

基于 IRWQS 与模糊特征的位置预测算法

陈 波 张云贺 邱少明 王运明

(大连大学信息工程学院 辽宁 大连 116622)

摘 要 针对现有二维位置预测算法难以反映地势因素给预测准确度带来的影响,提出一种基于 IRWQS(Incremental Repetition Weighing Queue Strategy)与模糊特征相结合的位置预测方法。首先,将从北斗卫星导航系统获取的三维位置坐标信息进行提取转换后存入数据库,再利用数据库的链式操作进行在线增量式重复加权队列扫描运算;其次,通过模糊特征匹配算法获取最优的位置坐标,并得出较为准确的下一运动位置坐标点以及运动趋势。实验结果表明,相比 MMTS 算法和 UCMBS 算法,所提算法的预测准确率分别平均提高约 9% 和 25%。

关键词 IRWQS,模糊特征,三维位置坐标信息,位置预测

中图分类号 TP393.0 文献标识码 A

Position Prediction Algorithm Based on IRWQS and Fuzzy Features

CHEN Bo ZHANG Yun-he QIU Shao-ming WANG Yun-ming

(School of Information Engineering, Dalian University, Dalian, Liaoning 116622, China)

Abstract In view of the fact that the existing two-dimensional position prediction algorithm is difficult to reflect the influence of terrain factors on prediction accuracy, this paper proposed a position prediction algorithm based on IRWQS (Incremental Repetition Weighing Queue Strategy) and fuzzy feature. Firstly, the three-dimensional position coordinate information obtained from the Plough satellite navigation system is extracted and converted into a database, and then the online incremental weighting queue scan operation is performed by using the chained operation of the database. Secondly, the optimal position coordinates are obtained through the fuzzy feature matching algorithm to get the coordinate points and movement trends of the next moving position exactly. The experimental results show that compared with MMTS algorithm and UCMBS algorithm, the prediction accuracy of this algorithm increases by about 9% and 25% on average.

Keywords IRWQS, Fuzzy feature, Three-dimensional position coordinate information, Position prediction

近年来,伴随着北斗卫星导航系统的迅速发展,其潜在的三维定位技术在位置预测方面凸显出高度的研究价值和广阔的应用领域,如交通管理、导航服务以及位置服务等。

全球定位系统的普遍性以及基于位置服务的发展,导致产生越来越多的移动轨迹数据。研究者们对其进行分析,能够从中实时动态地预测用户的运动轨迹,为用户提供更加灵活的推荐服务。但是,现有的位置预测方法仍然不够成熟。因此,高效而又精确的位置预测方法成为了众多研究者们最为关心的问题。目前,研究位置预测的方法较多,常见的有:1)卡尔曼滤波算法^[1-3],该算法能够有效地去除噪声的影响,得到相对较好的状态估计以进行位置预测。但是,其仅适用于线性系统,且噪声特性偏离高斯分布较大时与实际预测结果不符,具有一定的局限性。2)马尔科夫算法^[4-7],该算法对过程的状态预测效果良好,但是要求状态转移相对稳定,且对当前节点的依赖性过强。三维定位技术日渐成熟,文献[8]提出了一种基于 UWB 和 Skyline 的室内三维实时定位技术,对于开展室内应急救援、科学疏散等具有重要作用;文献[9]描

述了一种基于北斗卫星导航定位系统的三维地球综合应用系统,为北斗卫星导航系统在各行业的深入应用提供了新的解决方案与技术应用方向。

对于历史位置数据中的重复数据,大多文献都没有给出较好的处理方案,这将导致位置数据膨胀,使得空间复杂度相对较高。而文献[10]提出的 IPQS 算法中的增量式方案能够有效地控制数据的膨胀,该方案将输入的数据集与关键字进行比对,将符合要求的数据录入排序的数据集中。有关特征匹配相似度算法的研究也较多,文献[11]通过计算位置时间序列的余弦相似度找到确定与其近似的位置时间序列,同时针对出现的偏差,又提出了一种余弦相似度的改进方法(单侧相似度),较好地描述了位置时间序列的相似性;文献[12]提出一种基于 CF 算法的混合相似度和信任传播位置推荐系统的方案,该方案通过使用用户偏好相似度与社会关系相似度算法,使得位置预测更加准确且高效;文献[13]在推荐系统中,提出了一种基于 Jaccard 相似度和位置行为的协同过滤推荐算法,该算法使用 Jaccard 相似度算法对数据进行预处理,

