

基于马尔可夫链的轨迹预测

彭 曲^{1,2} 丁治明² 郭黎敏^{1,2}

(中国科学院软件研究所 北京 100190)¹ (中国科学院研究生院 北京 100049)²

摘 要 为了支持在城市交通网络上,对移动对象的位置进行有效的预测,提出了一种基于马尔可夫链的移动对象轨迹预测方法。该方法根据城市交通网络的特征,依靠统计并有效利用历史轨迹进行预测。最后讨论了数据结构和算法的一些优化,并分析了算法复杂度。实验证明加权马尔可夫链的轨迹预测给出了令人满意的结果。

关键词 移动对象,交通网络,轨迹预测,马尔可夫链

Prediction of Trajectory Based on Markov Chains

PENG Qu^{1,2} DING Zhi-ming² GUO Li-min^{1,2}

(Institute of Software, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)¹

(Graduate University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)²

Abstract In this paper, a prediction based on markov chains was proposed, which supports Moving Objects trajectory prediction on traffic networks. This method is based on characters of traffic networks, depends on statistics, and effectively uses historical trajectories. Finally this paper discussed about some optimizations on data structure and algorithm, and analysed the time and space complexity. Experimental studies indicate that the prediction based on markov chains gives us a satisfying result.

Keywords Moving objects, Traffic networks, Trajectory prediction, Markov chains

1 前言

随着 3G 时代的到来, GPS 设备陆续地被装备到一般的车辆上, 一些手持设备如 PDA, Pocket PC 也都开始装备 GPS。可以预见, 在不久的将来, GPS 将会得到大规模的普遍使用。如何更好地把 GPS 用于智能交通管理和交通检测已经成为当前关注的焦点。

然而移动对象的位置信息总是有间隔地发送, 可是移动对象的位置属性却具有连续变化的特性^[1,2]。这样在一小段时间内将会丢失移动对象的位置。现有算法^[3,4]中, 大多是基于对速率的预测, 首先根据车辆是否密集, 如果车辆密集, 每辆车不可能按自己可能的速率行驶, 预测速率则根据车辆间的相互制约来预测, 可认为所有车辆的速率大致相同; 如果不是在车辆密集区则根据车辆的历史速率和当前速率预测, 或直接使用近 K 次速率的平均速率。这些算法虽然基本解决了速率的问题, 但是在预测车辆位置的时候, 则有些问题: 尽管车辆报告位置可以尽量频繁, 但是仍然不可避免车辆在两次报告位置之间转到另一条道路上, 这样基于速率的预测就只能得到车辆的一个可能区域范围。如图 1 所示, 如果一车辆最近一次报告的位置在 A 点, 那么过一段时间, 车辆可能行驶到 B 点, 也可能行驶到 C 点。所以寻求一个有效的方法对车辆的轨迹进行预测是有必要的。

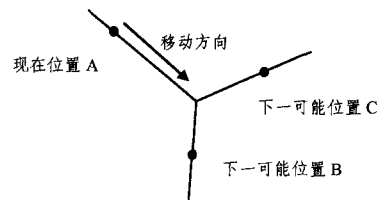


图 1 车辆转弯情况

移动对象轨迹预测是移动数据管理的重要研究分支。随着各种基于位置的信息服务越来越受到国内外研究学者的关注^[12], 轨迹预测技术是其中最关注的热点问题之一。轨迹预测技术具有高度的研究价值和广泛的应用领域, 例如: 若预测到车辆要经过的下一道路处于拥堵状态, 则将道路拥堵的信息发送给司机, 这样司机就能改变路线, 避免堵车。

