

PIR 传感器网络中行为轨迹重构的几何代数方法

王健健¹,冯琳耀^{1,2},朱 帅¹,罗 文¹,俞肇元^{1,3,4},袁林旺^{1,3,4}

(1. 南京师范大学虚拟地理环境教育部重点实验室,江苏南京 210023;

2. 重庆知行地理信息咨询服务有限公司,重庆 404100;

3. 江苏省地理环境演化国家重点实验室培育建设点,江苏南京 210023;

4. 江苏省地理信息资源开发与利用协同创新中心,江苏南京 210023)

摘 要: 基于高密度、低成本的 PIR (Passive Infrared Detector) 被动式红外探测器传感器进行人群行为轨迹的定位与重建是人群行为分析的重要方向. PIR 传感器通过 0-1 响应确定附近是否有行人通过,并通过不同传感器响应序列的时空序列关系实现对人群行为轨迹的识别与跟踪. 已有 PIR 传感器网络分析方法多从群体行为视角揭示人群运动的统计特征,在行为估算精度、不确定性等方面仍存在诸多问题. 本文针对 PIR 传感器网络中个人行为轨迹的重构问题,引入几何代数工具,实现 PIR 传感器网络拓扑、时空响应数据序列和行为轨迹的代数化统一表达,进而以传感器响应的时空关系为基础进行网络连通性的判定. 基于几何代数算子构建轨迹路径的延拓与扩展规则,并集成传感器对轨迹的时空响应关系构建基于 PIR 传感器网络响应序列数据的行为轨迹重构算法. 最后以 MERL 实验室连续观测数据为案例,论证了方法的合理性与有效性.

关键词: 行为轨迹; 传感器网络; 几何代数; 网络分析

中图分类号: TP208 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2017)05-1096-07

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2017.05.011

Geometric Algebraic Method for Behavior Trajectory Reconstruction in PIR Sensor Networks

WANG Jian-jian¹, FENG Lin-yao^{1,2}, ZHU Shuai¹, LUO Wen¹, YU Zhao-yuan^{1,3,4}, YUAN Lin-wang^{1,3,4}

(1. Key Laboratory of VGE, Ministry of Education, Nanjing Normal University, Nanjing, Jiangsu 210023, China;

2. Chongqing Zhixing Geographic Information Advisory Services Limited, Chongqing 404100, China;

3. State Key Laboratory Cultivation Base of Geographical Environment Evolution (Jiangsu Province), Nanjing, Jiangsu 210023, China;

4. Jiangsu Center for Collaborative Innovation in Geographical Information Resource Development and Application, Nanjing, Jiangsu 210023, China)

Abstract: Localization and reconstruction of the human motion trajectory based on high density and low cost PIR sensor is an important direction for the behavior analysis of people. The walking of persons can be detected through the 0-1 response of the PIR sensors. The identification and tracking of the behavior of the crowd can be achieved through the different sensor response sequence of spatio-temporal sequence relationship. Most of the existing analysis methods for PIR sensor network have revealed the statistical characteristics of crowd movement from the perspective of group behavior, but there still exists many problems in the estimation accuracy and uncertainty of behavior. Arming at the reconstruction of personal behavior trajectory in PIR sensor network, the geometric algebra is introduced to achieve the united expression of topological network of PIR sensor, spatial and temporal response of data sequence and the behavior of the person, thus judging the network connectivity according to the response of spatial and temporal relations of the sensors. Based on the geometric algebra operators, the extension and expansion rules of the trajectory are constructed, and behavioral trajectory reconstruction algorithm is constructed with the PIR sensor network response sequence data. Finally, the rationality and effectiveness of the method are demonstrated by using the continuous observation data of MERL laboratory.

Key words: behavior trajectory; sensor network; geometric algebra; network analysis

1 引言

室内人群定位和行为轨迹分析是当前室内定位观测研究的热点问题.接触式(如基于 WiFi、蓝牙传感网络等^[1])和非接触式(如 RFID、视频)传感器是人群定位与轨迹分析的两类主要传感器^[2-4].基于接触式传感器的行为轨迹分析可以达到较高的定位精度^[4].但接触式传感器往往需要安装复杂的定位设备,且多存在成本昂贵、暴露隐私、不利于长期持续观测等问题.非接触式传感器具有安装方便,不涉及观测对象隐私,适合长时间观测等优势,但在定位精度、轨迹重构复杂度以及不确定性方面仍存在较多问题^[3,5].基于低成本、非接触式的传感器进行室内行为观测是室内人群轨迹分析的重要方向.PIR 传感器是典型的被动式非接触传感器,具有成本低、可靠性高、可持续观测的特点,适合室内全方位覆盖安装^[3,4].该型传感器通过感知给定范围内是否有人经过输出 0-1 信号,可以以较低的成本获取全局人员位置的统计信息.然而,单一的 PIR 传感器无法获取人群数量,也无法构建单一对象的运动轨迹,一定程度上限制了上述传感器在室内行为轨迹观测与分析上的应用^[5-7].