本文受装备发展部预研基金项目(6140130101,61400010301)资助。

陈 波(1972—),男,博士,教授,CCF 会员,主要研究方向为一体化指挥控制网络技术;张云贺(1990—),男,硕士生,主要研究方向为网络接入控制,E-mail:zhangyunhe666@foxmail.com(通信作者);邱少明(1977—),男,副教授,CCF 会员,主要研究方向为高速信号采集与处理;王运明(1987—),男,博士生,CCF 会员,主要研究方向为指挥控制网络理论。

结合位置信息找到最近邻居集合,再将其融合到协同过滤推荐算法中,有效地提高了推荐效果。

综上所述,本文借用文献[10]的增量式思想进行算法改进,提出了一种基于 IRWQS 与模糊特征的位置预测方法。该方法基于三维数据(即经度、纬度、高度)建立空间坐标系进行数据分析,以及在线增量式重复加权队列扫描运算,再通过模糊特征匹配算法来获取最优的预测位置。

1 基于 IRWQS 与模糊特征的位置预测

1.1 位置坐标数据的空间向量化描述

对于历史位置数据较少以及地势环境较复杂的状况,多数预测算法的预测精度相对较低,并不能给出位置移动的最佳路线。本文算法所依据的位置数据都是基于北斗导航卫星系统所获取的坐标数据,所采用的是以 UBLOX8 芯片为核心的北斗卫星导航系统接收机,其输出的数据格式是国际通用的 NMEA-0183 标准格式。其中,全球定位数据(GPGGA)的输出格式如下:

\$ GPGGA, <1>, <2>, <3>, <4>, <5>, <6>, <7>, <8>, <9>, <10>, <11>, <12>, <13>, <14>

在上述 GPGGA 语句格式输出中, <2> 代表纬度,其格式及范围为: ddmm. mmmm - 0000. 00000 ~ 8959. 9999; <4> 代表经度,其格式及范围为: dddmm. mmmm - 00000. 0000 ~ 17959. 9999; <9> 代表海拔高度,其范围为: -9999. 9 ~ 99999. 9。

将获取的数据保存至 TXT 文档中,通过 SHELL 脚本命令提取 <2>\<4>\<9> 所对应的列数据,再将其依次导入数据库信息表中。

如图 1 所示,白色圈点代表当前位置坐标,黑色圈点代表预测位置坐标。对于历史位置数据,假设当前位置为 $M(x_i, y_i, z_i)$, $i \in N^+$, 下一历史位置数据共有 m 个,表示为 $N_j(x_{i+1,j}, y_{i+1,j}, z_{i+1,j})$, $i \in N^+$, $j \in N^+ \cap [1, m]$ 。由此,可计算出当前位置下的所有空间向量集,即 \vec{k}_j , $j \in N^+ \cap [1, m]$, 其矩阵化表示形式如下:

$$\vec{k}_j = \begin{bmatrix} x_{i+1,1} - x_i & y_{i+1,1} - y_i & z_{i+1,1} - z_i \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{i+1,j} - x_i & y_{i+1,j} - y_i & z_{i+1,j} - z_i \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{i+1,m} - x_i & y_{i+1,m} - y_i & z_{i+1,m} - z_i \end{bmatrix} \quad (1)$$

