

用于运动趋势预测的灰色时空数据模型

包磊 秦小麟 钟勇

(南京航空航天大学信息科学与技术学院, 南京 210016)

摘要 时空数据库是现代数据库技术研究的新领域,其研究工作还处在模型研究阶段,已有的模型面向对象的过去信息,缺乏对时空对象将来运动趋势的计算与预测能力。为此,提出了一种新的时空数据模型,该模型不仅可以用于分析处理时空对象过去时刻的运动情况,还可以以较高的精度对近期将来的时空演化进行预测。该模型针对2维平面上自由运动的移动点对象,引入灰建模方法来降低离散抽样数据本身包含的不确定性,能够给出对象在一定时间上的整体运动趋势,从而提供更加精确的时空预测。

关键词 时空数据库 时空数据模型 灰建模 灰预测

中图法分类号: TP311.131 **文献标识码:** A **文章编号:** 1006-8961(2005)02-0230-06

A Grey Spatiotemporal Model for the Prediction of Objects' Near Future Evolution

BAO Lei, QIN Xiao-lin, ZHONG Yong

(College of Information Science and Technology, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016)

Abstract The spatiotemporal database is a new topic for researchers on modern database. Most of the researches focus on the data model of spatiotemporal objects. Only through discrete models can spatiotemporal database be implemented. A serious problem of spatiotemporal database implementation is how to construct complete representation for spatiotemporal objects from their data recorded in discrete time instants. Existing spatiotemporal data models are not well suitable to handle the objects with spatiotemporal uncertainty and the near future evolution of objects. But many application need the database to manipulate uncertain objects and query its future evolution. In this paper we propose a data model not only for the management of past evolutions or movements of spatial objects, but also their near future motion and behavior. The model presented here is a discrete model for 2D free moving point objects. It use grey modeling methods to reduce the randomness of sampling data and can give the holistic measure of objects' movements, thus can provide more exact predictions.

Keywords spatiotemporal database, spatiotemporal data model, grey model, grey prediction

1 引言

现有时空数据库面向时空对象的过去信息,其数据表示模型利用运动对象在各个离散抽样点上的时空信息,采用线性插值等方法计算各抽样时间点之间的运动情况,从而获得对象在当前时间之前各个时刻的空间信息,进行时空分析。然而,时空数据的使用者不仅要对象过去的时空信息进行分析,还需要推测计算时空对象在近期、将来的变化运动情况。例

如,指挥控制系统中往往有查询型如:“返回5min之内将进入我002区域的敌方目标”。对于这样的查询,原有的线性插值模型外推能力差,无法满足要求。而且,大部分场合下,抽样点上的时空数据本身存在不确定性,会进一步加大线性预测的误差。

有关时空数据模型的实现,目前主要有这样两类:静态快照模型^[1-3]和基于线性插值的动态模型^[4,5]。

如图1所示,静态快照模型把各个抽样时间点上的对象空间信息称为快照,认为对象在两个快照间的空间信息是不变的,一旦对象空间信息发生变

基金项目:国家自然科学基金项目(69973032)

收稿日期:2004-04-19;改回日期:2004-07-09

第一作者简介:包磊(1977~),男,讲师,1999年于海军工程大学获指挥自动化专业硕士学位,现为南京航空航天大学博士研究生。主要研究方向为时空数据库、作战仿真系统。E-mail:blnj2000@nuaa.edu.cn