一般来说, 移动对象轨迹预测方法主要分为基于欧式空间的轨迹预测和基于路网受限的轨迹预测。

基于欧式空间的预测方法可以分为基于模式的预测和基于向量的预测。基于模式预测^[5]的基本思想是通过频繁模式挖掘找出轨迹模式^[6], 再根据轨迹模式进行轨迹预测。基于向量的预测方法有线性模型和非线性模型两类。线性模型预测^[4]主要是假设移动对象从前一时刻到当前时刻的运动为匀速直线运动, 根据移动对象前一时刻的位置和速度预测当前时刻移动对象的位置。而非线性模型预测^[7,8]的主要思想是

到稿日期: 2009-09-16 返修日期: 2010-01-02 本文受国家自然科学基金项目(60970030), 教育部留学回国人员科研启动基金项目(外教司留[2006]331)资助。

彭 曲(1986—), 男, 硕士生, 主要研究方向为数据库与知识库系统、移动计算, E-mail: pengqu07@iscas.ac.cn; 丁治明(1966—), 男, 博士, 研究员, 主要研究方向为数据库与知识库系统、移动计算、信息检索; 郭黎敏(1984—), 女, 博士生, 主要研究方向为数据库与知识库系统、移动计算。

通过数学公式模拟移动对象的运动轨迹。

基于欧式空间的预测方法存在一定的局限性,因为大多数移动对象都是在路网上运动,其运动方向和速度都会受到路网条件的限制。因此,国内外在路网受限轨迹预测这一领域也进行了相关的研究。文献[9]提出了在给定起始位置和终止位置的情况下预测移动对象轨迹的方法。文献[10,11]是通过移动对象的位置更新策略来预测移动对象将来的位置,但是这种方法只能预测到移动对象运动到下一个交叉路口之前的情况,一旦遇到交叉路口就无法预测会选择哪条路径。文献[12]的基本思想是结合统计和图论对 T 时刻后的位置进行预测,但是这种方法没有考虑本次轨迹的历史信息。所有这些工作为我们的研究提供了基础,但都有一些不足。因此,本文将提出一种充分考虑路网特征、历史轨迹和移动对象此次轨迹历史信息的预测方法。

本文第2节介绍马尔可夫链^[13-15]的相关概念和定义;第3节阐述轨迹预测的思路和步骤并对时空复杂度及优化进行了简要的分析和讨论;第4节给出实验结果;最后总结全文。

2 马尔可夫链

2.1 马尔可夫过程及马尔可夫链

定义1 设随机序列 $\{X(n), n=0,1,2,\dots\}$ 的离散状态空间为 E ,若对于任意 m 个非负整数 $n_1, n_2, \dots, n_m (0 \leq n_1 < n_2 < \dots < n_m)$ 和任意自然数 k , 以及任意 $i_1, i_2, \dots, i_m, j \in E$ 满足

$$P\{X(n_m+k)=j | X(n_1)=i_1, X(n_2)=i_2, \dots, X(n_m)=i_m\} \\ = P\{X(n_m+k)=j | X(n_m)=i_m\} \quad (1)$$

则称 $X(n), n=0,1,2,\dots$ 为马尔可夫链。

在式(1)中,如果 n_m 表示现在时刻, n_1, n_2, \dots, n_{m-1} 表示过去时刻, n_m+k 表示将来时刻,那么此式表明过程在将来 n_m+k 时刻处于状态 j 仅依赖于现在 n_m 时刻的状态 i_m ,而与过去 $m-1$ 个时刻 n_1, n_2, \dots, n_{m-1} 所处的状态无关,该特性称为马尔可夫性或无后效性。式(1)给出了无后效性的表达式。