式(1)中的每一个空间向量所表示的是当前位置的移动方向。

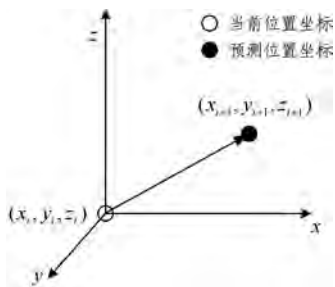


图 1 三维坐标空间向量图

1.2 增量式重复位置加权处理

在用户移动的过程中,实时更新的位置信息都将作为历史位置信息存储于数据库中。为了保证位置的更新以及降低数据库扫描时间,本文提出了一种增量式重复加权队列扫描

算法(Incremental Repetition Weighing Queue Strategy, IRWQS)。IRWQS 算法类似 LRU 算法,将时间过久的历史信息自动从数据库删除,能够对数据库进行在线更新,以降低产生时间较早的位置信息在预测中所占的权重,使得较新的位置信息对预测结果起到更佳的效果;同时,定量的数据库也减小了系统空间计算复杂度,使得历史位置数据的提取更加高效。本文的算法框架如图 2 所示。

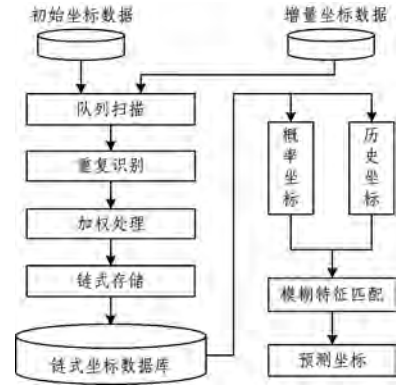


图 2 位置预测算法的总体原理框图

图 2 所描述的是 IRWQS 算法与模糊特征匹配相结合的位置预测算法,该算法是基于数据库操作的,依据数据结构的链式原理对输入的坐标数据进行相应的队列扫描和关联排序,最终得到链式坐标数据库。

对于重复的坐标数据,本文进行了重复识别并对其进行相应的加权。此外,如果用于处理坐标的规则不变,且仅有最近的增量坐标数据可以改变当前的数据库,则可采用增量式重复加权队列扫描处理。其算法对于每条新增加的坐标有以下两种处理方式:1)直接对已存在的重复坐标加权;2)将新坐标加入到链式坐标中。

假设当前位置坐标为 $M(x_i, y_i, z_i)$, $i \in N^+$, 下一历史位置坐标数据共有 m 个,表示为 $N_j(x_{i+1,j}, y_{i+1,j}, z_{i+1,j}, \omega_j)$, $i \in N^+$, $j \in N^+ \cap [1, m]$, 其中, ω_j , $j \in N^+ \cap [1, m]$ 为坐标加权值,则由下一历史位置数据构成的新矩阵 A 为:

$$A = \begin{bmatrix} x_{i+1,1} & y_{i+1,1} & z_{i+1,1} & \omega_1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{i+1,j} & y_{i+1,j} & z_{i+1,j} & \omega_j \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{i+1,m} & y_{i+1,m} & z_{i+1,m} & \omega_m \end{bmatrix} \quad (2)$$

为了得到准确的概率坐标,对上述矩阵 A 中的三维坐标分别进行最大概率求解。假设数据集的总量为 M , 重复的数据集为 N , 则 N 的概率值为:

$$P = \frac{N}{M} \times 100\% \quad (3)$$

上述矩阵 A 中的每一行数据都是其中的一个坐标。首先,提取第一列的数据,即:

$$[x_{i+1,1}, \dots, x_{i+1,j}, \dots, x_{i+1,m}], i \in N^+, j \in N^+, j \in [1, m]$$

假设 m 个数据中,同一数据的重复个数有 n 个,则依据式(3)可计算出第一列中所有重复数据的概率值,即:

$$P(x_{i+1,j}) = \frac{n_x}{m}, i \in N^+, j \in N^+, j \in [1, m], n_x \in [1, m] \quad (4)$$

同理,再分别对第二列和第三列做同样的计算,即:

$$P(y_{i+1,j}) = \frac{n_y}{m}, i \in N^+, j \in N^+, j \in [1, m], n_y \in [1, m] \quad (5)$$

$$P(z_{i+1,j}) = \frac{n_z}{m}, i \in N^+, j \in N^+, j \in [1, m], n_z \in [1, m] \quad (6)$$