PIR 传感器网络可以揭示不同时空位置上的传感器响应及其顺序、关联关系.对海量 PIR 传感器网络响应数据进行约束性建模与轨迹分析有助于提取出可能的人群行为轨迹.基于 PIR 传感器网络的轨迹重建需要建立整个 PIR 传感器网络中每个传感器之间的时空响应序列关系,并通过传感器分布的几何/拓扑结构与传感器响应序列的时空关联实现行人轨迹的提取.因此,基于 PIR 传感器网络的行人轨迹重构本质上是一个高维连通性问题,不仅需要同时涉及不同传感器节点的连通关系和不同传感器节点对轨迹过程的时空响应关系^[8,9],还需要同时兼顾以 0-1 形式表达的传感器响应序列(布尔序列)、以连通性表达的传感器拓扑网络和以行人轨迹运动为基础的轨迹对象的集成表达与综合计算问题.由于欧氏几何/向量代数在高维几何关系及动态轨迹表达上具有局限性,难以直接用于准确描述传感器节点以及传感器响应轨迹之间的时空响应关系.因此寻找适用于高维几何关系及轨迹描述的新型数学工具,进而以此为基础构造融合几何约束的 PIR 传感器的轨迹重建方法具有重要的理论与应用价值.

几何代数发展于传统四元数和 Grassmann 代数^[10,11],突破传统的欧式几何,将计算扩展到更高维度、更复杂的空间.通过对几何对象的代数基编码,几何代数可以很好的实现几何问题的代数化表达与求解,进而实现几何/代数融合的表达与分析.几何代数以维度运算为基础,内蕴支持布尔逻辑运算.在几何代数中,对

象的几何/拓扑结构对应于几何基向量间的 Metric 矩阵,因此可以直接实现以布尔逻辑运算为基础的拓扑表达.由于几何代数的上述特性,几何代数被广泛运用于网络表达、路径分析、空间关系统一计算、运动表达与插值等领域^[12].上述积累可为 PIR 传感器网络的轨迹重建与分析研究提供理论和方法基础.

本文以三菱电气研究实验室(Mitsubishi Electric Research Labs, MERL)发布的非接触式传感器监测数据,以几何代数理论为基础,构建以地理网络为基础的传感器联通网络,利用几何代数对节点-弧段-轨迹进行统一表达,建立基于几何代数的个体对象动态追踪模型.在此基础上,通过不同传感器响应序列和行为轨迹之间的时空约束关系,实现对室内行为轨迹特征的重建.

2 研究数据及主要思路

MERL 曾利用 213 个 PIR 安装传感器对室内人进行了长达 1 年的连续监测,共记 30239000 条轨迹记录.其室内空间结构及传感器分布如图 1 所示.每个传感器在紧密分布于室内通道处,相邻传感器之探测范围之间无缝隙或者缝隙很小,任何通道处无探测盲点.

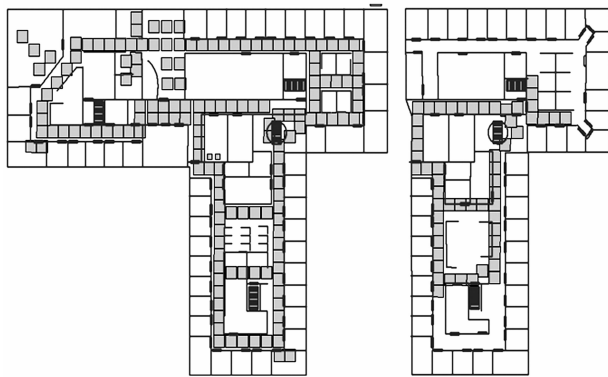


图1 室内结构及传感器分布图

在 PIR 传感器网络观测数据中,人的行为轨迹具有单向性,可认为轨迹中的传感器节点前后相互邻接而且是唯一邻接.该设定下,传感器观测数据表现为同时包含时间、空间约束的动态网络数据.因此可以将轨迹重建问题转换为连通性约束条件下的网络路径检索问题.其中每个传感器均为网络的一个独立节点,每个节点都有四个邻域,若邻域中存在传感器,则这两个传感器之间连通,构成连通性约束.由于传感器的响应数据对应于人在传感器网络移动的行为轨迹,因此需要根据传感器网络对不同传感器响应的时空顺序进行模式分析,获取传感器响应的时空序列与行为轨迹序列之间的约束关系,进而获取人群行为的轨迹.