2.2 齐次马尔可夫链和 k 步转移概率

$P\{X(n_m+k)=j | X(n_m)=i_m\}, k \geq 1$ 称之为马尔可夫链在 n 时刻的 k 步转移概率,记为 $P_{ij}(n, n+k)$ 。转移概率表示已知 n 时刻处于状态 i ,经 k 个单位时间后处于状态 j 的概率。若转移概率 $P_{ij}(n, n+k)$ 是不依赖于 n 的马尔可夫链,则称为齐次马尔可夫链。这种状态只与转移出发状态 i 、转移步数 k 及转移到状态 j 有关,而与 n 无关。此时, k 步转移概率可记为 $P_{ij}(k)$,即

$$P_{ij}(k) = P_{ij}(n, n+k) = P\{X(n+k)=j | X(n)=i\}, k > 0 \quad (2)$$

式中, $0 \leq P_{ij}(k) \leq 1, \sum_{j \in E} P_{ij}(k) = 1$ 。

2.3 多步转移概率的确定

当 $k=1$ 时, $P_{ij}(1)$ 称为一步转移概率,简记为 P_{ij} 。所有一步转移概率 P_{ij} 组成的矩阵 $P(1)$ 称为它在时刻 m 的一步转移矩阵 $(i, j \in E)$ 。通常可简写 $P(1)$ 为 P 。所有 n 步转移概率为 $P_{ij}(n)$ 。组成的矩阵 $P(n)$ 称为马尔可夫链的 n 步转移概率矩阵。利用 C-K 方程^[14]可得递推关系

$$P(n) = PP(n-1) = P(n-1)P \quad (3)$$

从而

$$P(n) = P^n \quad (4)$$

3 轨迹预测的思路和步骤

3.1 数据采集和预处理

车辆的实时信息是通过 GPS 采集的。GPS 是一种基于卫星的定位技术,它允许用户在不被建筑物或其它障碍阻挡的地球表面的任何地点进行定位。GPS 不仅可以提供位置数据,还具有输出时间和速度数据的能力。它可以连续地提供动态目标的三维位置、速度以及时间信息。

然而从 GPS 获得的是 WGS-84 大地坐标系的坐标,如果直接对它进行高斯变换,会带来近 60m 的误差,为了减少误差,先将其转换成我国的国家坐标,即北京 54 或西安 80 坐标。变换后的坐标仍是空间坐标系的坐标,在实际使用中通常使用平面坐标系,因此有必要将空间坐标进行高斯投影,转换成平面坐标。平面坐标要确定在哪条路上需要与路网信息匹配,找到车辆所在的路径,也就是找到车辆所在的路段。这样就能确定车辆在路上的位置和方向。

上述流程如图 2 所示。

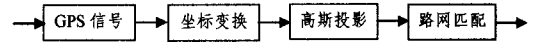


图2 数据采集流程图

3.2 有向图模型的建立

基于马尔可夫链的预测主要是依靠转移概率矩阵评估状态直接转换的可能性。而车辆可以在城市交通网络中的任何路径的任何位置,这个值并不是离散的,不过我们的目的是对车辆在交叉路口的道路选择进行预测,所以真正对我们有用的信息只有车辆所在的道路和车辆的方向。

预测是在交叉路口进行,所以不妨以每个交叉路口作为点来建图,这样城市交通网络就可以看作有向图,因为有些道路是双向而有些道路是单向的。为了便于处理,可以把一条双向道路分成两条有向边。如图 3 所示,如果道路 AO 是双向道路,则把它分解为两条有向道路,即 AO 和 OA。

