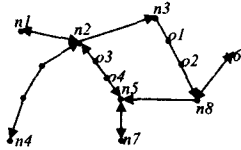


图 1 实际道路网络

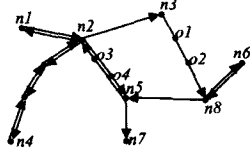


图 2 有向图道路模型

定义 1 一个(道路)网络可以表示为有向带权图 $G=(V, E)$,其中 V 是顶点(如交叉点、终点等)的集合, E 是边(路段)的集合,且 $E \subseteq V \times V$ 。

定义 2 在(道路)网络 $G=(V, E)$ 中,每条边 $e(v_1, v_2) \in E$,表示该边由顶点 v_1 和 v_2 连接,分别是该边的起始点和终止点。每条边 e 都赋有权值,表示为函数 $W: E \rightarrow R^+$,其中 R^+ 为正的实数集合。

用 M 来表示在道路网络边(路段)上进行运动的移动对象(包括行人、车辆等)集合,道路网络中的移动对象 $o \in M$ 当前位置表示为 $loc(o)=(x, y)$ 。查询 q 是 M 中的移动对象在任何时刻发出的基于当前位置的空间查询。本文主要研究瞬态 k 近邻查询(如“查找距离我当前位置最近的警车”等),以

道路网络距离为空间度量。如非特指,在本文中道路网络与网络是同义词,距离即表示网络距离。

定义 3 两个移动对象之间的距离函数在 t 时刻的值表示为 $\overrightarrow{dist}_t(o_1, o_2): loc_t(o_1) \times loc_t(o_2) \rightarrow R^+$ 。 $\overrightarrow{dist}_t(o_1, o_2)$ 表示 t 时刻在网络度量空间中 o_1 到 o_2 的最短路径长度。出于简单考虑,使用 $\overrightarrow{dist}(o_1, o_2)$ 表示当前时刻两个对象之间的距离。由于网络边是单向的,因此通常有性质 $\overrightarrow{dist}(o_1, o_2) \neq \overrightarrow{dist}(o_2, o_1)$ 。

定义 4 移动对象 o 在 t 时刻到网络边的距离定义为 $\overrightarrow{dist}_t(o, e): loc_t(o) \times loc_t(e) \rightarrow R^+$ 。 $\overrightarrow{dist}_t(o, e)$ 表示 t 时刻在网络距离度量空间中 o 到边 e 、顶点 v_1 的最短路径长度。出于简单考虑,使用 $\overrightarrow{dist}(o, e)$ 表示当前时刻移动对象 o 到边 e 的距离。

定义 5 在有向带权图 G 中,移动对象 o_1 到 o_2 之间的有向距离度量定义为 t 时刻的移动对象 o_1 到 o_2 的最短路径长度 $\overrightarrow{dist}_t(o_1, o_2)$ 。

通常 $\overrightarrow{dist}(o_1, o_2) \neq \overrightarrow{dist}(o_2, o_1)$,利用有向距离度量,算法利用 Dijkstra 的最短路径搜索思想,从查询所在网络边开始,依次扩展搜索该边终止顶点所连接的网络边,直至找到 k 近邻对象为止。

3 索引结构

本文中,移动对象的位置以周期性的抽样方式来近似表示。具体来讲,用户在 t_1 时刻发出的空间查询基于网络中移动对象集合在上一抽样时刻 t_0 时的位置进行计算,有 $t_0 \leq t_1, t_1 - t_0 < \Delta t$,其中 Δt 是移动对象位置的抽样时间间隔,查询结果在 Δt 内有效。每隔 Δt 时间,移动对象就会将当前位置、移动对象标识发送到服务器端,其中移动对象标识唯一表示一个移动对象。当服务器获得移动对象位置时,通过计算可得到其落在网络边上。

