

1-4-2019

12-dimensional Zero Velocity State Updating Intelligent Algorithm for Pedestrian Dead Reckoning

Hengzhi Liu

Beijing Information Science Technology University Beijing Key Laboratory of High Dynamic Navigation Technology, Beijing 100192, China;

Li Qing

Beijing Information Science Technology University Beijing Key Laboratory of High Dynamic Navigation Technology, Beijing 100192, China;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

12-dimensional Zero Velocity State Updating Intelligent Algorithm for Pedestrian Dead Reckoning

Abstract

Abstract: For wearable pedestrian strapdown inertial navigation and location devices, the different devices need different pedestrian dead reckoning (PDR) parameters, and the parameters are not such the optimal value that it affects the accuracy. *A self-pedestrian navigation and location method based on the 12-dimensional zero-velocity state update intelligent algorithm is proposed, in which three dimensional errors of velocity, angular speed, location and geomagnetism are introduced as the system observations and an intelligent estimator which is formed by the support vector machine (SVM) and Kalman filter is established to estimate the system state error, and therefore the system accuracy is improved.* By the experimental verification with using the self-developed IMU sensor, the results prove that this method observes system status effectively and estimates system errors intelligently. Comparing with the traditional ZUPT, the proposed method can reduce the horizontal error by an average of 40% and the spatial error by an average of 45%.

Keywords

SINS, wearable, pedestrian self-navigation, IMU, PDR

Recommended Citation

Liu Hengzhi, Li Qing. 12-dimensional Zero Velocity State Updating Intelligent Algorithm for Pedestrian Dead Reckoning[J]. Journal of System Simulation, 2018, 30(11): 4387-4394.

一种 12 维零速状态更新的智能行人航位推算

刘恒志, 李擎

(北京信息科技大学 高动态导航技术北京市重点实验室, 北京 100192)

摘要: 针对目前不同的可穿戴式行人导航的捷联惯导装置需要不同的 PDR(Pedestrian Dead Reckoning)参数, 并且非最优值参数影响定位精度的问题, 提出一种 12 维零速状态更新智能算法: 通过引入三维速度、姿态、位置、磁力计误差作为系统观测量, 并将支持向量机与卡尔曼滤波器构成智能估计器估计系统状态误差, 从而提升系统精度。利用自研的 IMU(Inertial Measurement Unit) 传感器进行实验验证, 结果证明该方法有效观测系统状态, 最优估计系统误差, 提升了系统的精度: 水平和空间误差平均缩减 40% 和 45%, 对行人导航技术的研究具有实际应用价值。

关键词: 捷联惯导; 可穿戴式; 行人自主导航; IMU; PDR

中图分类号: TP391.9 文献标识码: A 文章编号: 1004-731X (2018) 11-4387-08

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.201811040

12-dimensional Zero Velocity State Updating Intelligent Algorithm for Pedestrian Dead Reckoning

Liu Hengzhi, Li Qing

(Beijing Information Science Technology University Beijing Key Laboratory of High Dynamic Navigation Technology, Beijing 100192, China)

Abstract: For wearable pedestrian strapdown inertial navigation and location devices, the different devices need different pedestrian dead reckoning (PDR) parameters, and the parameters are not such the optimal value that it affects the accuracy. A self-pedestrian navigation and location method based on the 12-dimensional zero-velocity state update intelligent algorithm is proposed, in which three dimensional errors of velocity, angular speed, location and geomagnetism are introduced as the system observations and an intelligent estimator which is formed by the support vector machine (SVM) and Kalman filter is established to estimate the system state error, and therefore the system accuracy is improved. By the experimental verification with using the self-developed IMU sensor, the results prove that this method observes system status effectively and estimates system errors intelligently. Comparing with the traditional ZUPT, the proposed method can reduce the horizontal error by an average of 40% and the spatial error by an average of 45%.