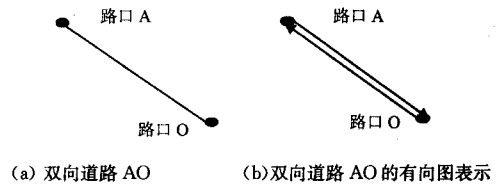


图3 双向道路的有向表示

有向图建立后,就有必要根据车辆所在的道路和车辆的方向这两个信息来确定一个在有向图上的简单表示。不难发现,因为有向图本身就包括道路的方向,所以可以直接用车辆所在的道路进行表示,如图 4 所示,车辆在 AO 上。所以用 AO 进行表示是准确的,但是注意到我们的目的是对车辆交叉路口的道路选择进行预测,所以最好的方式是把交叉路口作为状态。这样车辆信息就直接用 O 表示。读者可能已经注意到有向道路对目标路口是个多对一问题,例如图中的 AO, BO 的车辆都将用 O 表示,但是这样的一种表示是可行的,也是最简的。很明显,我们要做的道路预测实质也是路口预测,即转弯后向哪一路口行驶。图中车辆在 AO 道路上行驶,如果下一时刻将走过 O 路口,则车辆可能走到 OC 道路上,也可能走到 OB 道路上,也可能折回 OA 道路,可表示成 $O \rightarrow C$, $O \rightarrow B$ 或 $O \rightarrow A$,同理对于在 BO 道路上的车辆表示成 O 也是可行的。这样道路转向的选择问题就转换成一个有向图

中点到点的问题。

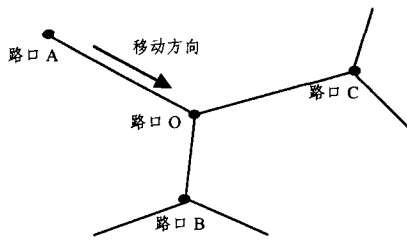


图4 车辆转向选择

3.3 k步转移概率矩阵和预测

3.3.1 k步转移概率矩阵的建立

前面已经把道路选择问题成功地转换成路口到路口的点对点问题。而点就对应马尔可夫链接中的状态。设总共有 n 个路口,则转移概率矩阵为一个 $n \times n$ 矩阵。一步概率矩阵 P 中第 i 行第 j 列元素用 p_{ij} 表示路口 i 转到路口 j 的概率 ($1 \leq i, j \leq n$)。很明显 p_{ij} 可以通过统计来得到。

在已有的大量的真实数据中统计路口 i 转到路口 j 的次数,用 N_{ij} 表示。则

$$p_{ij} = \frac{N_{ij}}{\sum_{j=1}^n N_{ij}} \quad (1 \leq i, j \leq n) \quad (5)$$

这样就得到了一步转移概率矩阵,根据式(4)可以得到任意的 k 步转移概率矩阵。

$$P(k) = P^k \quad (6)$$

3.3.2 预测的基本原理和方法

车辆在交叉路口的道路选择预测从根本来说是根据此次轨迹的历史信息和历史轨迹的统计数据共同决定的。显然距离现在越近的历史状态对下一路口的决策影响越大,而过于早的历史状态是可以忽略的。这样我们可以根据经验,保留 k 步的历史轨迹。而 k 步以外的轨迹由于对下一路口的决策影响太小,可以忽略不计。这样便可基于马尔可夫链,并通过加权的方式来得到一个对下一可能的每个路口的预测值。

$$X(t) = a_1 S(t-1)P + a_2 S(t-2)P^2 + \dots + a_k S(t-k)P^k \quad (7)$$

式中, t 为下一个路口的时刻, $t-1$ 为下一路口的前一个路口的时刻,其他的依此类推。 $X(t)$ 为加权公式预测到的下一路口的可能性,是一个 $1 \times n$ 矩阵,里面的每个元素表示对应路口作为下一路口的可能性的预测值。而 $S(i)$, $t-k \leq i \leq t-1$ 表示下一个路口的前 i 个路口的状态,也是一个 $1 \times n$ 矩阵,第 1 行第 i 列值为 1,其余为 0。注意可能性值的大小是相对值,不必遵从累和为 1。 a_1, a_2, \dots, a_k 为权值,分别表示前 1, 2, \dots, k 个路口对下一路口决策的影响度,这也是一个经验值,根据我们的假设有 $a_1 \geq a_2 \geq \dots \geq a_k$ 。有了 $X(t)$,我们还得进行一个过滤,在有向图中把所有没能与现在路口直接相连的路口对应 $X(t)$ 中的元素置 0。这样,我们只需要选出 $X(t)$ 中最大的元素,并把最大元素位置对应的路口作为预测的下一路口即可。

3.3.3 主要算法描述及分析

算法 1 1至k步概率矩阵的获取

输入:

$N = \{N_{ij}\}_{n \times n}$; //次数转移矩阵

输出:

$M = \{M_{ijk}\}_{K \times n \times n}$; //1至k步转移矩阵

//根据统计获得一步转移概率矩阵 P

FOREACH $N_i \in N$

//cumulate 为累加过程

sum=cumulate $N_{ij} \in N_i$

FOREACH $N_{ij} \in N_i$

$P_{ij} = N_{ij}/sum$;

$M_1 = P$;

//根据式(3)得到 1 至 k 步转移概率矩阵

FOR $i=2$ to k DO

// matrixMul 为矩阵相乘过程

$M_i = matrixMul(M_{i-1}, P)$;

ENDFOR

RETURN M ;

用简单的统计就可以由矩阵 N 得到矩阵 P ,这个过程需要 $2 \times n \times n$ 次操作,复杂度为 $O(n \times n)$ 。由 1 步转移概率矩阵求得 2 至 k 步概率转移矩阵不需要直接用式(6),只要按式(3)递推求得 k 步概率转移矩阵,这样 1 至 k 步转移概率矩阵也求出来,并已保存好了。

每次矩阵乘法复杂度均为 $O(n \times n \times n)$,用矩形乘法来计算从 1 步到 k 步的概率转移矩阵,需要进行 $k-1$ 次矩阵乘法,所以求得 1 至 k 步的概率矩阵的复杂度为 $O(K \times n \times n \times n)$ 。

算法 2 求出可能性的预测值并做出预测

输入:

$G = \{G_{ij}\}_{n \times n}$; //交通网络有向图

$M = \{M_{ijk}\}_{K \times n \times n}$; //1 至 k 步转移矩阵

$S = \{S_i\}_{1 \times k}$; //前 1 至前 k 时刻所在路口 S

now //现在所在路口

$X = \{X_i\}_{1 \times n}$; //对每个路口估计数组 X

$A = \{A_i\}_{1 \times K}$; //权值数组

n //总路口数

输出:

Result //下一步可能性最大路口

//将 X 清零并计算估计值

setZero(X);

FOR $i=1$ to k DO

// matrixMul 为矩阵相乘过程

Tepmatrix=matrixMul(S_i, M_i);

// matrixAdd 为矩阵相加过程

$X = matrixAdd(X, Tepmatrix)$;

ENDFOR

//通过 G 的信息过滤掉一些不可达路口

FOR $i=1$ to n DO

IF now, $i \notin G$ THEN

$X_i = 0$;

ENDIF

ENDFOR

//选择 X_i 最大时的路口 i

result=selectMax($X_1, X_2, X_3, \dots, X_n$);

RETURN result;

求得每个预测值需要 $k-1$ 次矩阵的加法和乘法,由于 S_i 是一维的,因此这个过程的时间复杂度为 $O(k \times n \times n + k \times n)$ 。过滤过程需要 n 次判断,复杂度为 $O(n)$,最后结果的筛选复杂度为 $O(n)$,所以预测算法的总复杂度为 $O(k \times n \times n)$ 。

两个算法总的复杂度为 $O(k \times n \times n \times n + k \times n \times n)$ 。考虑到 k 步转移矩阵可以预处理,并用于多次预测,则复杂度可降为 $O(k \times n \times n)$ 。

根据以上分析,可以看出求 1 至 k 步概率转移矩阵可以与预测的过程完全独立,完全可以预处理。这个三维矩阵的空间复杂度为 $O(k \times n \times n)$,是所有步骤中占空间最大的,也是整个算法的空间复杂度。

4 实验分析

为了测试上述算法的性能和预测的准确性,我们进行了实验。硬件环境为: Intel Pentium Dual CPU E2200 2.2GHz, 内存为 2GB。软件环境为: Microsoft Windows XP SP3, Dev-C++ 4.9.9.2。

