

面向行人导航的 RMLT DR 算法研究与实现

郑 炜 王卫星 梁顺龙

(西北工业大学软件与微电子学院 西安 710072)

摘 要 DR 算法是行人导航中最常用的一种推算算法。分析常规 DR 算法,针对行人导航中 DR 算法是固定阈值,不能根据行人环境不同而自动调整阈值,导致行人定位精确度不高的缺点,提出了基于雷达的多级阈值 DR 算法,即 RMLT DR 算法。通过仿真模拟实验,对比分析了 RMLT DR 算法和常规 DR 算法的定位结果。验证了行人行走过程中,RMLT DR 算法可以根据周围的环境自动选择阈值大小,具有更高的精确度。

关键词 DR 算法,多级阈值,RMLT DR 算法,行人导航

中图法分类号 TP3-05 **文献标识码** A

RMLT DR Algorithm's Research and Implementation in Pedestrian Navigation System

ZHENG Wei WANG Wei-xing LIANG Shun-long

(School of Software and Micro-electronics, Northwest Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

Abstract Dead reckoning is the most common pedestrian navigation of a projection algorithm. This paper analyzed the traditional dead reckoning. The dead reckoning for pedestrian navigation which has a fixed threshold can not be different according to the pedestrian environment and can not automatically adjust the threshold value, which leads to Lower accuracy. Therefore this paper proposed the radar-based multi-level threshold dead reckoning that is RMLT DR algorithm. Through simulation experiments, compared RMLT DR algorithm and dead reckoning positioning. During pedestrians walking, RMLT DR algorithm can automatically select the threshold size according to the surrounding environment with higher accuracy.

Keywords Dead reckoning, Multi-level threshold, RMLT DR algorithm, Pedestrian navigation

在许多社会活动和生产活动中,例如野外地质、石油勘测、大楼内部救生等,人们往往身处人烟稀少的野外,或错综复杂的办公楼和商业大厦中,这使得对行人导航的需求尤为迫切。行人导航技术包括全球定位技术(GPS)、航位推算技术(DR)等,在具体的实现时,均采用单独的一个技术方案。而任何一种定位系统单独工作时都无法克服其自身的缺陷,要实现连续高精度的导航,组合导航系统成为研究的热门,其通过融合不同系统的优点,克服其单个系统的缺点,来达到高可靠性、高精确度和低成本导航的目的。

DR 算法是行人导航中跟踪和定位最常用的一种算法。然而定位误差在随着系统时间的增加而增加,需要 GPS 实时的定位输出来刷新 DR 算法的初始推算位置。但常用的行人导航 DR 算法都使用固定的阈值,从而导致在充满变数的环境中,定位误差较大,不能准确地对人员定位。因此本文提出了基于雷达的多级阈值 DR 算法,即 RMLT DR 算法。

本文第 1 节提出行人导航系统中的 DR 系统;第 2 节提出 RMLT DR 算法的核心思想;第 3 节仿真模拟 RMLT DR 算法;最后对本文工作进行总结。

1 行人导航系统中的 DR 系统

1.1 DR 系统中的扩展卡尔曼滤波算法

GPS/DR 组合导航基本滤波方案如图 1 所示。

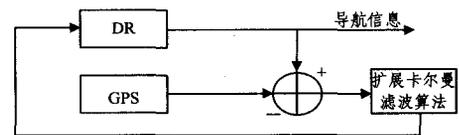


图 1 GPS/DR 组合导航基本滤波方案

A. 过程模型

扩展卡尔曼滤波方法的状态方程为:

$$x(k+1) = A * x(k) + w(k) \tag{1}$$

式中, $w(k)$ 为过程噪声向量,可以作为零均值高斯白噪声过程。行人导航系统的位置和速度是以当地东北行动的坐标。本文使用 2 维坐标的位置和速度,例如东向和北向。而步长误差和罗盘指针误差在行人导航系统中与位置、速度一致。因此扩展卡尔曼滤波的状态向量为:

$$x = [e \quad v_e \quad n \quad v_n \quad p_e \quad b_e]^T \tag{2}$$

上面状态方程中, e 为东向位置, V_e 为东向速度, n 为北向位置, V_n 为北向速度, P_e 为步长误差, b_e 为罗盘误差, $[\]^T$ 表示向量的转置。