Keywords: SINS; wearable; pedestrian self-navigation; IMU; PDR

引言

惯性导航元器件自主性的日益增强, 基于惯性



收稿日期: 2018-05-29 修回日期: 2018-06-19;
基金项目: 国家自然科学基金(61471046), 北京市教委市属高校创新能力提升计划(TJSHG201510772017), 高动态导航技术北京市重点实验室开放课题;
作者简介: 刘恒志(1994-) 男, 宁夏, 硕士生, 研究方向为导航、制导与控制, 高动态导航技术等;

导航元器件的行人自主导航成为了广泛研究的热点^[1]。目前, 捷联惯导通常被集成到微机电系统(MEMS)之下^[2], 美国的 Draper 实验室于 20 世纪末提出了将 MEMS IMU 安装在足部, 从而实现行人自主导航, 这种方法解决了在 GPS 信号受到遮挡下无法进行导航的问题。但是由于惯性元器件存在着无可避免的漂移误差累计, 所以定位精度较

<http://www.china-simulation.com>

• 4387 •

低,并随着使用时间的增加,系统误差被逐渐的放大。面对这种问题, Foxlin 提出了在静止区间内,通过零速检测更新状态,配合卡尔曼滤波来对实时误差进行校正^[3]。Francisco 提出过 UFK 滤波器进行信息融合。哈尔滨工程大学李佳璇提出双 MIMU 方案对累计误差进行校正^[4]。北京理工大学、北京信息科技大学等国内高校都取得了一定的研究成果,但是这些成果以及研究方法都需要对滤波参数进行调试,计算结构也相当的复杂,精度提升能力较弱,轨迹的绘制也并不平滑,限制了在消防人员单兵定位、反恐安全、军事行动指挥以及日常行人导航中的应用^[5]。所以针对上述问题,本文提出一种 12 维零速状态更新的智能算法。本算法在零速条件下利用相邻时刻的系统状态计算得到系统的三维速度误差、三维姿态误差、三维位置误差以及三维地磁误差作为系统的观测量,实现全维可观,确保了个人导航信息的准确性,然后将 SVM 与卡尔曼滤波器构成智能估计器来估计系统误差,并对系统误差进行辅助修正与补偿。

1 行人自主导航定位系统总体结构

本方法的结构主要由三个部分组成,首先是捷联惯导系统的数据结算,其次是 12 维零速状态更

新算法数学平台,最后是基于 SVM 智能卡尔曼(Intelligent Kalman Filter based on SVM)滤波器^[6]。具体工作原理如图 1 所示。

本方法采用的是直接积分的策略,通过两步之间的惯性原理,即分别对角速度进行积分和加速度进行积分来对数据进行结算,采用四元数的方法对姿态进行实时的更新。所谓 12 维零速状态是指速度的三维信息、姿态的三维信息、位置的三维信息以及地磁的三维信息,这样就构成了 12 种参数变化的系统。其中“零速状态”由以下三个瞬时时间条件所决定^[7]。

条件(1): 加速度计合成输出幅值,处于给定阈值之间,则可以判断人处于静止状态。

定义加速度计的合成输出幅值为

$$|a_k| = \sqrt{a_k^b(x)^2 + a_k^b(y)^2 + a_k^b(z)^2} \quad (1)$$

定义给定的合成加速度的绝对值阈值的最小值为 $th_{a \min} = 9m/s^2$, 最大值为 $th_{a \max} = 11m/s^2$, 于是定义一状态表示符号 A1,

$$A1 = \begin{cases} 1, & th_{a \min} < |a_k| < th_{a \max} \\ 0, & otherwise \end{cases} \quad (2)$$