本文利用基于内存的线性结构来存储有向图模型。具体来说,分为 3 个数据结构:1)用于存放有向图模型中顶点信息的线性链表结构,其形式为元组集合 $\langle \langle VertexId, V_x, V_y \rangle \rangle$,其中 $VertexId$ 为该顶点的唯一标识, V_x 和 V_y 分别表示该顶点的二维空间坐标;2)用于描述有向图模型拓扑信息的边表结构,其元组形式为 $\langle VertexId, edgeId_1, edgeId_2, \dots \rangle$,其中 $VertexId$ 唯一标识有向图模型中的顶点, $edgeId$ 表示由该顶点出发的所有连接边标识;3)存放所有道路边的线性数组结构边表,形式为 $\langle edgeId, v_1, v_2, w \rangle$,其中 $edgeId$ 表示边的唯一标识, v_1 和 v_2 表示该边的起始点和终止点, w 表示该边的权值。在本文中权值定义为该边的长度。

针对道路网络上进行运动的移动对象,我们采用基于内存的格网索引进行存储和管理。那么,当移动对象的位置或速度发生变化时,根据移动对象的标识查找移动对象所在的记录并进行更新。由于移动对象运动在道路网络上,为了将移动对象位置信息与道路网络边进行关联,对格网索引结构进行扩展,将格网单元索引结构形式定义为 $\langle gridId, objectId_1, objectId_2, \dots, edgeId_1, edgeId_2, \dots \rangle$,其中, $gridId$ 表示格网单元, $objectId$ 表示该格网单元中所包含的移动对象标识, $edgeId$ 表示该格网单元覆盖范围内包含的网络边标识。那么,利用格网索引,可以将移动对象关联到相对应的道路网

络边上。

4 单向网络扩展(DNE)查询处理算法

基于有向距离网络度量,借鉴扩展树技术搜索思想,本节详细给出了连续 k 近邻查询处理 DNE 算法。

算法思想如下:在周期性的更新时刻,对于新提交的连续 k 近邻查询,算法首先查找查询点位置所在的网格,搜索所有与该网格相交的网络边;判断查询点落在的网络边上,搜索该网络边上所有的移动对象,若存在 k 个移动对象位置落在查询位置之前,则可直接返回结果;否则依次扩展查找与该边终止点相邻的网络边,搜索边上的移动对象,直至查找到 k 近邻对象为止。

算法 1 单向网络扩展(DNE)算法

Algorithm 1 Directional Network Expansion Query (q)

1. Initialize the empty heap H ; set $q.kNN.dist = \infty$
2. Get the grid that contains q , search all edges in the grid
3. Get edge e that contains q , let e be the root of q . tree
4. Insert the m best objects in e into $q.result$; Update $q.kNN.dist$
5. If $m > k$, then return the k NN objects
6. Else search the edges that connect $e.end$; en-heap all the edges into H according its distance from q
7. Get k best objects from front nodes in H , Update $q.kNN.dist$
8. While next node n in H has key $\vec{dist}(n,q) < q.kNN.dist$
9. De-heap n
10. For each object o in n , Compute the distance between o and q $i.e. \vec{dist}(q,o)$
11. Update $q.result$, $q.kNN.dist$ and $q.tree$
12. If the heap $H = \phi$, then return

算法 1 描述了连续 k 近邻查询的初始结果计算过程。首先,第 1 到 4 行,算法根据查询当前位置获得其所在的格网单元,依次查找该单元中的网络边,从而得到查询所在的道路网络边,将该边加入到堆栈中去;算法从堆栈中获取第一个网络边,遍历该边上的所有移动对象。若移动对象位置在当前查询点位置之前,则将其加入到初始结果集中,并判断边上满足上述条件的移动对象是否有 k 个;若有,算法第 5 行则返回初始结果集。否则,算法第 6 行搜索与该边终止点相连的邻接边,将各边按照权值大小压入堆栈,具有最小权值的边放在最上边,同时将已访问过的节点弹出栈顶。算法第 7 到 12 行,从栈顶开始继续搜索网络边,找到 k 个候选移动对象并计算当前的 k 近邻距离后,算法将该边弹出栈,继续访问栈中的候选网络边,判断查询 q 到该边的有向网络距离是否大于 k 近邻距离;若是,则将该边弹出栈,否则查找当前边中的移动对象。若存在移动对象 o 满足查询 q 到 o 的有向网络距离小于当前的 k 近邻距离,则用移动对象 o 替换候选移动对象集合中的 k 近邻对象,并更新 k 近邻距离。依次类推,直至堆栈为空为止。