基于上述思路,对传感器节点、传感器之间的邻接

关系以及人群行为轨迹进行统一编码、表达与计算是其关键. 其中传感器的响应序列为 0-1 序列, 与几何代数中不同维度的 Metric 矩阵间具有很好的关联性, 因而可以直接对每个传感器的响应标定为独立的几何代数基. 传感器与临近传感器的邻接关系包括邻接和非邻接两类, 表达了两个传感器之间的联系, 本质上也是布尔逻辑. 在几何代数中, 可以通过 2-Blade 表示两节点之间的相互关系, 并可以通过几何代数运算算子从几何代数基加以直接构造. 对于行为轨迹, 其在传感器网络中的表达为一系列连续激活的传感器序列, 可以表达为多个节点(假设为 K)构成的路径. 在几何代数中可以表达为 K -Blade, 其可以通过多个相邻的几何代数基之间的逐步迭代加以实现. 由于几何代数在表达和计算上的统一性, 我们以几何代数为基础, 利用几何代数对高维网络的统一表达, 实现传感器网络与地理网络的映射, 并利用几何代数进行传感器响应序列与行为轨迹序列的动态表达, 进而利用两者的时空对应关系, 实现对人行行为轨迹的估计.

3 网络拓扑表达与轨迹重构

3.1 基于几何代数的网络要素表达与路径延拓模型

以几何代数理论为基础, 建立轨迹网络的几何代数编码. 其中每个维度代表一个节点, 用正交基向量表达, 基于节点之间几何积运算构造并表达网络弧段, 多重向量表征节点与节点之间的路径. 由于两节点之间路径不止一条, 因此引入路径集的概念, 并采用多重向量来表达多路径, 基于几何代数的邻接网络矩阵 M^n 的表达模型如下:

$$M_{ij}^n = \begin{cases} \langle M_{ij} \rangle_n, & i, j \text{ 间 } n \text{ 阶连通} \\ 0, & i, j \text{ 间 } n \text{ 阶不连通} \end{cases} \quad (1)$$

其中 n 为当前矩阵阶数, $\langle \rangle_n$ 为取维度算子, 表示取出起点为 e_i , 终点为 e_j , 且维度为 n 的路径, 维度代表该路径包含的节点数. 矩阵中每个元素都是多重向量表达的路径集, 各个路径之间用“+”进行连接. 从构建规则中可以看出, 基于几何代数的邻接网络结构与矩阵阶数有关, 网络中所有路径都存在于特定阶数的邻接网络矩阵中, 运动轨迹通常存在于高阶邻接矩阵中. 因此轨迹构建过程也是从低阶邻接矩阵向高阶邻接矩阵转化的过程.

以图 2(a) 传感器分布图为例, 基于室内空间结构约束及传感器之间的邻接关系, 可构建传感器网络如图 2(b) 所示. 其中每个传感器节点采用基向量 e_i 进行表达, 如传感器 A 节点表达为 e_A , 基于几何积运算, 可以构造并表达网络中的弧段与路径, 如 AC 弧段可表达为 $e_A e_C$, 路径 B—C—F 可表达为 $e_B e_C e_F$, 路径对应人体运动轨迹, 实现轨迹的表达, 节点与节点之间的连通性通

过外积进行判断及表达, 如 F, G 两个节点相互连通, 则 $e_F \wedge e_G = e_F e_G$, C, G 两个节点不连通, 则 $e_C \wedge e_G = 0$. 传感器实时记录人体运动数据, 转化为实时权重, 实现人体运动的定位, 如传感器连续时间记录运动序列为 $K—F—C$, 代表人体运动轨迹为 $e_K e_F e_C$, 由于 F 节点后续节点为 C , 则其网络权重改变, 当运动到 F 节点时, F 与 C 节点唯一连通, 即 $e_F \wedge e_C = 0, e_F \wedge e_K = 0, e_F \wedge e_C = e_F e_C$. 由此实现基于传感器数据到运动轨迹数据的转化.

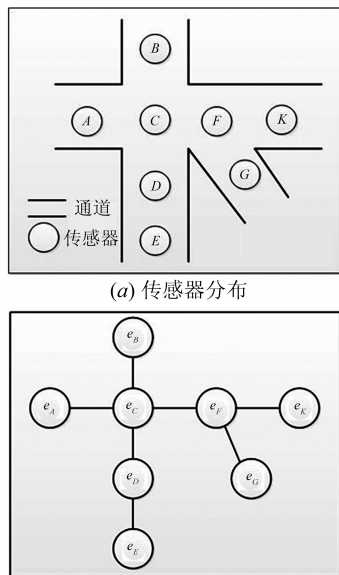


图2 传感器示意图

建立邻接矩阵 M 与起点矩阵 Q , M 中内蕴任意两节点的连通性, 且只记录连通弧段的后节点, 如 e_i 与 e_j 相互连通, 则 M 中 i 行 j 列元素为 e_j , 构建规则表达如下:

$$M_{ij} = \begin{cases} e_j, & e_i \text{ 与 } e_j \text{ 连通} \\ 0, & e_i \text{ 与 } e_j \text{ 不连通} \end{cases} \quad (2)$$