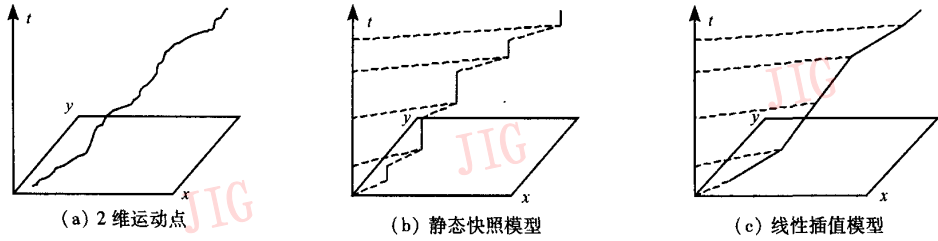


图 1 某 2 维运动点的两类实现模型

Fig. 1 The two types of discrete model for a 2D moving point

化,则必须建立一个新的快照。这样对象整个生命周期中的时空运动关系可以表示为一个二元组序列 $(u_1, t_1), \dots, (u_i, t_i), (u_{i+1}, t_{i+1}), \dots, (u_n, t_n)$, 其中, u_i 为各个离散快照, t_i 为各快照发生的时间, $t_1 < \dots < t_i < t_{i+1} < \dots < t_n$ 。任意给定一个时间点 $t \in [t_i, t_n]$, 只需要找到某个 i , 使得 $t \in [t_i, t_{i+1}]$ 就可以获得对象在 t 时刻的空间信息 $u = u_i$ 。采用这种模型实现了一个时空数据库原型系统 STADBS^[2]。

基于线性插值的动态模型存储各个抽样时间点的空间信息, 然后采用线性插值计算两个快照之间的空间信息变化, 它认为对象在两个快照间的运动关系是不变的, 一旦对象运动关系发生变化, 则必须建立一个新的快照。这样对象整个生命周期中的时空运动关系可以表示为一个三元组序列 $(u_1, t_1, f_1), \dots, (u_i, t_i, f_i), (u_{i+1}, t_{i+1}, f_{i+1}), \dots, (u_n, t_n, f_n)$, 其中, f_i 表示快照 u_i 到 u_{i+1} 之间对象的线性变化函数。任意给定一个时间点 $t \in [t_i, t_n]$, 只需要找到某个 i , 使得 $t \in [t_i, t_{i+1}]$, 就可以获得对象在 t 时刻的空间信息 $u = u_i + f_i(t)$ 。Tossebro 的模糊时空数据类型^[5]和 Wolfson 的 MOST 模型^[4,6]都属于基于线性插值的动态模型。

静态快照模型在实现上比较简单, 易于时空分析算法的实现, 但是它不可避免地存在误差, 因为它认为连续运动的对象在某个时间段内的空间信息是不变的。为了使此模型实用, 必须以足够大的抽样率来把误差限制在一定范围内^[7]。对于基于线性插值的动态模型来说, 以某个线性函数计算快照之间的运动信息可以降低误差, 这种线性函数可以表示为 $f(t) = V * t$ 等形式^[8], 其中, V 为变化参数。这样, 较低的抽样率提供较高的精度, 并能够预测对象在近期、将来的时空变化情况。

然而很多情况下, 尤其是做战指挥系统、城市导航系统和环境监控系统中, 对象信息的缺乏或者系统本身数据存储能力的限制使得系统无法保证有足够

大的抽样率, 甚至在抽样点上获得的对象信息也是不确定的, 而抽样信息的获得往往也是被动的。例如战场上经常被雷达丢失的快速目标, 这些对象已知信息少, 运动关系未知, 并且已知信息本身也含有不确定性。因此利用包含不确定性的抽样信息建立的简单线性函数无法反映对象准确的运动变化情况, 更无法对其将来的时空变化做准确预测, 如图 2 所示。