5 实验与性能分析

5.1 实验内容与设置

本文使用基于道路网络的移动对象产生器^[13]来模拟生成移动对象数据集和查询集合。产生器输入为德国城市 Oldenburg 的道路图,共有 6105 个道路节点和 7035 条道路边;输出为在道路网络上运动的移动对象集合,共包含 100k

个移动对象。移动对象用点坐标来表示,在起始时刻每个移动对象选择一个距离其最近的道路节点为目的地进行运动。移动对象速度大小分为慢、中、快 3 种,以慢速度进行运动的移动对象在一个时间单元内所移动的距离为整个空间区域长度的 1/2500,中速度、快速度大小分别为慢速度的 5 倍和 25 倍。移动对象到达目的地后,会重新随机选择一个新目的地和速度大小进行运动。在实验中将时间单元大小设置为 1s。

连续 k 近邻查询产生方式与移动对象数据集产生方式相同,查询近邻个数分别取 $k=1, 5, 10, 15, 20, 25$ 。实验系统采用 C++ 代码实现,运行环境为 Pentium4 3GHz 的双核 CPU、512MB 内存、Windows XP 操作系统。

5.2 实验结果与分析

图 3(a)所示为固定 $k=10$ 时,移动对象数据规模的变化对查询处理性能的影响。从图中可以看出,DNE 算法查询处理性能随着移动对象数据规模的增大呈线性变化,且优于 IMA 算法和 MNDR 算法查询处理性能。这是由于 MNDR 算法将有向图模型存储在磁盘上,处理查询时利用范围查询获得有效的有向图区域,然后在基于内存的有向图中进行搜索,需要额外的磁盘访问时间;IMA 算法利用 PMR 二叉树对移动对象进行索引,搜索性能稍逊于本文采用的哈希索引。图 3(b)所示为固定移动对象数据规模为 50k 时,查询近邻个数对查询处理性能的影响。从图中可以看出,IMA 算法、MNDR 算法和 DNE 算法的查询处理代价随着 k 数量的增大而呈线性增加,DNE 算法表现出了良好的性能。

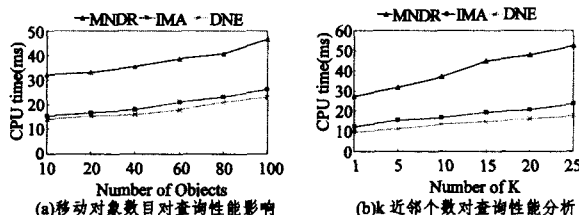


图 3 DNE 算法查询性能分析

结束语 本文主要研究基于道路网络的连续 k 近邻查询处理技术,提出了一种新的道路网络有向图模型,用于处理基于有向距离度量的连续 k 近邻查询,利用基于内存的格网索引来对移动对象当前位置进行存储和管理;提出了一种新的道路网络有向图模型,并利用线性链表结构对道路网络进行描述和存储;通过引入有向距离网络空间度量,提出了连续 k 近邻查询单向网络扩展(DNE)算法。本文对道路网络下的连续 k 近邻查询进行了研究。未来工作包括多用户连续 k 近邻查询的并发处理技术。另外,传统欧几何空间下的诸多查询类型在道路网络环境下都有相对应的应用,比如组近邻查询、逆近邻查询等等,都是将来需要深入研究的课题。