速度和位置的模型分别是随机模型。因此状态过渡矩阵 A 可以写为:

$$A = \begin{bmatrix} A_{pv} & 0 & 0 \\ 0 & A_{pv} & 0 \\ 0 & 0 & A_{dr} \end{bmatrix} \tag{3}$$

到稿日期:2010-06-18 返修日期:2010-12-04

郑 炜(1975-), 博士后, 主要研究方向为软件工程及自动化测试。

$$A_{pv} = \begin{bmatrix} 1 & \Delta t \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$A_{dr} = \begin{bmatrix} e^{-\beta_p \Delta t} & 0 \\ 0 & e^{-\beta_e \Delta t} \end{bmatrix} \quad (5)$$

以上矩阵中, $1/\Delta t$ 是 GPS 的修正率, $1/\beta_p$ 是关于步长误差的时间常数, $1/\beta_e$ 是关于罗盘偏角误差的时间常数。

B. 测量模型

一般的测量模型为:

$$z(k) = h(x(k), k) + v(k) \quad (6)$$

$V(k)$ 是测量噪声向量, 假定为带有协方差 $R(k)$ 的零均值高斯白噪声过程, 与白噪声向量 $w(k)$ 不相关。

测量向量可以写为:

$$z = [\tilde{e} \quad \tilde{v}_e \quad \tilde{n} \quad \tilde{v}_n \quad \Delta \tilde{T}_p \quad \tilde{\alpha}]^T \quad (7)$$

上述向量中, \tilde{e} 为从 GPS 接收器中测量的东向位置, \tilde{n} 为从 GPS 接收器中测量的北向位置, \tilde{v}_e 为从 GPS 接收器中测量的东向速度, \tilde{v}_n 为从 GPS 接收器中测量的北向速度, $\Delta \tilde{T}_p$ 为测量的步骤时间间隔, $\tilde{\alpha}$ 为测量的罗盘指针。

测量矩阵或者观测矩阵 H 可以用以下方程式计算:

$$H(k) = \frac{\partial h(x)}{\partial x} \Big|_{x=\hat{x}(k|k-1)} \quad (8)$$

$$h(x) = \left[e \quad v_e \quad n \quad v_n \quad \frac{p + p_e}{\sqrt{v_e^2 + v_n^2}} \tan^{-1} \left(\frac{v_e}{v_n} \right) - (b + b_e) \right]^T \quad (9)$$

为了让卡尔曼滤波器给出一个精确的计算, 测量噪声协方差矩阵的错误预算应尽可能地接近实际测量的噪声统计。因此, 我们根据 GPS 卫星的 HDOP, 采用一个方法来适应和调整位置与速度测量噪声的差额。让 σ_e^2 σ_n^2 $\sigma_{v_e}^2$ $\sigma_{v_n}^2$ 分别代表东方向、北方向、东向速度、北向速度的方差。在每个 GPS 更新方差的计算为:

$$\sigma_e^2 = \sigma_n^2 = \left(\frac{HDOP_{GPS}}{\sqrt{2}} * \sigma_{\delta GPS} \right)^2 \quad (10)$$

$$\sigma_{v_e}^2 = \sigma_{v_n}^2 = \frac{HDOP_{GPS}}{\sqrt{2}} * \sigma_{\delta GPS} \quad (11)$$

式中, $\sigma_{\delta GPS}$ 是 GPS 的 1- Σ 伪距误差, $\sigma_{\delta GPS}$ 是 GPS 的 1- Σ 三距误差。

C. 参数修正

当 GPS 信号可用时, 步长误差和罗盘偏角误差通过扩展卡尔曼滤波器 (EKF) 计算。评估的误差送入 DR 系统通过式 (13) 和式 (14) 修正罗盘偏角和步长, 这是一个间接的反馈结构。当 GPS 信号不可用时, 步长和罗盘偏差可以通过最近 100 秒的平均步长和罗盘偏差计算。在此期间, 该 GPS 信号不可用, 东向和北向速度通过平均步长和修正平均罗盘偏差的测量指针计算。计算后的东向速度和北向速度送入卡尔曼滤波器中计算行人导航系统的位置和速度。