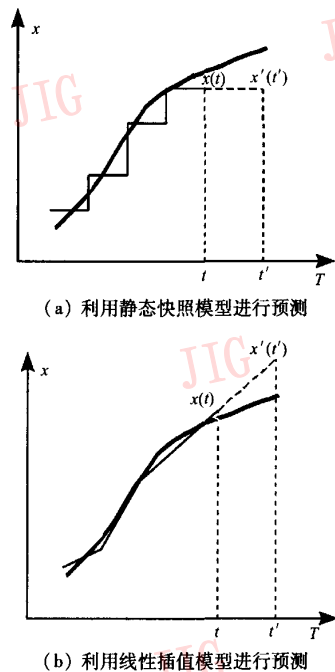


图 2 利用实现模型进行预测

Fig. 2 Use discrete model for near future prediction

针对这些问题, 提出了基于灰建模方法的时空模型, 并进行模拟和讨论。

2 灰建模与灰预测

灰色系统理论是一种研究少数据不确定性的理论, 主要研究少数据不确定性背景下, 数据的处理、

现象的分析、模型的建立和发展趋势的预测。灰色系统理论把系统内部的结构、特征和参数看作是未知的,通过对杂乱的有限外部行为数据进行灰生成(grey generation),把数据的随机性降低,进一步利用灰微分方程来反映数据的差异信息,最终获得对象的灰色模型^[9,10]。灰色系统理论在农业、经济、机械制造业以及地质勘探等领域得到了很好的应用。

灰建模的基本思想如下:

设 x 为已知非负行为变量序列:

$$x^{(0)} = \{x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), x^{(0)}(3), x^{(0)}(4), \dots, x^{(0)}(n)\}, n > 3$$

对 $x^{(0)}$ 进行累加生成操作 (AGO^o)^[9], 得到 $x^{(1)}$:

$$x^{(1)}(k) = \text{AGO}^o x^{(0)} = \sum_{m=1}^k x^{(0)}(m), k=2,3,\dots,n$$

对 $x^{(1)}$ 进行均值操作 (MEAN)^[9] 得到序列 $z^{(1)}$:

$$z^{(1)}(k) = \text{MEAN}^o x^{(1)} = \frac{1}{2} [x^{(1)}(k-1) + x^{(1)}(k)],$$

$$k=2,3,\dots,n$$

针对序列 $x^{(0)}, z^{(1)}$, 建立灰微分方程:

$$x^{(0)}(k) + az^{(1)}(k) = b$$

此方程称为 GM(1,1) 模型, 为 1 阶 1 行单变量模型, 参数 a, b 分别为灰发展系数和灰作用量。方程

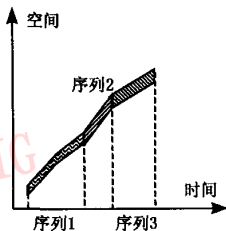
$$\frac{dx}{dt} + ax^{(1)} = b$$

称为 GM(1,1) 模型的白化型。

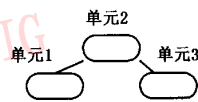
为求得系数 a, b , 可采用最小方差法得到:

$$P = \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix} = [B^T B]^{-1} B^T y_n$$

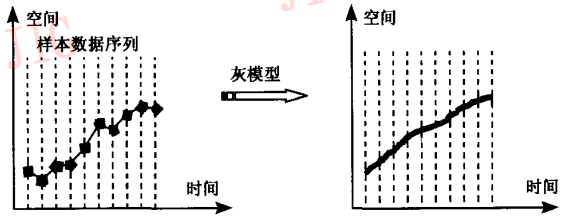
$$B = \begin{bmatrix} -z^{(1)}(2), 1 \\ -z^{(1)}(3), 1 \\ \dots \\ -z^{(1)}(n), 1 \end{bmatrix}$$