其中, n_x 表示上述矩阵 A 的第一列中同一数据的重复个数; 同理, n_y 和 n_z 分别表示上述矩阵 A 的第二、三列中同一数据的重复个数。

通过式(4)–式(6)的计算, 可得到每列中同一重复数据的权重值如下:

$$w_{x_j} = P(x_{i+1,j}) \quad (7)$$

$$w_{y_j} = P(y_{i+1,j}) \quad (8)$$

$$w_{z_j} = P(z_{i+1,j}) \quad (9)$$

$$w_j = \frac{w_{x_j} + w_{y_j} + w_{z_j}}{3} \quad (10)$$

由式(7)–式(10)可计算位置坐标的权重值, 计算式如下:

$$w_j' = \max[w_1, \dots, w_j, \dots, w_m] \quad (11)$$

将对应权重值 w_j' 最大的 3 个坐标数据提取出来进行组合, 即可得到一个概率坐标 $P(x_{i+1,j}, y_{i+1,j}, z_{i+1,j})$ 。至此, 该坐标仅作为参考坐标, 而不是预测坐标。为了进一步得到更加精确的预测坐标, 需要再通过 1.3 节中的模糊特征匹配算法得到。

1.3 位置坐标模糊特征匹配

由于概率坐标仅作为参考坐标, 并不能较为精确地体现预测坐标的特征数据, 因此本文采用模糊特征匹配算法, 在概率坐标与位置数据库之间建立一种映射关系, 以求得概率坐标与当前位置数据库的每个数据之间的相似度, 筛选出相似度最大的位置坐标, 这个位置坐标就是预测得到的下一位置坐标。

假设全体范围内的所有集合为 U , A 和 B 是定义在 U 上的两个模糊特征集合, μ_A 是 A 的隶属函数, μ_B 是 B 的隶属函数, A 和 B 之间的相似度定义为如下映射:

$$FSim(A, B) = (1 - \omega) \times \frac{f(A \cap B)}{f(A)} + \omega \times \frac{f(A \cap B)}{f(B)} \quad (12)$$

$$f(A) = \mu_A(x) \quad (13)$$

$$f(B) = \mu_B(x) \quad (14)$$

$$f(A \cap B) = \mu_{A \cap B}(x) = \min(\mu_A(x), \mu_B(x)) \quad (15)$$

其中, $FSim(A, B)$ 是模糊特征集合 A 与 B 的相似度; ω 为 B 的权重值, $\omega \in [0, 1]$; x 为特征集合的描述。

由 1.2 节得知概率坐标为 $P(x_{i+1,j}, y_{i+1,j}, z_{i+1,j})$, 其能够表示的特征集合有以下 7 种: $\{x_{i+1,j}\}$, $\{y_{i+1,j}\}$, $\{z_{i+1,j}\}$, $\{x_{i+1,j}, y_{i+1,j}\}$, $\{x_{i+1,j}, z_{i+1,j}\}$, $\{y_{i+1,j}, z_{i+1,j}\}$, $\{x_{i+1,j}, y_{i+1,j}, z_{i+1,j}\}$; 还可得知所有下一历史位置坐标的特征集合以及所对应的权重值。将当前概率坐标与所有下一历史位置坐标逐一进行模糊特征匹配。若下一历史位置坐标数据共有 m 个, 表示为 $N_j(x_{i+1,j}, y_{i+1,j}, z_{i+1,j})$, $i \in N^+$, $j \in N^+ \cap [1, m]$, 则依据式(12)–式(15)计算出当前概率坐标 P 与下一历史位置 N_j 的各个相似度值, 其计算式如下:

$$\delta_j = FSim(P, N_j) \quad (16)$$

$$\delta_j' = \max[\delta_1, \dots, \delta_j, \dots, \delta_m] \quad (17)$$

由式(16)和式(17)可得相似度最大值 δ_j' , 获取相似度最大值 δ_j' 所对应的位置坐标, 即位置预测坐标。

假设位置预测坐标为 $Q(x_{i+1}, y_{i+1}, z_{i+1})$, $i \in N^+$, 求解预测得到的位置坐标 Q 与当前位置坐标 M 的方向向量, 即可得到 $\vec{k}_i = (x_{i+1} - x_i, y_{i+1} - y_i, z_{i+1} - z_i)$, $i \in N^+$ 。其实, 这个方向向量就是下一位置的运动方向。依据此原理可得到连续的预测位置点, 将预测的位置点连接起来即可得到一条预测轨迹路径, 如 2.2 节中的图 3 所示。