鉴于现有研究中,没有针对道路转弯预测的方法,因此本文没有比较实验。实验中,分别在路口数 30~300 的情况下,对 100000 条历史轨迹进行统计,并通过计算得到 1 至 k 步转移概率矩阵,之后将其保存。这个过程实际是一个预处理过程。之后对 10000 条轨迹的第 k 个路口进行预测。表 1 给出整个实验的主要参数,表 2 给出预测的效果,图 5 给出平均预测时间,图 6 给出平均预测时间和预处理 1 至 k 步转移概率矩阵的时间对比。

表 1 实验中主要参数

参数	值	含义
n	30~300	路口总数
k	3	根据 k 步历史轨迹预测
$a_{1 \dots k}$	{4, 1, 0.25}	权值数组

表 2 预测效果

n	预测准确率
30	43.10%
50	40.31%
100	44.96%
150	39.36%
200	42.13%
250	41.94%
300	44.51%

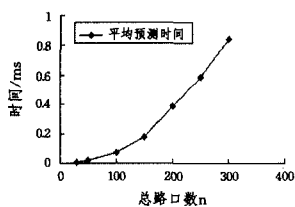


图 5 平均预测时间

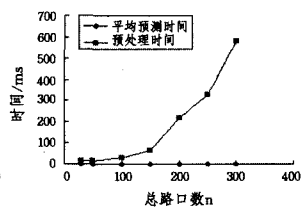


图 6 平均预测时间和预处理时间对比图

通过上述实验结果可以看出:

(1) 基于马尔可夫链的预测有显著的效果。通常一个十字路口处任一方向的转移概率为 0.25,而基于马尔可夫链的预测准确率达到 40% 左右。可见基于马尔可夫链的预测极大地提高了预测的准确率。但是准确率的提高必然是有限的。因为每条道路的存在是因为本来存在的交通需求,所以一个路口如果可以转到另一路口,那么这本来就是有一定的交通需求的。然而我们所得的信息必然是不完全的,信息的预处理、提取、处理、整合到最终表示出来的预测结果也会因为预测方法的不同而对不同的信息有不同的偏重。基于马尔

可夫链的预测方法偏重的是历史轨迹和此次轨迹的历史信息,这个方法很好地利用了这两个信息,因而大大提高了预测的准确率。但是仍然有特定车辆行为模式和当前交通拥堵状况等因素影响车辆在交叉路口的转弯行为。不过 40% 的准确率已经可以胜任一些 LBSs,如本文开篇提及的拥堵提示服务。

(2) 基于马尔可夫链的预测方法的平均预测时间是很短的。当 n 达到 300 时,平均预测时间超不过 1ms。这样即便有大量的预测需要执行,执行时间仍很短。这样的效率在实际应用中是可行的。另外,当城市路口达到成千上万的时候,即 n 值很大时,由于从一个路口可能到达的下一路口的数目是有限的,因此 k 步内能到达的路口数也必然是有限的。我们实际需要用的路口数目就是 k 步内能到达的路口数目。假设 k 取 3,每个交叉路口都为十字路口, k 步内最多可以到达的路口数为 $1+4+4 \times 3+4 \times 3^2$,共 53 个路口。那么显然,实际的城市中 k 步可达的路口数也不会高达 300。所以,在城市路口过多的时候,我们需要先提取 k 步内能到达的路口来构造矩阵。

(3) 进行预处理优化的效果是明显的。当 n 达 300 时,预处理的时间已经达到了 578ms。实际上,预处理时间就是计算 1 至 k 步转移概率矩阵的时间,如果我们不采用预处理的方式,那么对于大量的预测将耗费很长的时间。而且从预处理的时间随 n 的变化趋势可看出, n 变大的时候预处理时间将大幅增长,所以预处理的优化是必要的。同样在城市路口成千上万的情况下,也可以先预处理再提取 k 步可达的所有路口的信息。从图 6 可看出,如果 k 步可达的路口总数超过了 150,那么预处理的效果会很明显。