起点矩阵 Q 是对角矩阵, 矩阵中 i 行 i 列为 e_i , 表示以 e_i 为起点的路径. 其构建规则表示如下:

$$Q_{ij} = \begin{cases} e_i, & i=j \text{ 且 } e_i \text{ 为起点} \\ 0 \end{cases} \quad (3)$$

定义好矩阵 M 和 Q 后, 便可构建矩阵之间外积运算, 实现路径从低维度向高维度拓展, 根据路径拓展规则, 外积运算可定义为:

$$M^n = Q \wedge \underbrace{M \wedge M \cdots \wedge M}_{n-1} \quad (4)$$

其中 n 为结果矩阵中所得路径的节点个数. 矩阵间的外积运算与矩阵乘法类似, 区别在于矩阵元素之间为外积运算, 结果元素仍为多重向量. 基于几何代数的邻接矩阵数据结构和路径拓展规则, 为路径的生成提供了有效的方法.

3.2 传感器网络的时空约束嵌入

由于传感器网络具有动态响应的特征,直接基于外积的延拓方法在计算过程中会产生许多无效路径,造成数据冗余,所以需要在路径延拓时添加约束条件,通过约束条件筛选与空间目标相关的路径信息并参与下次延拓.基于空间目标追踪思路,本文定义了两种约束条件,即时间约束和空间约束.

时间约束是指传感器的响应时间是有限的,且在同一时段内仅有有限数目的传感器响应.而在目标路径追踪过程中需要求得传感器的响应顺序,从而对目标轨迹加以重构.因此需要对连续的传感器响应状态加以划分到得传感器响应序列.对于给定的时间窗口 T ,其划分方法如下:首先求得首次传感器响应时间 t_0 ,检索所有在时间段 $[t_0, t_1)$ 中发生响应的传感器节点,其中 $t_1 = t_0 + T$,重复上述步骤直到求得所有时间段内的传感器节点,得到所有传感序列.以图 3 中传感器响应序列求解为例,经过时间段划分后,得到的传感器响应序列为: $\{e_3, e_4\} \rightarrow \{e_2, e_5\} \rightarrow \{e_1, e_4\} \rightarrow \{e_2\} \rightarrow \{e_1, e_5\} \rightarrow \{e_1, e_3\}$. 基于传感器的空间目标追踪,对时间有着严格的限制,时间约束是确定轨迹起点与终点的关键条件,在路径拓展计算中生成新的邻接网络矩阵时,则需要根据空间约束判断与当前响应节点的所有邻接节点.

在下一个时间窗口响应的节点中我们再加以空间约束,空间约束是基于室内空间关系与跟踪节点进行定义的.在路径拓展运算中,基于节点向四周连通节点进行扩展,其计算结果包含所有可能的路径,但实际上只是其中一条或者几条路径,为此添加邻域约束规则.

查询该节点下一个时间窗口有感应的相邻节点,建立空间约束矩阵 C , C 为对角矩阵,当 e_k 为感应节点时,定义 $C_{kk} = 1$,若不是,则为 0.

$$C_{ij}^n = \begin{cases} 1, & i=j \text{ 且 } e_i \text{ 为可能节点} \\ 0 & \end{cases} \quad (5)$$

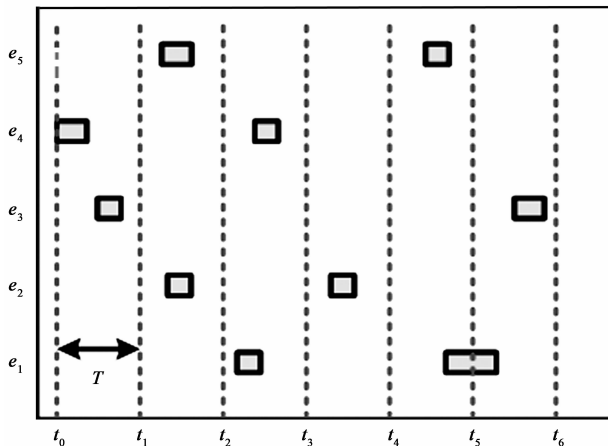


图3 传感器响应序列求解

当下一个时间窗口响应节点中有相邻节点响应时,则构建空间约束矩阵 C ,若不存在则以上节点为路径轨迹的终点;当存与上节点的不相邻节点响应时,则判断为新的轨迹起点,根据新的起点建立判断矩阵 T , T 同样为对角矩阵,矩阵元素为新的起始节点 e_i ,其构建规则如下:

$$T_{ij}^n = \begin{cases} e_i, & i=j \text{ 且 } e_i \text{ 节点响应} \\ 0 & \end{cases} \quad (6)$$