2 实验仿真与算法性能分析

为了验证本文提出的基于 IRWQS 与模糊特征的位置预测算法的性能, 设计实现了基于 Markov 模型与轨迹相似度 (Markov Model and Trajectory Similarity, MMTS) 的移动对象位置预测算法^[15], 即基于用户移动行为相似性聚类 (User Clustering based on Mobile Behavior Similarity, UCMB) 的 Markov 位置预测^[4]。其中, 马尔科夫预测模型是一种应用较为广泛的预测方法, 与本文提出的预测算法的可比性较高, 通过与其的比较, 可以充分证明本文算法的性能优势。本节实验将从两大方面进行比较: 预测准确性和预测时间。

2.1 仿真环境

仿真硬件平台: 采用型号为 GNSS100B 的北斗卫星导航系统设备; 计算机主机为 Intel(R) Core(TM) i7-3770 CPU, 4 GB 内存, 1 TB 硬盘。仿真软件平台: 操作系统为 Ubuntu-12.04.1-64; 数据库为 MySQL; MATLAB 版本为 R2012a。

实验步骤如下:

(1) 通过北斗导航卫星系统设备采集了大连市经济技术开发区的区域位置数据, 采集区域面积约为 $1 \times 10^8 \text{ m}^2$, 采集位置点 30000 个。

(2) 由 1.1 节可知, 将采集的数据存入 TXT 文档, 执行 SHELL 脚本命令提取 $\langle 2 \rangle \setminus \langle 4 \rangle \setminus \langle 9 \rangle$ 所对应的列数据, 再依次导入 MySQL 数据库中。

(3) 运行 MATLAB 仿真源码, 调取 MySQL 数据库中的各项数据 (如经度、纬度、海拔高度, 以及位置坐标的权重值), 进行仿真对比分析。

(4) 为了使得到的数据结果更加可靠, 排除随机性, 每次实验都是累积 10 次取平均后的结果。

2.2 预测轨迹

为了更直观地描述预测轨迹, 需将获取的坐标数据向空间直角坐标转换, 最终的结果以三维空间效果呈现, 其数据转换计算式如下:

$$x = (N + h) \cos B \cos L \quad (18)$$

$$y = (N + h) \cos B \sin L \quad (19)$$

$$z = [N(1 - e^2) + h] \sin B \quad (20)$$

其中, L 为经度, B 为纬度, h 为海拔高度, $N = \frac{a}{\sqrt{1 - e^2 \sin^2 B}}$

为卯酉圈曲率半径, $e = \frac{\sqrt{a^2 - b^2}}{a}$ 为第一偏心率, a 为旋转椭圆长半轴, b 为旋转椭圆短半轴。

在实验仿真中, 随机抽取一个位置点为基准坐标 ($121^\circ 49' 10'' \text{E}$, $39^\circ 06' 10'' \text{N}$, 50), 其中 50 表示海拔高度; 此外, 在该位置点的基础上进行轨迹预测, 其预测的轨迹长度为 8 个位

置点,距离大约为 300m。依据本文 1.2 节和 1.3 节的算法原理将预测的位置点连接成一条轨迹路径,如图 3 所示。

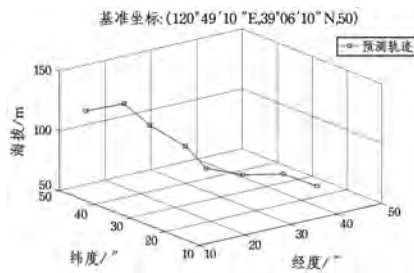


图 3 预测轨迹示意图

为了验证预测轨迹的准确性,将实际轨迹与预测轨迹进行对比,如图 4 所示。由图 4 可以看出,预测轨迹与实际轨迹存在一定的误差,通过误差的分析比较可计算出两者之间的预测准确度。