结束语 本文提出了一种支持城市交通网络的移动对象道路转向预测方法,并详细地阐述了预测的步骤和方法,且提供了算法和复杂度分析,最后通过实验证明了通过该方法得到的预测结果是令人满意的。这个方法为有效利用历史轨迹的移动对象转向预测提供了一种新的思路。把它和现有移动对象速度预测方法相结合,可以更好地提供移动对象的位置相关查询服务。

移动对象的道路转向预测仍需要进一步研究,如 k 值的选取、对应不同步的权值的确定方法、考虑不同移动对象的不同移动模式等。

参考文献

- [1] Wolfson O, Xu Bo, Chamberlain S, et al. Moving object databases Issues and solutions[C]// The 10th Int'l Conf. on Science and Statistical Database Management. Capri, Italy, 1998
- [2] Wolfson O, Chamberlain S, Dao S, et al. Location management in moving objects databases[C]// The Second Int'l Workshop on Satel2 lite2Based Information Services (WOSBIS' 97). Budapest, Hungary, 1997
- [3] Chon H, Agrawal D, Abbadi A E. Storage and Retrieval of Moving Objects[C]// Proc. of the Intl. Conf. on Mobile Data Management. 2001
- [4] Saltenis S, Jensen C S, Leutenegger S T, et al. Indexing the Positions of Continuously Moving Objects[C]// Proc. of the 2000 ACM SIGMOD Intl. Conf. on Management of Data. 2000; 331-342

- [5] Jeung H, Liu Q, Shen H T, et al. A hybrid prediction model for moving objects[C]//Proc. of the 24th Int'l Conf. on Data Engineering. USA: IEEE, 2008; 70-79
- [6] Mamoulis N, Cao H, Kollis G, et al. Mining, Indexing, and Querying Historical Spatiotemporal Data[C]// Proc. of the 10th ACM SIGKDD Int'l Conf. on Knowledge Discovery and Data Mining. New York: ACM, 2004; 236-245
- [7] Tao Y, Faloutsos C, Papadias D, et al. Prediction and indexing of moving objects with unknown motion patterns[C]//Proc. of the 2004 ACM SIGMOD Int'l Conf. on Management of Data. New York: ACM, 2004; 611-622
- [8] Aggarwal C C, Agrawal D. On nearest neighbor indexing of non-linear trajectories[C]// Proc. of the 22th ACM SIGMOD-SIGACT-SIGART Symp. on Principles of Database Systems. New York: ACM, 2003; 252-259
- [9] 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 11th Int'l Conf. on Knowledge-Based Intelligent Information and Engineering Systems. Berlin: Springer-Verlag, 2007; 379-389
- [10] Ding Zhiming, Guting R H. Managing moving objects on dynamic transportation networks[C]//Proc. of the 16th Int'l Conf. on Scientific and Statistical Database Management. Washington: IEEE Computer Society, 2004; 287-296
- [11] Ding Zhiming, Zhou X. Location Update Strategies for Network-Constrained Moving Objects[C]//Proc. of the 13th Int'l Conf. on Database Systems for Advanced Applications. Berlin: Springer-Verlag, 2008; 644-652
- [12] Karimi H A, Liu X. A predictive location model for location-based services[C]//Proc. of the 11th ACM Int'l Symp. on Advances in Geographic Information Systems. New York: ACM, 2003; 126-133
- [13] Markov A A. Extension of the limit theorems of probability theory to a sum of variables connected in a chain[Z]. reprinted in Appendix B of: R. Howard. Dynamic Probabilistic Systems, volume 1; Markov Chains. John Wiley and Sons, 1971
- [14] 汪荣鑫. 随机过程[M]. 西安:西安交通大学出版社, 2006
- [15] Doob J L. Stochastic Processes[M]. New York: John Wiley and Sons, 1953

(上接第 185 页)