式(4)、(5)中 n 与网络邻接矩阵当前阶数一致,当路径延拓后产生新的邻接网络矩阵时,根据相关规则建立空间约束矩阵 C 和判断矩阵 T ,邻接矩阵外积 C 并加 T 产生新的邻接网络矩阵 M^n ,该矩阵中的非零元素为该阶数实际产生的运动轨迹.

$$M^n = M^n \wedge C^n \quad (7)$$

基于前述路径拓展规则和路径约束规则,可以实现基于传感器的室内空间轨迹重构,其重构规则表达式如下:

$$\begin{cases} M^2 = Q \wedge M \\ M^n = (M^{n-1} \wedge C^{n-1} + T^{n-1}) \wedge M \end{cases} \quad (8)$$

3.3 基于网络时空约束延拓的行为轨迹重构

在室内环境下,很难实现对目标的连续观测,为此需要基于 PIR 传感器网络的响应数据进行人为行为轨迹的目标跟踪.人在正常行走情况下,相互邻接的传感器节点会在有限的时间内进行连续响应.虽然 PIR 传感器本身无法直接识别出目标轨迹,但根据传感器网络中不同传感器之间的响应序列的时空关联可以挖掘出可能的行为轨迹路径.传统的网络分析往往是确定了起点和终点的,利用网络连通性计算两者之间的最优路径;而行为轨迹重构不确定终点,需根据对目标的追踪进行计算,这具有很大的不确定性和约束性,因此很难进行空间路径的实时计算.基于几何代数的邻接矩阵内蕴了路径生成的计算结构,高阶邻接矩阵由低阶邻接矩阵通过外积计算生成,且相互独立,同时网络连通性与权重表达也相互独立,因此可以通过改变权重来筛选路径,提高路径存储运算的灵活性和动态性.

假设正常人行走速度为 1.2m/s,每个传感器分布紧密,传感器探测范围之间无缝隙或缝隙小,每个传感器的范围为 2m,因此人通过一个传感器并进入邻接传感器感应时间为 2s ~ 4s,取中间值可设时间窗口为 3s 进行目标的跟踪.例如某个目标在某传感器响应结束后,3s 内经过的下一个邻接点即为该目标,若 3s 内无任何邻接点响应,则认为该节点为人体运动终点.一个典型的传感器网络中目标跟踪的示意如图 4 所示, t_1 时刻有传感器 e_1 响应,这表明该时段有个目标在节点 e_1 处.在接下来的时间点 t_2 传感器 e_3 和 e_4 同时响应,根据邻接关系, e_1 和 e_4 相邻, e_1 和 e_3 不相邻,接着 t_3 时

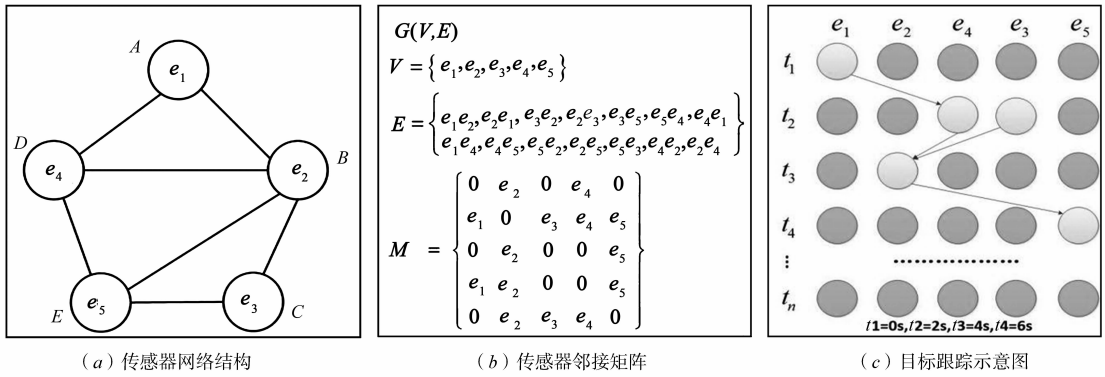


图4 传感器轨迹重构分析

刻传感器 e_2 响应, t_4 时刻传感器 e_5 响应, 因此我们确认两条运动轨迹 $e_1 \rightarrow e_4 \rightarrow e_2 \rightarrow e_5$, $e_3 \rightarrow e_2 \rightarrow e_5$ 以此实现目标跟踪。