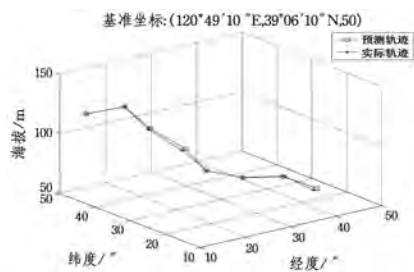


图 4 预测轨迹与实际轨迹对比图

2.3 预测准确度对比

为了进一步说明本文算法的准确性,将本文算法与其他两种算法进行仿真对比,并对算法的预测准确度进行评估。

考虑到文献[15]提出的 MMTS 算法的预测准确度会受到仿真参数的影响,不同的相似度阈值、训练样本以及 Markov 的阶数下其预测准确度是不同的。为了更好地体现位置预测结果,本文选取文献[15]中相对较优的参数进行仿真对比,即相似度阈值 ϵ 为 0.5,训练样本 trajID 为 17, Markov 阶数 k 为 4 阶。

如图 5 所示,在不考虑地势因素的仿真环境下,随着当前位置点的坐标个数增多,本文算法的准确性与其他算法相比没有特别明显的提高。这是由于位置的地势数据没有起到作用,仅有经纬度数据占据主导作用。

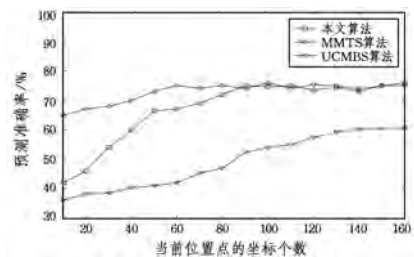


图 5 不考虑地势因素下的算法准确性对比图

如图 6 所示,在考虑地势因素的仿真环境下,随着位置点的坐标个数增多,本文算法的准确性相比其他算法有较为明显的提高。主要原因是本文算法考虑到地势因素,依据的是三维坐标数据,而传统算法依据的是二维数据。因此,在预测精确度方面本文算法远优越于其他两种算法。

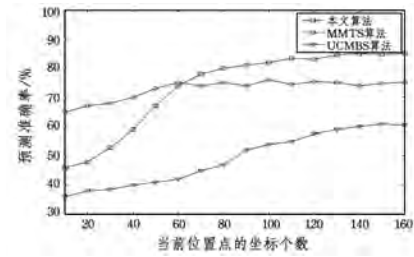


图 6 考虑地势因素下的算法准确性对比图

通过图 6 可以发现,相比 MMTS 算法和 UCMBS 算法,本文算法的预测准确率平均提高约 9% 和 25%。当前位置点的坐标个数增多到大约 80 以上时,本文算法相对比较稳定,准确率维持在 85% 左右。

2.4 轨迹预测时间的性能对比

考虑到空间以及算法复杂度的问题,本文给出了预测时间代价的对比图。上述两种算法的相关文献并没有给出相应的预测时间,为了进一步证明本文算法的执行效率,分别计算了各算法的预测时间,如图 7 所示。通过图 7 可以发现,本文算法的预测时间最少,相比 MMTS 算法和 UCMBS 算法平均减少了约 23% 和 12%。原因在于:MMTS 算法需要利用 k 阶的马尔科夫预测模型获得预测结果集,相比 UCMBS 算法中的一阶马尔科夫具有较高的时间和空间复杂度,算法运行时间相对较高。而本文算法主要是基于数据库的操作,采用增量式重复加权算法,限制了其空间复杂度,又通过双向链表结构获取位置数据,避免了上述两种算法中 Markov 预测模型的状态转移矩阵的繁琐运算。