(a) 某移动点的离散抽样序列



(b) 各单元按时间以AVL树组织



(c) 利用灰建模型方法建立每个子序列内部的变化函数

$$y_n = [x^{(0)}(2), x^{(0)}(3), \dots, x^{(0)}(n)]^T$$

获得的 GM(1,1) 模型可以用来计算并预测 x 的变化情况。

3 2 维自由运动点对象的灰色时空模型

利用灰建模方法, 建立 2 维自由运动点对象的灰色时空模型。

运动点的离散抽样序列是已知的, 这些抽样数据中一方面包含了对对象的空间信息, 另一方面也含有很多不确定的错误信息。这些数据表示为一个二元组序列 $(u_1, t_1), \dots, (u_i, t_i), (u_{i+1}, t_{i+1}), \dots, (u_n, t_n)$ 。灰模型表示为元组序列 $(u_1, u_2, \dots, u_{p-1}, f_1, T_1), (u_p, u_{p+1}, \dots, u_{2p-1}, f_2, T_2), \dots, (u_{(m-1)p}, u_{(m-1)p+1}, \dots, u_{mp-1}, f_m, T_m), 3 \leq p \leq n, T_i = t_{(i-1)p} + \dots + t_{ip-1}$ 。按阈值 p 将抽样序列进行划分, 得到 m 个子序列, 每个子序列由 p 个抽样数据组成 (这里假设 $n = mp$), 每个子序列内部的对象变化函数 f 通过对子序列内部的 p 个抽样点建立 GM(1,1) 模型得到。任意给定一个时间点 $t \in [T_i, T_{i+1}]$, 只需要找到某个 i , 使得 $t \in [T_i, T_{i+1}]$, 就可以获得对象在 t 时刻的空间信息 $u = u_{(i-1)p} + f_i(t)$ 。

在实现上, 自由运动的 2 维运动点在数据库中 can 以表示为一个类 O , O 包含一些基本属性如 “name”, “size” 等等, 另外还包括时空属性 POSITION。属性 POSITION 包含 POSITION.x, POSITION.y 两个子属性, 分别表示该点的 x 坐标和 y 坐标。POSITION.x 和 POSITION.y 随时间变化而动态改变, 其元组序列中的每个元组将作为一个单元, 按时间组织成 AVL 树。由于对象在 2 维平面上自由运动, 因此 POSITION.x 和 POSITION.y 是独立的, 因此可以分别对其建立独立的 GM(1,1) 模型^[11]。整个建模思路如图 3 所示。

从建模思路可以看出, 灰模型包含的单元数

图 3
Fig. 3

更少,偏向于从一段时间内数据整体变化趋势来计算变化函数,力图降低局部数据的随机性对整体运动趋势预测的影响。

4 实验与分析

实验1 已知某2维运动点在2维平面上做平滑运动,其运动轨迹满足函数关系:

$$\begin{cases} x = 1 + t/6 \\ y = 1 + t/8 \end{cases}, t > 0$$

设在时间区间(0,20)之间,对该点进行10次抽样,简单地以rand随机数代替观测误差,得到各个抽样点上的坐标:

$$\begin{cases} x = 1 + t/6 + 0.4rand(t) \\ y = 1 + t/8 + 0.3rand(t) \end{cases}$$

$t = 1, 3, 5, \dots, 19$,rand函数返回(0,1)之间的一个随机数。

选取1次抽样为例,各个抽样点数据如表1所示。

表1 实验1的1次抽样数据

Table 1 One batch of sampling data of experiment 1

	$t=1$	$t=3$	$t=5$	$t=7$	$t=9$	$t=11$	$t=13$	$t=15$	$t=17$	$t=19$
x	1.2107	1.5897	1.8521	2.4488	2.5613	2.8404	3.2916	3.8478	3.95	4.3618
y	1.22	1.5253	1.9144	2.0625	2.2182	2.4963	2.8143	3.0934	3.3519	3.637