传感器轨迹重建可以利用外积运算进行维度扩展, 实现路径的延拓, 根据空间约束进行路径的判断与筛选, 利用时间约束判断路径的起点和终点, 最后求解室内所有人体行为轨迹得到路径集。根据前面建立的时空约束规则及推导的公式我们可以得出基于室内传感器数据的行为轨迹重构方法, 根据传感器网络拓扑结构以及传感器监测出发点 A 节点, 建立起点矩阵 Q 以及基础邻接矩阵 M , 利用起点矩阵 Q 和基础邻接矩阵 M 的外积运算实现行人从出发第一次轨迹拓延, 获得二阶邻接矩阵 M^2 。依次乘积, 构建高阶邻接矩阵 M^n , 利用空间约束和时间约束更新邻接矩阵 M^n , 判断是否存在包含起终点的完整路径, 若存在则提取到路径集中, 对应矩阵位置重置为 0。重复上述步骤直到轨迹提取结束。该算法的总体流程图见图 5。

以图 4 的网络图作为案例, 假设其为室内传感器网络, 每个节点代表一个传感器对人体运动进行监测, 传感器的响应序列为 $A-D-C-B-E$, 时间序列为 $0s-2s-$

$2s-4s-6s$ 对该网络进行轨迹重构, 其计算过程如下:

根据传感器网络拓扑结构以及传感器监测出发点 A 节点, 建立起点矩阵 Q 以及基础邻接矩阵 M 。利用起点矩阵 Q 和基础邻接矩阵 M 的外积运算实现行人从 A 出发第一次轨迹拓延, 获得二阶邻接矩阵 M^2 :

$$Q = \begin{Bmatrix} e_1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{Bmatrix}, M = \begin{Bmatrix} 0 & e_2 & 0 & e_4 & 0 \\ e_1 & 0 & e_3 & e_4 & e_5 \\ 0 & e_2 & 0 & 0 & e_5 \\ e_1 & e_2 & 0 & 0 & e_5 \\ 0 & e_2 & e_3 & e_4 & 0 \end{Bmatrix}$$

$$M^2 = Q \wedge M = \begin{Bmatrix} 0 & e_1 e_2 & 0 & e_1 e_4 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{Bmatrix} \quad (9)$$

从起点 A 出发共可以到达 2 个相邻节点, 分别为 B, D , 根据传感器监测序列, 观察从 A 出发 $3s$ 内的传感器响应节点, 共有两个传感器响应, 分别为传感器 D 和传感器 C , 从网络连通性我们可以看出 D 与 A 相邻, C 与 A 不相邻, 因此从 A 出发经过的传感器节点应该为 D, C 作为新的起点又引发另外一个人的行动, 建立空间约束矩阵 C^2 和判断矩阵 T^2 , 再根据式 (8) 实现轨迹的筛选。

$$C^2 = \begin{pmatrix} 0 & & & & \\ & 0 & & & \\ & & 1 & & \\ & & & 0 & \\ & & & & 0 \end{pmatrix}, T^2 = \begin{pmatrix} 0 & & & & \\ & 0 & & & \\ & & e_3 & & \\ & & & 0 & \\ & & & & 0 \end{pmatrix}$$

$$M'^2 = M^2 \wedge C^2 + T^2 = \begin{Bmatrix} 0 & 0 & 0 & e_1 e_4 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & e_3 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{Bmatrix} \quad (10)$$

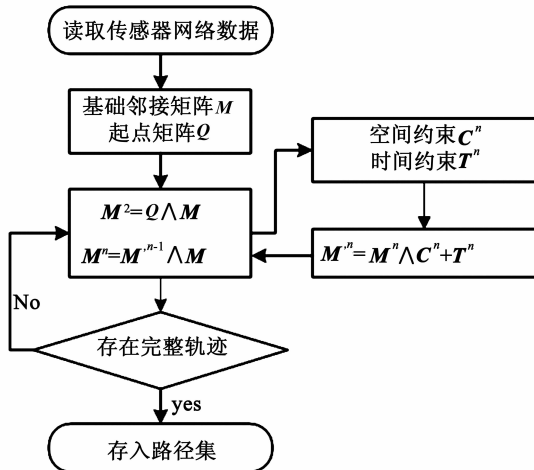


图5 室内轨迹重构算法流程

从 D 节点以及新的起点 C 继续拓延, 获得三阶邻接矩阵 M^3 , 判断下一个时刻经过的节点只有一个 B , 因此应该是 C 和 D 汇合于 B 处, 建立空间约束矩阵 C^3 , 因为并没有新的起点发现, 因此判断矩阵 $T^3 = 0$, 由此得到:

$$M^3 = M^{12} \wedge M = \begin{pmatrix} e_1 e_4 e_1 & e_1 e_4 e_2 & 0 & 0 & e_1 e_4 e_5 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & e_3 e_2 & 0 & 0 & e_3 e_5 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

$$C^3 = \begin{pmatrix} 0 & & & & \\ & 1 & & & \\ & & 0 & & \\ & & & 0 & \\ & & & & 0 \end{pmatrix}$$

$$M^{13} = M^3 \wedge C^3 + T^3 = \begin{pmatrix} 0 & e_1 e_4 e_2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & e_3 e_2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (11)$$