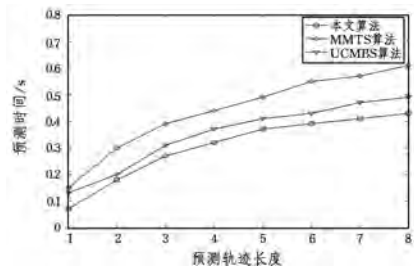


图 7 考虑地势因素下的算法预测时间对比图

结束语 本文详细介绍了三维空间区域内的位置预测算法,充分地考虑了地势因素对预测准确性所带来的影响。下一步将在本文研究的基础上,考虑移动对象的群体性以及多移动对象的局部相似性,使用多个对象的历史坐标数据对未来位置进行预测。

参考文献

[1] 卓永宁,苏冰,王昭. DTN 中一种基于灰色预测和状态估计的位置预测方法[J]. 计算机应用, 2017, 34(4): 1162-1165.

[2] REZA A T, KUMAR T A, SIVAKUMAR T. Position Prediction based Multicast Routing (PPMR) using Kalman Filter over VANET[C]// IEEE International Conference on Engineering and Technology. IEEE, 2016: 198-206.

[3] REZA A T, KUMAR T A, SIVAKUMAR T. Position Prediction based Multicast Routing (PPMR) using Kalman Filter over VANET[C]// IEEE International Conference on Engineering and Technology. IEEE, 2016: 198-206.

- [4] 林树宽,李昇智,乔建忠,等. 基于用户移动行为相似性聚类的 Markov 位置预测[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2016, 37(3):323-326.
- [5] WU E,ZHANG P,LU T, et al. Behavior prediction using an improved Hidden Markov Model to support people with disabilities in smart homes[C]// IEEE, International Conference on Computer Supported Cooperative Work in Design. IEEE, 2016:560-565.
- [6] ZOU Y,ZHANG S. Position Prediction Social-Relationship-Based on Multi-order Markov Model[C]// Third International Conference on Advanced Cloud and Big Data. IEEE, 2016:36-43.
- [7] LI T, PRIETO J, CORCHADO J M. Fitting for smoothing: A methodology for continuous-time target track estimation[C]// International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation. IEEE, 2016:1-8.
- [8] 任东宇,任东旭,张元. 基于 UWB 和 Skyline 的室内三维实时定位技术研究[J]. 地理空间信息, 2017, 15(8):113-115.
- [9] 张国川. 基于北斗卫星导航定位系统的三维地球综合应用系统[C]//中国卫星应用大会会议. 2012:3.
- [10] 余春红. 基于优先队列的增量式重复记录识别[J]. 计算机应用, 2003, 23(9):61-63.
- [11] 彭艳兵,姚伟烈,刘卫江. 基于地理位置时间序列的相似性研究[J]. 电子设计工程, 2017, 25(8):37-40.
- [12] 戚文博,张曦煌. 基于混合相似度和信任传播的位置推荐系统[J]. 计算机应用与软件, 2017, 34(9):97-102,138.
- [13] 李斌,张博,刘学军,等. 基于 Jaccard 相似度和位置行为的协同过滤推荐算法[J]. 计算机学报, 2016, 43(12):200-205.
- [14] 王凡,陈健. 基于概念相似度计算的多策略本体映射研究[J]. 计算机技术与发展, 2015, 25(4):38-42,47.
- [15] 宋路杰,孟凡荣,袁冠. 基于 Markov 模型与轨迹相似度的移动对象位置预测算法[J]. 计算机应用, 2016, 36(1):39-43.
- [16] 胡艳,朱晓瑛,马刚. 基于 K-Means 和时间匹配的位置预测模型[J]. 郑州大学学报(工学版), 2017, 38(2):17-20.
- [17] 乔少杰,金琨,韩楠,等. 一种基于高斯混合模型的轨迹预测算法[J]. 软件学报, 2015, 26(5):1048-1063.
- [18] 薛迪,吴礼发,李华波,等. TraDR:一种基于轨迹分解重构的移动社交网络位置预测方法[J]. 计算机学报, 2016, 43(3):93-98.
- [19] 乔少杰,李天瑞,韩楠,等. 大数据环境下移动对象自适应轨迹预测模型[J]. 软件学报, 2015, 26(11):2869-2883.
- [20] 李婕,夏兴有,王兴伟,等. 机会认知网络中基于社会关系的节点位置预测算法[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2014, 35(12):1701-1705.
- [21] 李倩伟,唐丙寅. 基于大数据分析的移动对象轨迹预测方法[J]. 计算机测量与控制, 2016, 24(10):198-201.