求得该点轨迹如图4所示。

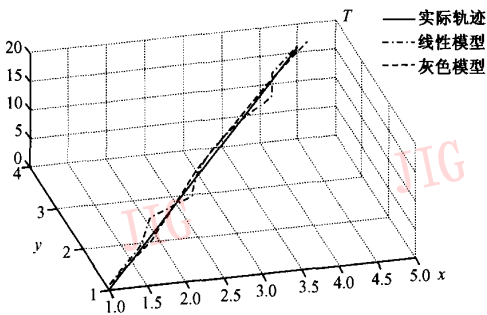


图4 线性运动较低抽样误差对象的灰色模型

Fig.4 Linear movement low sampling error object's grey model

图4中,实线曲线为该点实际运动轨迹,点线曲线为各个抽样点直接连线获得的线性模型,虚线曲线为灰模型。从图中可以看出,与直接连线获得的线性模型相比,灰模型更接近实际运动轨迹,更能反映运动点的整体运动趋势。根据线性模型和灰模型对 $t = 22, 24, 26$ 时刻对象位置进行预测。表2中分别列出了 $t = 22, 24, 26$ 时刻运动点的实际位置和利用最后2个抽样点进行线性外推的预测值以及利用灰色GM(1,1)模型的预测值, μ_r 为预测点到实际点的误差距离。可以看出线性预测模型的误差随时间 t 的增长快速增长,而灰模型的预测误差比较稳定。

表2 实验1各模型预测结果对比

Table 2 Comparisons of prediction results of experiment 1

	$t=22$			$t=24$			$t=26$		
	x	y	μ_r	x	y	μ_r	x	y	μ_r
实际位置	4.6667	3.75	0	5.0000	4.0000	0	5.3333	4.25	0
线性模型预测	4.7736	3.9221	0.2026	5.1854	4.2072	0.2780	5.5972	4.4923	0.3538
灰模型预测	4.5264	3.7053	0.1472	5.0799	4.0942	0.1235	5.4009	4.4238	0.1865

实验2 进一步增加观测误差

$$\begin{cases} x = 1 + t/6 + 0.8rand(t) \\ y = 1 + t/8 + 0.6rand(t) \end{cases}, t = 1, 3, 5, \dots, 19$$

选取1次抽样为例,各个抽样点数据如表3所示。

表3 实验2的1次抽样数据

Table 3 One batch of sampling data of experiment 2

	$t=1$	$t=3$	$t=5$	$t=7$	$t=9$	$t=11$	$t=13$	$t=15$	$t=17$	$t=19$
x	1.7032	2.1302	1.9416	2.438	2.8538	3.1664	3.3709	3.8159	4.0752	4.5371
y	1.2371	1.4848	1.6383	2.2864	2.3253	2.9453	2.9377	2.9354	3.5035	3.4546

该点轨迹如图5所示,可以看出,增加误差后,线性模型的不规则抖动更加显著,而灰模型依然能

较准确表达运动点的整体运动趋势。根据线性模型和灰模型对 $t = 22, 24, 26$ 时刻对象位置进行预测。

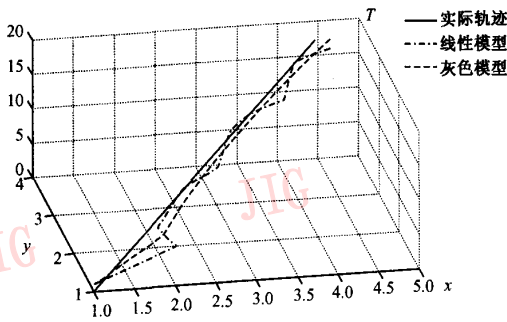


图 5 线性运动较高抽样误差对象的灰色模型
Fig. 5 Linear movement high sampling error object's grey model

结果如表 4 所示。

由于此次抽样得到的 $t = 17, t = 19$, 最后 2 个抽样点误差较大, 导致线性预测效果很不理想, 并且误差 μ_r 随时间 t 的增大显著增加; 而灰模型的预测结果显然要稳定得多。

实验 3 改变该点实际运动轨迹为非线性曲线:

$$\begin{cases} x = 1 + \sqrt{t}/2 \\ y = 1 + \sqrt{t}/3 \end{cases}, t > 0$$

各个抽样点上的坐标为

$$\begin{cases} x = 1 + \sqrt{t}/2 + 0.3rand(t) \\ y = 1 + \sqrt{t}/3 + 0.2rand(t) \end{cases}, t = 1, 5, 9, \dots, 19$$