条件(2): 加速度局部方差低于给定值阈值,则判断人员处于静止状态。

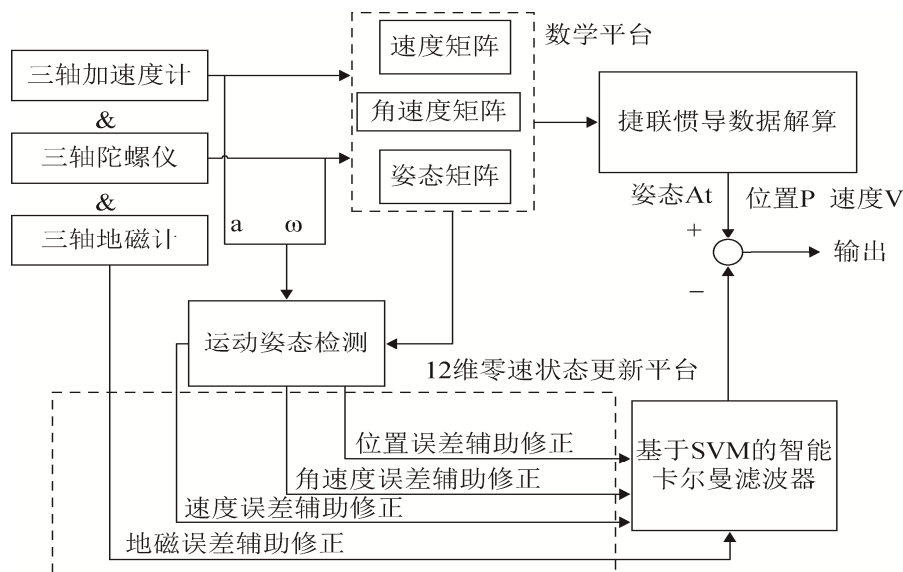


图 1 基于 12 维零速状态全维更新算法的行人导航方法原理图
Fig. 1 Schematics of self-navigation and location based on 12DZVSU

定义加速度计局部方差为:

$$\delta_{a_k}^2 = \frac{1}{2s+1} \sum_{q=k-c}^{k+c} (a_q^b - \bar{a}_k^b)^2 \quad (3)$$

其中 \bar{a}_k^b 为在这个区间内的合成加速度幅值的输出平均值, 可以定义为

$$\bar{a}_k^b = \frac{1}{2s+1} \sum_{q=k-c}^{k+c} a_q \quad (4)$$

s 为半窗口采样数量, 通常定义其值为 15。定义给定阈值为 $th_a = 0.5m/s^2$, 于是定义状态表示符号 A2,

$$A2 = \begin{cases} 1, & \delta_{a_k} > th_{\delta_a} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

条件(3): 陀螺仪合成幅值小于给定阈值, 则可以判断为人体静止。

定义陀螺仪合成幅值为:

$$|\omega_k| = \sqrt{\omega_k^b(x)^2 + \omega_k^b(y)^2 + \omega_k^b(z)^2} \quad (6)$$

通常有给定的阈值为: $th_{\omega_{\max}} = 50^\circ/s$, 于是定义状态表示符号 A3,

$$A3 = \begin{cases} 1, & \omega_k > th_{\omega_{\max}} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

上述 3 个条件为判断行人静止的充分必要条件, 即在同时满足上述状态表示符号 A1、A2、A3 分别为“1”时, 才可以判断为行人处于静止状态。

2 12 维零速状态更新智能算法

2.1 行人导航系统模型

行人导航应用于捷联惯性导航系统, 惯性测量单元(IMU)被集成到 MEMS 之中, 行人穿戴自主导航装置, 实现行人导航和定位^[8]。加速度计和陀螺仪分别在载体坐标系下测量加速度和角速度, 将载体坐标系下的加速和角速度数据, 经过坐标变换转换到当地的地理坐标系(东、北、天), 并作为导航坐标系^[9]。经过数学平台的数据解算, 主要是对加速度和角速度的一次积分和二次积分, 转换为在导航坐标系下的姿态、速度和位置信息^[10]。

行人导航模型的建立选择当地的地理坐标系(东、北、天)作为导航坐标系, 捷联惯导模型可以

由下述公式进行建模。

首先, 定义载体坐标系向地理坐标的坐标变换矩阵,

$$\dot{C}_b^n = C_b^n \Omega_{nb}^n \quad (8)$$

其中 C_b^n 为方向余弦矩阵, Ω_{nb}^b 为反对称矩阵, 表示在地理坐标系下的陀螺仪在惯性空间中的角速度。

$$\omega_{nb}^b = \omega_{ib}^b - (C_b^n)^T (\omega_{ie}^n + \omega_{en}^n) \quad (9)$$

ω_{ib}^b 表示陀螺仪在惯性空间中的角速度, ω_{ie}^n 表示地球自转角速度, ω_{en}^n 为位置角速率。

$$\Omega_{nb}^b = (\omega_{nb}^b \times) = \begin{bmatrix} 0 & -\omega_{nbz}^b & \omega_{nbx}^b \\ \omega_{nbz}^b & 0 & -\omega_{nbx}^b \\ -\omega_{nbx}^b & \omega_{nbx}^b & 0 \end{bmatrix} \quad (10)$$

根据比力方程式, 推导出速度的理想值表示为

$$\dot{v}^n = C_b^n f^b - (2\omega_{ie}^n + \omega_{en}^n) \times v^n + g^n \quad (11)$$