系统建模仿真方法的结合并非组合,而是建模规范和仿真策略的紧密结合,即以影响图为主导,结合离散事件系统建模仿真的特性,构建面向领域问题分析的建模方法。一般来说,采用一种针对特定领域、特点系统类型的建模方法比通用方法更能抓住问题的本质^[19]。

这种 DSIDs 的建模方式尽管还不如经典影响图直观(如以较为“复杂”的形式描述排队系统),而需要建模者了解过程发展和可能发生的事件细节,但是,它以图形化的建模方式,在 TSIDs 基础上进行了图形语法和语义的扩展,较完整地保持了典型分析建模(TSIDs)的现有特性;可以动态地生成随机变量,也可对动态的影响关系进行随机形式的处理,丰富了影响图的描述能力;统一了其中的时间概念,可以描述时序关系和队列,清楚而明确地反映各影响因素和离散事件的发生时间之间的相互关系,更利于深入分析与探索复杂决策问题。

参 考 文 献

- [1] Howard R A, Matheson J E. The Principles and Applications of Decision Analysis [J]. Strategic Decisions Group, Menlo Park, CA, 1984, II: 720-762
- [2] Shachter R D. Evaluating Influence Diagrams [J]. Operations Research, 1986, 34: 871-882
- [3] 詹原瑞,等. 影响图理论与应用[M]. 天津:天津大学出版社, 1995
- [4] 姚宏亮,等. 一种基于结构分解的影响图模型选择算法[J]. 计算机科学, 2007, 34(1): 133-139
- [5] López-Díaz M, Rodríguez-Muniz L J. Influence Diagrams with Super Value Nodes Involving Imprecise Information [J]. European Journal of Operational Research (S0377-2217), 2007, 179: 203-219
- [6] Diehl M, Haines Y Y. Influence Diagrams with Multiple Objectives and Tradeoff Analysis [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part A: Systems and Humans (S1083-4427), 2004, 34(3): 293-304
- [7] Tatman J A, Shachter R D. Dynamic Programming and Influence Diagrams [J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 1990, 20(2): 365-379
- [8] Shachter R D, Ndilikilikisha P P. Using Potential Influence Diagrams for Probabilistic Inference and Decision Making [C]// Proceedings of the 9th Conference on Uncertainty and Artificial Intelligence. 1993; 383-390
- [9] Ndilikilikisha P P. Potential Influence Diagrams [J]. International Journal of Approximate Reasoning, 1994, 11: 251-285
- [10] Charnes J, Shenoy P P. Multi-stage Monte Carlo Method for Solving Influence Diagrams Using Local Computation [J]. Management Science, 2004, 50(3): 405-418
- [11] Cano A, Gómez M, Moral S. A Forward-backward Monte Carlo Method for Solving Influence Diagrams [J]. International Journal of Approximate Reasoning, 2006, 42: 119-135
- [12] Analytica User Guide[R]. Lumina Decision Systems, Inc
- [13] Morgan M G, Henrion M. Chapter 10 of Uncertainty: A Guide to Dealing with Uncertainty in Quantitative Risk and Policy Analysis [M]. New York: Cambridge University Press, 1990
- [14] Davis P K. Lessons from Defense Planning and Analysis for Thinking About Systems of Systems[R]. Prepared for the Symposium on Complex System Engineering. Santa Monica, Calif: RAND Corporation, 2007
- [15] Davis P K, Henninger A. Analysis, Analysis Practices, and Implications for Modeling and Simulation[R]. Santa Monica, Calif: RAND Corporation, 2007; 5-6
- [16] 王维平,等. 离散事件系统建模与仿真[M]. 长沙:国防科技大学出版社, 2006
- [17] Buss A H, et al. Modeling with Event Graphs [C]//Proceedings of the 1996 Winter Simulation Conference. 1996
- [18] Fishwick P A. Simulation Model Design and Execution [M]. Prentice-Hall Inc, 1995
- [19] 王维平,等. 柔性仿真原理与应用[M]. 长沙:国防科技大学出版社, 2003