1.2 系统误差分析

1) 行人行走方向的测量误差

利用罗盘测量航向角, 除了受外界环境干扰引起测量误差外, 还受行人佩戴位置的影响。罗盘指针误差是身体失去平衡和磁偏角影响的结果。没有磁场的干扰, 测量指针可以写为 (k 为时间的索引):

$$\tilde{\alpha}(k) = \alpha_{true}(k) - b_{true}(k) - n_{\alpha}(k) \quad (12)$$

式中, $\tilde{\alpha}$ 为测量指针, α_{true} 为真实指针, b_{true} 为真实罗盘偏角, n_{α}

为带有二次方差的零均值高斯噪声。真实罗盘偏角 b_{true} 和罗盘偏角误差 b_e 的关系可以写成如下方程:

$$b(k) = b_{true}(k) - b_e(k) \quad (13)$$

b 是在 DR 算法中修正测量指针的罗盘偏角。罗盘偏角误差 b_e 也与以前的误差相关。因此, 罗盘偏角误差 b_e 的模型也为一阶高斯马尔科夫过程。

2) 行人行走距离的测量误差

由于步长随时间实时变化, 前后的步长也有可能不同, 因此精确的步长很难获得, 通常行人根据自己的经验, 在行人导航系统中预设步长。随着环境、行人疲劳程度的变化, 真实的步长也随之变化。

真实步长和步长的误差关系方程为:

$$p(k) = p_{true}(k) - p_e(k) \quad (14)$$

式中, p 为 DR 算法中方向计算时的步长, P_{true} 为真实步长, P_e 为步长误差。步长误差的模型为一阶高斯马尔科夫过程。因为为了保持行走速度, 先前的步长影响现在实时的步长, 先前步长的影响受时间进程的不断控制。

3) DR 导航系统假设条件引起的误差

由于 DR 导航实现中, 认为行人是在 2 维平面中行走, 然而道路总有起伏, 因此, 此算法存在系统原理误差。所以理论位置变化量表示如下:

$$\begin{cases} \Delta N = P \cos \theta \cos \varphi \\ \Delta E = P \sin \theta \cos \varphi \end{cases} \quad (15)$$

式中, P 表示步长, θ 表示航向角, φ 表示行人前进方向和水平方向的夹角。则在一步推算方程中产生的位置误差为:

$$\begin{cases} \Delta \tilde{N} = nP \cos \theta (1 - \cos \varphi) \\ \Delta \tilde{E} = nP \sin \theta (1 - \cos \varphi) \end{cases} \quad (16)$$

由于这些误差的存在, 导致 DR 系统计算的行人位置存在误差。

2 RMLT DR 算法核心思想

针对行人导航中 DR 算法是固定阈值, 不能根据行人环境不同而自动调整阈值, 导致行人定位精确度不高的缺点, 本文提出了基于雷达的多级阈值 DR 算法, 即 RMLT DR 算法。RMLT DR 算法为每个行人设定关注区域 (AOI), 关注区域 AOI 是以行人为圆心, 固定半径围成的一个圆。而半径的长度经常会根据行人所处环境的不同而自由设定。RMLT DR 算法假定行人导航中行人配有雷达设备, 根据此雷达设备反馈的信号, 可以定义 4 种阈值水平, 水平 1 作为最小的阈值, 而水平 4 作为最大的阈值。以大楼救生为例, RMLT DR 算法阈值确定原理如图 2 所示。

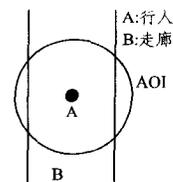


图 2 阈值为水平 4 时的相互关系

如果行人在大楼走廊中, 如图 2 所示, 此时雷达扫描后的反馈信息显示行人所处的大楼走廊前后无障碍物 (或墙), 而行人的两边雷达信号依旧不发生变化, 或变化在允许的范围内 (例如行人在走廊中东西方向走)。此时 RMLT DR 算法默认行人将继续往前方或后方运动, 但方向依旧是东西方向或