参考文献

- [1] Wolfson O. Moving Objects Information Management: The Database Challenge [C] // Proceedings of the 5th International Workshop on Next Generation Information Technologies and Systems. London, 2002
- [2] Papadias D, Zhang J, Mamoulis N, et al. Query Processing in Spatial Network Databases [C] // Proc. of 29th Intl. Conf. on Very Large Data Bases. Berlin, Germany, 2003

(下转第 200 页)

现 K-Means 算法的 K 个初始质心的方法。

当先验知识不完全能够发现的初始质心的个数 r 小于 K 的情况下,提出了搜索其余的 $K-r$ 个初始质心的算法 MSS-KMeans 和 SMSS-KMeans。

在复杂结构数据集上,验证了所提算法的可行性。最终的实验结果表明基于高阶逻辑知识表示方式的半监督方法与基于属性-值语言的方法具有可比性。

基于类型化的高阶逻辑作为复杂结构数据的知识表达方式是一个比较新的研究领域,国内外学术界对这一领域的研究并不多见。随着机器学习与知识发现在复杂结构领域应用深度和广度的拓展,如在计算生物学、医学、病毒营销、反恐、语义 Web、社会网络分析、普适计算等领域的应用,我们相信基于高阶逻辑的复杂结构数据学习必将有着广阔的发展前景。

针对复杂结构数据的半监督聚类,下一步工作的方向包括:

1)进一步从理论上证明、分析我们的实验结果。

2)借鉴一阶逻辑的知识表达方式下计算实例之间距离时谓词加权的思想,改进基于高阶逻辑的知识表达方式下实例之间的距离计算方法。

3)探索基于高阶逻辑复杂结构数据的基于测度的半监督聚类方法。

参 考 文 献

- [1] 周涛,张艳宁,袁和金,等.粗糙核 k-means 聚类算法[J].系统仿真学报,2008,20(4):921-925
- [2] Tang W, Xiong H, Zhong S, et al. Enhancing semi-supervised clustering: a feature projection perspective[C]//Proceedings of the 13th ACM SIGKDD Int'l Conf. on Knowledge Discovery and Data Mining. New York, 2007:707-716
- [3] 王玲,薄列峰,焦李成.密度敏感的半监督谱聚类[J].软件学报,2007,18(10):2412-2422
- [4] Wagstaff K, Cardie C, Rogers S, et al. Constrained K-means clustering with background knowledge[C]//Proceedings of the 18th Int'l Conf. on Machine Learning. Williamstown, 2001:577-584
- [5] Basu S, Banerjee A, Mooney R J. Semi-supervised Clustering by Seeding[C]//Proceedings of the 19th Int'l Conf. on Machine Learning. Sydney, 2002:7-34
- [6] Basu S, Banerjee A, Mooney R J. Comparing and unifying search-based and similarity-based approaches to semi-supervised clustering[C]//Proceedings of the 20th Int'l Conf. on Machine Learning Workshop on the Continuum from Labeled to Unlabeled Data in Machine Learning and Data Mining. New Orleans, 2003:42-49
- [7] Basu S, Banerjee A, Mooney R J. Active semi-supervision for pairwise constrained clustering[C]//Proceedings of the SIAM Int'l Conf. on Data Mining. Philadelphia, 2004:333-344
- [8] Bilenko M, Basu S, Mooney R J. Integrating constraints and metric learning in semi-supervised clustering[C]//Proceedings of the 21st Int'l Conf. on Machine Learning. Banff, 2004:81-88
- [9] Wang C, Chen W, Yin P, et al. Semi-supervised Clustering Using Incomplete Prior Knowledge[C]//Proceedings of the 7th Int'l Conf. on Computational Science. Berlin, 2007:192-195
- [10] Bowers A F, Giraud-Carrier C G, Lloyd J W. Classification of Individuals with Complex Structure[C]//Proceedings of the 17th Int'l Conf. on Machine Learning. Sydney, 2000:81-88
- [11] Bowers A F, Giraud-Carrier C G, Lloyd J W. A Knowledge Representation Framework for Inductive Learning[EB/OL]. http://cs1.anu.edu.au/~jwl, 2001
- [12] Mitchell T. Machine Learning[M]. New York: McGraw-Hill, 1997
- [13] King R D, Muggleton S H, Srinivasan A, et al. Structure-activity Relationships Derived by Machine Learning: The Use of Atoms and Their Bond Connectivities to Predict Mutagenicity by Inductive Logic Programming[C]//Proceedings of the National Academy of Sciences. USA, 1996:438-442
- [14] Lloyd J W. Logic for Learning: Knowledge Representation, Computation and Learning in Higher-order Logic[M]. Berlin Springer-Verlag, Heidelberg GmbH & Co. KG, 2002
- [15] Horváth T, Alexin Z, Gyimothy T, et al. Application of Different Learning Methods to Hungarian Part-of-Speech Tagging[C]//Proceedings of the 9th Int'l Workshop on Inductive Logic Programming. London, 1999:128-139
- [16] Horváth T, Wrobel S, Bohnebeck U. Relational Instance-Based Learning with Lists and Terms[J]. Machine Learning, 2001, 43(1/2):53-58
- [17] Vilalta R, Drissi Y. A perspective view and survey of meta-learning[J]. Arti. Intell. Rev., 2002, 18(2):77-95
- [18] Bensusan H, Giraud-Carrier C, Kennedy C. A Higher-order Approach to Meta-learning[R]. CS-EXT-2000-277. University of Bristol, 2000
- [3] Kolahdouzan M R, Shahabi C. Voronoi-Based K Nearest Neighbor Search for Spatial Network Databases[C]//Proc. of 30th Intl. Conf. on Very Large Data Bases. Toronto, Canada, 2004
- [4] Cho H-J, Chung C-W. An efficient and scalable approach to CNN Queries in a road network[C]//Proc. of 31th Intl. Conf. on Very Large Data Bases. Trondheim, Norway, 2005
- [5] Saltenis S, Jensen C S, et al. Indexing the Positions of Continuously Moving Objects[C]//Proc. of the 19th SIGMOD Intl. Conf. on Management of Data. Dallas, Texas, USA, 2000
- [6] Mokbel M F, Xiong Xiaopeng, Aref W G. SINA: Scalable Incremental Processing of Continuous Queries in Spatiotemporal Databases[C]//Proc. of the 23rd SIGMOD Intl. Conf. on Management of Data. Paris, France, 2004
- [7] Yu Xiaohui, Pu K Q, Koudas N. Monitoring k-Nearest Neighbor Queries over Moving Objects[C]//Proc. of the 21st Intl. Conf. on Data Engineering. Tokyo, Japan, 2005
- [8] Xiong Xiaopeng, Mokbel M F, Aref W G. SEA-CNN: Scalable Processing of Continuous K-Nearest Neighbor Queries in Spatiotemporal Databases[C]//Proc. of the 21st Intl. Conf. on Data Engineering. Tokyo, Japan, 2005
- [9] Mouratidis K, Hadjieleftheriou M, Papadias D. Conceptual Partitioning: An Efficient Method for Continuous Nearest Neighbor Monitoring[C]//Proc. of the 2005 Intl. Conf. on Management of Data. Baltimore, Maryland, 2005
- [10] Mouratidis K, Yiu M L, Papadias D, et al. Continuous Nearest Neighbor Monitoring in Road Networks[C]//Proc. of 32nd Intl. Conf. on Very Large Data Bases. Seoul, Korea, 2006
- [11] Wang Haojun, Zimmermann R. Location-based Query Processing on Moving Objects in Road Networks[C]//Proc. of 33rd Intl. Conf. on Very Large Data Bases. Vienna, Austria, 2007
- [12] 陈继东,胡志智,孟小峰,等.一种基于城市交通网络的移动对象全失态索引[J].计算机研究与发展,2007,44(6):1008-1014
- [13] Brinkhoff T. A Framework for Generating Network Based Moving Objects[J]. GeoInformatica, 2002, (6)2:153-180