继续获得从汇合点 B 出发, 继续路径的拓延运算, 获得四阶邻接矩阵 M^4 , 判断下一个时刻为 F , 建立空间约束矩阵 C^4 和判断矩阵 $T^4 = 0$, 根据公式进行筛选, 获得最后筛选后的矩阵为 M^4 , 从 M^4 中提取最终的运动轨迹, 因此最后重构的路径为 $A-D-B-E$ 以及 $C-B-E$.

$$M^4 = M^3 \wedge M = \begin{pmatrix} e_1 e_4 e_2 e_1 & 0 & e_1 e_4 e_2 e_3 & e_1 e_4 e_2 e_4 & e_1 e_4 e_2 e_5 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ e_3 e_2 e_1 & 0 & e_3 e_2 e_3 & e_3 e_2 e_4 & e_3 e_2 e_5 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

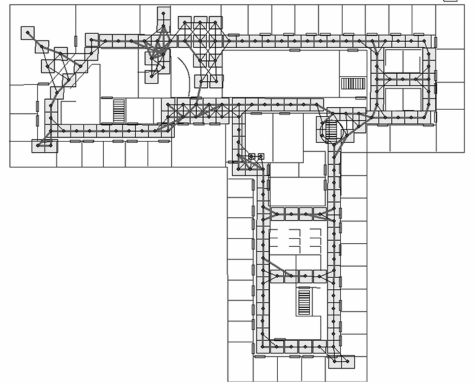
$$C^4 = \begin{pmatrix} 0 & & & & \\ & 0 & & & \\ & & 0 & & \\ & & & 0 & \\ & & & & 1 \end{pmatrix}$$

$$M^{14} = M^4 \wedge C^4 + T^4 = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & e_1 e_4 e_2 e_5 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & e_3 e_2 e_5 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (12)$$

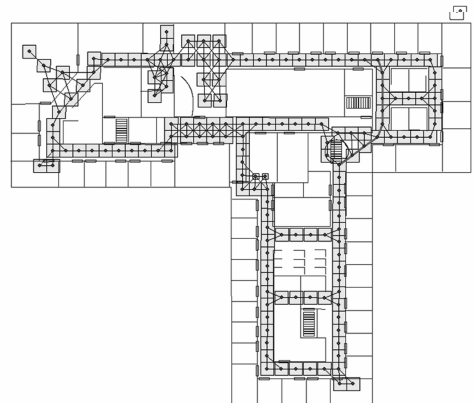
4 案例分析

人体行为特征往往分为平常态和突发态两种, 平常态表示人正常的生活规律, 突发态表示突发状况时人体行为规律. 本文基于原始标签数据, 选取数据中 4

月 20 日中午 12 时 54 分, 产生火警警报, 传感器记录了人们的行为动向, 如图 6 所示, 其中图 6(a) 为火灾情形下的人群轨迹的重构, 图 6(b) 为其中的单个轨迹. 基于本文方法提取人的行为轨迹, 探索人们在发生突发情况时如何进行迅速响应并疏散, 从轨迹结果可以看出人们紧急疏散会主要从各自区域选择最近楼梯进行疏散; 根据重建的轨迹结果, 我们分析了火警发生时传感器响应的频率. 通过记录轨迹的时间演化规律, 将时间点作为矩阵的列, 传感器作为矩阵的行, 记录该时段内传感器响应频次, 最后转化为图像, 蓝色部分为当时传感器响应的情形. 从图 7 中传感器响应的密集程度可以看出该时段的时空关系, 有三种明显的行为特征, 包括火警前正常的人们轨迹, 火警时人们的紧急疏散以及疏散后楼层约 10 分钟无人走动的情形(空白部分).