南北方向,此时 RMLT DR 算法的阈值将使用 4 级阈值,推算方程允许有较大误差,且状态更新包无需频繁地发送,行人的推算可以有较低的精确性。

如果行人在大楼走廊中,如图 3 所示,此时雷达扫描后的反馈信息显示行人所处的大楼走廊前方有障碍物(或墙),而行人两边的雷达信号有一边发生变化,例如行人左边雷达信号没变,而右边已发生变化。此时行人有可能往后方运动,也有可能往雷达信号变化的方向运动。方向有可能发生变化,此时 RMLT DR 算法的阈值将使用 3 级阈值,推算方程仍然需要精确,但要求比较灵活。状态更新包不需要很频繁地发送,所以推算方程使用一个相对大的阈值。

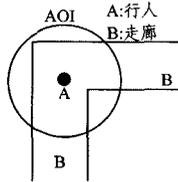


图 3 阈值为水平 3 时的相互关系

如果行人在大楼走廊中,如图 4 所示,此时雷达扫描后的反馈信息显示行人所处的大楼走廊前后无障碍物(或墙),而行人两边的雷达信号有一边发生变化,例如行人左边雷达信号没变,而右边已发生变化。此时行人有可能继续往前方或后方运动,也有可能往雷达信号变化的方向运动。方向有可能发生变化,此时 RMLT DR 算法的阈值将使用 2 级阈值,为了避免状态更新包发送的不频繁而导致地位不准确,造成行人从墙中穿过的假象,行人的推算方程需要一个较小的阈值。

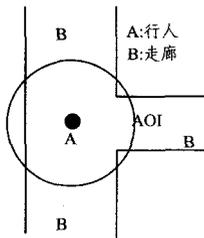


图 4 阈值为水平 2 时的相互关系

如果行人在大楼走廊中,如图 5 所示,此时雷达扫描后的反馈信息显示行人所处的大楼走廊前后无障碍物(或墙),而行人两边的雷达信号都发生变化,此时行人有可能继续往前方或后方运动,也有可能往雷达信号变化的另外两个方向运动。方向有可能发生变化,此时 RMLT DR 算法的阈值将使用 1 级阈值,为了避免行人定位发生很大误差,行人的状态更新包发送最为频繁,推算也最为精确。

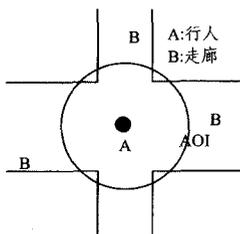


图 5 阈值为水平 1 时的相互关系

在以上所有的情况中,行人的推算方程都需要精确,尽管精确的程度不同。

RMLT DR 算法关于多级阈值。选取条件如下:

当行人左边和右边雷达信号都有变化时,RMLT DR 算

法应使用 1 级阈值的相应操作;

当行人左边和右边雷达信号仅有一边有变化,且前方雷达信号无变化时,RMLT DR 算法应使用 2 级阈值的相应操作;

当行人左边和右边雷达信号仅有一边有变化,且前方雷达信号也有变化时,RMLT DR 算法应选取 3 级阈值的相应操作;

当行人左右两边雷达信号都未发生变化时,RMLT DR 算法应选取 4 级阈值的相应操作。

3 RMLT DR 算法的核心思想模拟

本文描述的模拟方法是以类似迷宫环境的一组数据作为背景,选定起始点,随机选择一条路线,类似行人在大楼中随机行走。本程序通过队列记录这条路线的所有点打印,而常规 DR 算法每过 5 秒取一个点(因为本程序假定匀速,所以每隔 5 步取一个点),而本文优化的 RMLT DR 算法根据行走环境的不同而每隔不同时间取一个点。最后将常规 DR 算法和 RMLT DR 算法中获取到的点打印对比。

本模拟实验选取的路径中有 0 到 5 个拐点,而另外随机选取的路径有 12 个拐点。每次仿真模拟若干次,随机选取其中的 50 次,统计误差。常规 DR 算法和 RMLT DR 算法在各个拐点数路径中的仿真模拟误差如表 1 所列。