表 4 实验 2 各模型预测结果对比

Table 4 Comparisons of prediction results of experiment 2

	$t = 22$			$t = 24$			$t = 26$		
	x	y	μ_r	x	y	μ_r	x	y	μ_r
实际位置	4.6667	3.75	0	5.0000	4.0000	0	5.3333	4.25	0
线性模型预测	4.9990	3.4057	0.4785	5.4609	3.3568	0.7913	5.9228	3.3079	1.1113
灰模型预测	4.5799	3.7080	0.0964	5.0741	4.0727	0.1038	5.6216	4.4732	0.3646

选取 1 次抽样为例, 各个抽样点数据如表 5 所示, 得出图形如图 6 所示。

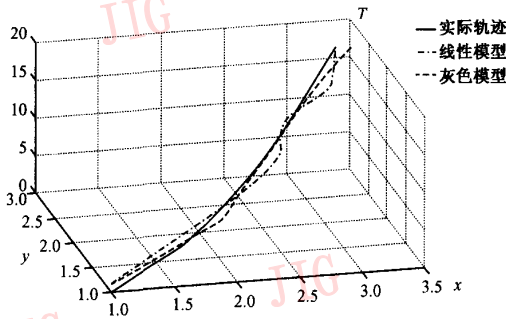


图 6 非线性运动点对象的灰色模型
Fig. 6 Non-linear movement object's grey model

根据线性模型和灰模型对 $t = 22, 24, 26$ 时刻对象位置进行预测, 结果如表 6 所示。

可以看出, 对于一些非线性的运动轨迹, 灰色模型仍然优于线性模型。

灰模型反映了对应的整体运动趋势, 降低了抽样数据的随机性对整体运动趋势预测的影响, 因此在信息受限的情况下, 灰模型能够稳定地保持较小的误差。从实验结果还可以看出, 随着预测范围的不断增加, 当需要预测的时刻 t 不断增加时, 线性模型预测和灰预测的误差都在不断变大, 尽管灰预测的误差增加比较稳定, 但还是更适合在近期、将来的小范围内进行。参考文献 [10] 对灰预测的适用范围进行了相关探讨, 实际上, 利用灰模型进行预测的

表 5 实验 3 的 1 次抽样数据

Table 5 One batch of sampling data of experiment 3

	$t = 1$	$t = 3$	$t = 5$	$t = 7$	$t = 9$	$t = 11$	$t = 13$	$t = 15$	$t = 17$	$t = 19$
x	1.5321	1.9391	2.2559	2.428	2.6883	2.7125	2.811	3.1677	3.1859	3.274
y	1.5017	1.7571	1.8937	1.8983	2.1061	2.2194	2.2701	2.4163	2.3882	2.6326

表 6 实验 3 各模型预测结果对比

Table 6 Comparisons of prediction results of experiment 3

	$t = 22$			$t = 24$			$t = 26$		
	x	y	μ_r	x	y	μ_r	x	y	μ_r
实际位置	3.3452	2.5635	0	3.4495	2.6330	0	3.5495	2.6997	0
线性模型预测	3.2621	2.8770	0.3243	3.2802	3.1214	0.5169	3.2983	3.3658	0.7119
灰模型预测	3.3960	2.6082	0.0677	3.6003	2.7342	0.1816	3.8168	2.8663	0.3150

最佳范围是从当前时间到按抽样时间间隔的下一个时间点,即区间 $(t', t' + l)$,其中, t' 是当前时间, l 为抽样间隔。

5 结论

灰建模方法善于利用少量的信息建立系统模型并用于预测。本文提出了利用 $GM(1,1)$ 模型建立 2 维平面上的自由运动点对象的时空数据模型的新思路。该模型可以充分利用已知数据,发现数据本身蕴涵的内在信息,对时空对象的变化趋势进行预测。Tossebro 的模糊时空数据模型对每两个离散抽样快照之间的变化情况进行内推计算,没有外推预测能力。Wolfson 的 MOST 模型要求事先拥有对象的确切运动信息,并在对象运动关系发生变化的每个时刻对数据库进行更新,从而利用确切已知的运动关系函数进行预测。与 MOST 模型相比,此模型放宽对已知信息的要求,可利用被动获得的包含不确定性的抽样数据以较高的精度预测对象变化趋势。与 Tossebro 的模糊时空数据模型相比,该模型利用多个抽样生成一段时间上的整体变化函数,包含的单元数更少,生成的搜索树包含更少的节点数,搜索更快。