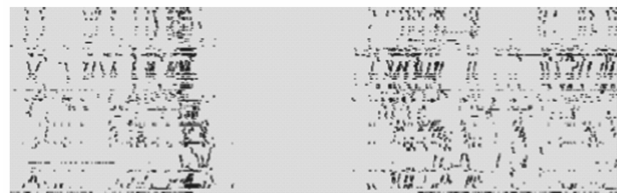


(a) 人群轨迹



(b) 单个轨迹

图6 室内轨迹重构



正常行为 应急疏散 疏散后

图7 时空统计分析图

可见本文方法可以较好的揭示不同时空轨迹的结构特征,可为室内人群行为的轨迹分析提供依据。

5 结论

本文利用几何代数基本原理将网络投影至几何代数空间,构建基于几何代数的网络模型。接着通过对传统邻接矩阵进行改造,构建基于几何代数的邻接网络矩阵来表达路径,通过建立基础邻接矩阵与起点矩阵来构建路径拓展规则。然后根据传感器拓扑结构和人体运动特征,提出了对室内人体运动进行目标跟踪的方法,并建立时空约束规则来对路径拓展产生的无效路径进行筛选,最终实现对室内人体运动行为轨迹的重构。基于 MERL 的实验数据显示本文的方法可以较好的区分不同情境下人群运动的行为轨迹模式。未来工作包括:(1)如何有效解决轨迹的合并、分割和聚类;(2)基于概率模型重建群体行为轨迹演化模式。

参考文献

- [1] 王凡,周怀北. 基于信号衰减的蜂窝移动定位技术[J]. 计算机工程与应用,2006,42(9):129-131.
Wang Fan, Zhou Huaibei. Mobile location technique based on signal attenuation[J]. Computer Engineering and Applications, 2006, 42(9): 129-131. (in Chinese)
- [2] 赵军,李鸿斌,王智. 无线网络室内定位系统研究[J]. 信息与控制,2008,37(4):465-470.
Zhao Jun, Li Hong-bin, Wang Zhi. Based on single neuron adaptive PI controller[J]. Information and Control, 2008, 37(4): 465-470. (in Chinese)
- [3] Ladd A M, Bekris K E, Rudys A, et al. Robotics-based location sensing using wireless ethernet[J]. Wireless Networks, 2002, 11(1-2): 189-204.
- [4] Bahl P, Padmanabhan V N. RADAR: An in-building RF-based user location and tracking system[A]. Proceedings of IEEE Infocom[C]. Tel Aviv: 2000. 2: 775-784.
- [5] 俞波,陈一民. 基于立体视觉的三维视频轨迹跟踪[J]. 计算机应用,2003,23(4):72-74.
Yu Bo, Chen Yi-min. Stereo vision-based 3D visual tracking[J]. Journal of Computer Applications, 2003, 23(4): 72-74. (in Chinese)
- [6] 常发亮,马丽,乔谊正. 视频序列中面向人的多目标跟踪算法[J]. 控制与决策,2007,22(4):418-422.
Chang Fa-liang, Ma Li, Qiao Yi-zheng. Human oriented multi-target tracking algorithm in video sequence[J]. Journal of Control and Decision, 2007, 22(4): 418-422. (in Chinese)
- [7] 程光,罗予频,王宏宝. 联合轮廓法在低分辨率视频下的多目标追踪[J]. 计算机工程与应用,2007,43(2):64-66.
Cheng Guang, Luo Yu-pin, Wang Hong-bao. Multiple objects tracking in low resolution based on joint contour method[J]. Computer Engineering and Applications, 2007, 43(2): 64-66. (in Chinese)
- [8] Nibbles J C, Wang H, Li F F. Unsupervised learning of human action categories using spatial-temporal words[J]. International Journal of Computer Vision, 2008, 79(3): 299-318.
- [9] Kasteren T L M, Englebienne G, Krøse B J A. Transferring knowledge of activity recognition across sensor networks[A]. Proceedings of the 8th international conference on Pervasive Computing[C]. Berlin: Springer-Verlag, 2010. 283-300.
- [10] 袁林旺,闻国年,罗文,等. GIS 多维统一计算的几何代数方法[J]. 科学通报,2012,57(4):282-290.
Yuan L W, Lü G N, Luo W, et al. Geometric algebra method for multidimensionally-unified GIS computation[J]. Chin Sci Bull, 2012, 57(4): 282-290. (in Chinese)
- [11] 袁林旺,俞肇元,罗文,等. 基于共形几何代数的 GIS 三维空间数据模型[J]. 中国科学:地球科学,2010(12):1740-1751.
Yuan L W, Yu Z Y, Luo W, et al. A 3D GIS spatial data model based on conformal geometric algebra[J]. Sci China: Earth Sci, 2010(12): 1740-1751. (in Chinese)
- [12] Yuan L, Yu Z, Luo W, et al. Clifford algebra method for network expression, computation, and algorithm construction[J]. Mathematical Methods in the Applied Sciences, 2014, 37(10): 1428-1435.

作者简介



王健健 男,1991年出生于湖北襄阳。南京师范大学虚拟地理环境教育部重点实验室硕士研究生,研究方向为地理信息系统空间分析。
E-mail: wjianwindy@163.com



罗文(通信作者) 男,1986年出生于湖北荆州。南京师范大学虚拟地理环境教育部重点实验室博士,研究方向为地理信息系统算法,现在为美国威斯康星大学博士后。
E-mail: luowen1987@163.com