表 1 误差统计

路径拐点数	常规 DR 算法误差		RMLT DR 算法误差	
	东西方向	南北方向	东西方向	南北方向
0 拐点	0	0	0	0
1 拐点	0.38	0.52	0.21	0.48
2 拐点	0.51	1.01	0.52	0.95
3 拐点	1.03	0.99	0.92	0.77
4 拐点	1.38	1.52	1.01	1.44
5 拐点	1.96	2.02	1.56	1.96
12 拐点	2.52	2.56	2.13	2.24

由表 1 和图 6 可以看出,当路径中有 0 个拐点时,常规 DR 算法和 RMLT DR 算法的误差都为 0;当路径中有多个拐点时,虽然 RMLT DR 算法在个别拐点的某个方向上误差有点大(例如 2 个拐点时,在东西方向上,RMLT DR 算法比常规 DR 算法的误差大 0.01),但整体上无论是东西方向还是南北方向,RMLT DR 算法较常规 DR 算法误差更小。

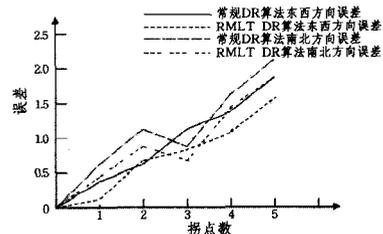


图 6 误差曲线图

由以上模拟实验可知,当路径中拐点数较多时,RMLT DR 算法比常规 DR 算法有更好的导航作用,误差较小,能更加准确地推测出行走路程,而不会像常规 DR 算法那样,在拐点处的推测导致行人在拐点处几乎是穿墙而过的假象。

结束语 RMLT DR 算法是一种基于雷达的多级阈值 DR 算法。它可以优化行人导航中的 DR 算法。针对行人导航中 DR 算法是固定阈值,不能根据行人环境不同而自动调整阈值,导致行人定位精确度不高的缺点,本文提出的 RM-

LT DR 算法假定行人配有雷达装置,在行走过程中,可以根据周围的环境,自动选择阈值大小,使得在需要精确度高的环境中阈值小,状态更新包发送频繁,定位精确度高,而在不需要精确度较高的环境中选择较大阈值,状态更新包发送频率低,定位精确度较低。由上述仿真实验数据可知,在行人路径多拐点时,RMLT DR 算法比常规 DR 算法的定位具有更高的精确性。

参 考 文 献

[1] Jirawimut R, Ptasinski P, Garaj V, et al. A Method for Dead Reckoning Parameter Correction in Pedestrian Navigation System [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2003, 52(1): 209-215

[2] Zhao L, Ochieng W Y, Quddus M A, et al. An Extended Kalman Filter algorithm for Integrating GPS and low-cost Dead reckoning system data for vehicle performance and emissions monitoring[J]. Journal of Navigation, 2003, 56(2): 257-275

[3] Beauregard S, Haas H. Pedestrian Dead Reckoning: A Basis for Personal Positioning[C]//Proceedingm of the 3rd Workshop on Positioning, Navigation and Communication(WPNC'06). 2006;

27-36

[4] Randell C, Djallil C, Muller H. Personal Position Measurement Using Dead Reckoning[C]//Seventh IEEE International Symposium on Wearable Computer(ISWC'03). 2003

[5] Fischer C, Hazas M, Gellersen H, et al. Ultrasound-Aided Pedestrian Dead Reckoning for Indoor Navigation [C]// Proceedings of the first ACM International Workshop on Mobile Entity Localization and Tracking in GPS-less Environments. 2008; 31-36

[6] Lee B-S, Cai W, Turner S J, et al. Adaptive dead reckoning algorithms for distributed interactive simulation[C]//Proceedings of 13th Workshop on Parallel and Pistributed Simulation. Atlanta, Georgia, USA, May 1999

[7] Cinotti T S, Stefano L D, Raffa G, et al. Dead reckoning supports stereo vision in pedestrians tracking [C]// Proceedings of the Fourth Annual IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications Workshops. Beijing, 2006

[8] Sun Zuolei, Mao Xuchu, Tian Weifeng, et al. Activity classification and dead reckoning for pedestrian navigation with wearable sensors[J]. Measurement Science and Technology, 2009, 20(1)

(上接第 215 页)