然而还有以下几个方面需要研究:

(1) 灰建模方法的扩充,本文中使用的 $GM(1,1)$ 模型要求抽样数据按时间等间隔分布,当对象抽样数据不是按时间等间隔分布的,需要对灰建模方法进行修改;

(2) 复杂几何对象的灰建模,包括运动区域对象的灰色时空模型,目前正在研究运动区域对象的灰色时空数据模型,不仅对其位置信息进行预测计算,还要预测区域对象形状的变化趋势。

参考文献 (Reference)

- 1 Qin Xiao-lin. The basis for moving objects data type and its operations[J]. Computer Science, 2000, 27(1): 63 ~ 67. [秦小麟. 移动空间数据类型和操作的初步研究[J]. 计算机科学, 2000, 27(1): 63 ~ 67.]
- 2 Zou Young-juan, Qin Xiao-lin. The algorithms and query language for the spatiotemporal analysis database system STADBS [D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2002. [邹永娟, 秦小麟. 时空分析数据库 STADBS 的分析操作算法及查询语言[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2000.]
- 3 Erwig M, Guting R H, Schneider M, et al. Abstract and discrete modeling of spatiotemporal data types[A]. In: Proceedings of the 6th ACM Symp. on Geographic Information Systems (ACM GIS)[C], Washington, DC, 1998: 131 ~ 136.
- 4 Wolfson O, Sistla A P, Chamberlain S. Updating and querying databases that track mobile units [J]. Distributed and Parallel Databases, 1999, 7(3): 257 ~ 387.
- 5 Tossebro E, Guting R H. Creating representations for continuously moving regions from observations [A]. In: Proceedings of the 7th International Symposium on Spatial and Temporal Databases (SSTD2001)[C], Redondo CA, USA, 2001: 321 ~ 344.
- 6 Vazirgiannis M, Wolfson O. A spatiotemporal model and language for moving objects on road networks [A]. In: Proceedings of the 7th International Symposium on Spatial and Temporal Databases (SSTD 2001)[C], Redondo CA, USA, 2001: 223 ~ 231.
- 7 Pfoser D, Tryfona N. Capturing fuzziness and uncertainty of spatiotemporal objects [A]. In: Proceedings of the Fifth East-European Conference on Advances in Databases and Information Systems[C], Vilnius, Lithuania, 2001: 25 ~ 28.
- 8 Guting R H, Bohlen M F, Erwig E. A Foundation for Representing and Querying Moving Objects [J]. ACM Transactions on Database Systems, 2000, 25(1): 1 ~ 42.
- 9 Deng Ju-long. Foundation of Grey Theory [M]. Wuhan: Press of Huazhong Science and Technology University, 2002: 246 ~ 267. [邓聚龙. 灰理论基础 [M]. 武汉: 华中科技大学出版社, 2002: 246 ~ 267.]
- 10 Liu Si-feng, Dang Yao-guo. Grey System Theory and its Applications [M]. Beijing: Science Press, 1999: 120 ~ 134. [刘思峰, 党耀国. 灰色系统理论及其应用 [M]. 北京: 科学出版社, 1999: 120 ~ 134.]
- 11 Bao Lei, Qin Xiao-lin. The overview of grey spatiotemporal data types [A]. In: Proceedings of the 2nd Asian Workshop on Foundations of Software [C], Nanjing, China, 2003: 53 ~ 57.