(上接第 289 页)

- [8] SAVAS B, DHILLON I. Clustered low rank approximation of graphs in information science applications[C]// Proceedings of the 2011 SIAM Conference on Data Mining. 2011:164-175.
- [9] BOCCALETTI S, LATORA V, MORENO Y, et al. Complex networks: Structure and dynamics[J]. Physics Reports, 2006, 424(4/5):175-308.
- [10] BONACICH P. Power and centrality: a family of measures[J]. American Journal of Sociology, 1987, 92:1170-1182.
- [11] BRANDES U, ERLEBACH T. Network Analysis: Methodological Foundations, Lecture Notes in Computer Science[M]. New York: Springer, 2005.
- [12] LANGVILLE A N, MEYER C D. A survey of eigenvector methods for Web information retrieval[J]. SIAM Review, 2005, 47(1):135-161.
- [13] NEWMAN M E J. Networks: An Introduction [M]. UK: Cambridge University Press, 2010:174-175.
- [14] NEWMAN M E J, BARABÁSI A L, WATTS D J. The Structure and Dynamics of Networks[M]. Princeton, NJ: Princeton University Press, 2003.
- [15] BENZI M, ESTRADA E, KLYMKO C. Ranking hubs and authorities using matrix functions[J]. Linear Algebra and its Applications, 2013, 438(5):2447-2474.
- [16] KATZ L. A new status index derived from socio-metric data analysis[J]. Psychometrika, 1953, 18(11):39-43.
- [17] KLEINBERG J. Authoritative sources in a hyper-linked environment[J]. Journal of ACM, 1999, 46(5):604-632.
- [18] LANGVILLE A N, MEYER C D. Who's No. 1? The Science of Rating and Ranking [M]. Princeton, NJ: Princeton University Press, 2012.
- [19] LEMPEL R, MORAN S. The stochastic approach for link-structure analysis (SALSA) and the TKC effect[C]// Proceedings of the Ninth International Conference on the World Wide Web. 2000:387-401.
- [20] ESTRADA E, RODRÍGUEZ-VELÁZQUEZ J A. Subgraph centrality in complex networks[J]. Physical Review E, 2005(55):56-103.
- [21] ESTRADA E, HIGHAM D J. Network properties revealed through matrix functions[J]. SIAM Review, 2010, 52(4):671-696.
- [22] BENZI M, BOITO P. Quadrature rule-based bounds for functions of adjacency matrices[J]. Linear Algebra and its Applications, 2010, 433(3):637-652.
- [23] HIGHAM N J. Functions of Matrices: Theory and Computation [M]. Philadelphia, PA, USA: Society for Industrial and Applied Mathematics, 2008.
- [24] ESTRADA E, HATANO N. Communicability in complex networks[J]. Physical Review E, 2008, 77(3):036111.
- [25] BONACICH P, LLOYD P. Eigenvector-like measures of centrality for asymmetric relations[J]. Social Networks, 2001, 23(3):191-201.
- [26] BORGATTI S P, EVERETT M G. A graph-theoretic perspective on centrality[J]. Social Networks, 2006, 28(4):466-484.
- [27] GRINDROD P, HIGHAM D. A matrix iteration for dynamic network summaries[J]. SIAM Review, 2013, 55(1):118-128.
- [28] BARABÁSI A L, ALBERT R. Emergence of scaling in random networks[J]. Science, 1999, 286(5439):509-512.