知道, α 内的一些属性被删除, 则信息 (x) 将变成信息 $(x)^f$, $(x)^f$, $(x)^f$, 在 (x) 外依赖被恢复-发现。在一类动态信息系统应用中, 人们需要发现 F -记忆信息, 需要知道 F -记忆信息的存在。

把动态特性引入到有限普通集合 X 中, 改进普通集合 X , 文献[1, 2]提出了一个新的数学模型 P -集合 (X^F, X^F) , P -集合具有动态特性。在实际的信息系统中, 具有“静态特性”的普通集合是少数, 具有“动态特性”的普通集合却是多数。 P -集合是研究动态信息系统(动态数据库系统)的一个新的数学方法与工具。文献[3-18]给出了 P -集合在多个领域中的应用, 记忆特性是 P -集合的重要应用特性之一。本文给出了 F -记忆信息的特性及在经济系统中的应用。 P -集合这个数学模型具有好的应用前景, 它还可以用于数据库中的子数据库搜索、投资系统的风险估计、信息丢失 补充与新材料的特性发现、信息规律重组与可辨识特性等动态信息系统中。关于这些后续应用, 读者若有兴趣, 可通过 E-mail: shikq@sdu.edu.cn 进行讨论。

参 考 文 献

[1] Shi Kaiquan. P -sets and its applications[J]. An International Journal Advances in Systems Science and Applications, 2009, 9(2): 209-219

[2] 史开泉. P -集合[J]. 山东大学学报: 理学版, 2008, 43(11): 77-84

[3] 史开泉. P -集合与它的应用特征[J]. 计算机科学, 2010, 37(8): 1-8

[4] 汪洋, 张冠宇, 史开泉. P -集合与 F -记忆信息特性-应用[J]. 计算机科学, 2011, 38(1): 233-237

[5] 汤积华, 陈保会, 史开泉. P -集合与 (\bar{F}, F) -数据生成-辨识[J]. 山东大学学报: 理学版, 2009, 44(11): 83-92

[6] 于秀清. P -集合的识别与筛选[J]. 山东大学学报: 理学版, 2010, 45(1): 94-98

[7] 张飞, 陈萍, 张丽. P -集合的 P -分离与应用[J]. 山东大学学报: 理

学版, 2010, 45(3): 18-22

[8] Shi Kaiquan, Li Xiuhong. Camouflaged information identification and its applications[J]. An International Journal Advances in System Science and Applications, 2010, 10(2): 208-216

[9] Zhang Li, Cui Yuquan. Outer P -sets and data internal-recovery [J]. An International Journal Advances in Systems Science and Applications, 2010, 10(2): 229-236

[10] Liu Jiqin. P -probabilities and its applications [J]. An International Journal Advances in Systems Science and Applications, 2010, 10(2): 237-244

[11] Lin Hongkang, Li Yuying. P -sets and its P -separation theorems [J]. An International Journal Advances in Systems Science and Applications, 2010, 10(2): 245-251

[12] Huang Shunliang, Wang Wei, Geng Dianyou. P -sets and its internal p -memory characteristics [J]. An International Journal Advances in Systems Science and Applications, 2010, 10(2): 252-260

[13] Wang Yang, Geng Hongqin, Shi Kaiquan. The mining of dynamic information based on P -sets and its applications[J]. An International Journal Advances in Systems Science and Applications, 2010, 10(2): 267-275

[14] Zhang Li, Xu Ming, Shi Kaiquan. P -sets and applications of internal-outer data circle[J]. Quantitative Logic and Soft Computing, 2010, 2: 581-591

[15] Qiu Yufeng, Chen Baohui. f -model generated by P -sets [J]. Quantitative Logic and Soft Computing, 2010, 2: 613-620

[16] Li Yuying, Zhang Li, Shi Kaiquan. Generation and recovery of compressed data and redundant data[J]. Quantitative Logic and Soft Computing, 2010, 2: 661-671

[17] Zhang Ling, Ren Xuefang. P -sets and its (f, \bar{f}) -heredity[J]. Quantitative Logic and Soft Computing, 2010, 2: 735-743

[18] Xiu Ming, Shi Kaiquan, Zhang Li. P -sets and F -data selection-discovery[J]. Quantitative Logic and Soft Computing, 2010, 2: 791-799