其中 v^n 是导航坐标系中东、北、天方向向上的速度向量, $v^n = [v_E^n \ v_N^n \ v_U^n]^T$, g 表示地球的重力加速度, f^b 表示加速度计测量的具体的力矢量。

然后, 经度 L 、纬度 λ 、高程 H 可以表示为

$$\dot{L} = v_N^n / (R_N + H) \quad (12)$$

$$\dot{\lambda} = v_E^n \sec L / (R_E + H) \quad (13)$$

$$\dot{H} = v_U^n \quad (14)$$

其中 R_N 地球横向曲率半径, R_E 为地球纵向曲率半径。

最后, 根据上述导航数学模型, 可以得出捷联惯性导航的误差模型, 定义在数学平台中的姿态误差向量为

$$\dot{\psi} = -\psi \times \omega_m^n + \delta\omega_m^n - C_b^n \delta\omega_{ib}^n \quad (15)$$

其中 $\psi = [\delta\alpha \ \delta\beta \ \delta\gamma]^T$, 对于小角度旋转来说, $[\]$ 中的姿态误差向量可以由滚转角、俯仰角和偏航角来表示, $\delta\omega_{ib}^b$ 表示陀螺仪输出误差。

定义在数学平台中的速度误差向量,

$$\delta\dot{v}^n = f^n \times \psi - (2\omega_{ie}^n + \omega_{en}^n) \times \delta v^n - (2\omega_{ie}^n + \omega_{en}^n) \times v^n - \delta g^n + C_b^n \delta f^b \quad (16)$$

其中 $\delta v = [\delta v_E \ \delta v_N \ \delta v_U]^T$ 是速度误差向量, $[\]$ 中的 3 个元素分别代表东、北、天方向上的速度误差, δf^b 表示加速度计输出误差。

纬度误差、精度误差和高程误差可以表示为^[9]

$$\delta \dot{L} = \delta v_N^n / (R_N + H) \quad (17)$$

$$\delta \dot{\lambda} = \delta v_E^n \sec L / (R_E + H) + \quad (18)$$

$$\delta L \cdot \delta v_E^n \tan L \sec L / (R_E + H) \\ \delta \dot{H} = \delta v_U^n \quad (19)$$

2.2 12 维零速状态更新算法模型

传统的零速状态检测算法(ZUPT)通常以三维速度作为系统观测量, 来估计 9 维的状态误差^[11]。并且传统 ZUPT 方法需要行人导航系统的各项参数尽可能的精确^[12], 一旦参数达不到最优值, 就会严重影响估计精度, 导致卡尔曼滤波器发散^[10]。为了克服传统 ZUPT 方法的问题, 本文提出 12 维零速状态更新智能算法, 在系统状态保持不变的情况下, 通过前一时刻和后一时刻状态间的差分运算, 得出系统的位置误差和姿态误差, 同时配合速度误差、地磁误差, 形成 12 维的状态观测量, 从而实现 12 维系统的全维可观, 并且实时对姿态进行更新。

假设当前时刻为 k , 则前一时刻 $k-1$ 的载体位置可以表示为 $[p_{k-1}^E \quad p_{k-1}^N \quad p_{k-1}^U]$, 当行人穿戴 IMU 处于静止时, 前一时刻和当前时刻的位置状态没有发生变化, 所以在当前时刻 k 的载体位置仍为 $[p_{k-1}^E \quad p_{k-1}^N \quad p_{k-1}^U]$, 但根据数学平台计算出的载体位置为 $[\hat{p}_k^E \quad \hat{p}_k^N \quad \hat{p}_k^U]$, 与 $k-1$ 时刻的位置状态不相同, 于是可得

$$\begin{bmatrix} p_{k-1}^E \\ p_{k-1}^N \\ p_{k-1}^U \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} p_k^E \\ p_k^N \\ p_k^U \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{p}_k^E - \delta p_k^E \\ \hat{p}_k^N - \delta p_k^N \\ \hat{p}_k^U - \delta p_k^U \end{bmatrix} \quad (20)$$

进行简单的变换可以将位置误差观测量表示为

$$\begin{bmatrix} \delta p_k^E \\ \delta p_k^N \\ \delta p_k^U \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{p}_k^E - p_{k-1}^E \\ \hat{p}_k^N - p_{k-1}^N \\ \hat{p}_k^U - p_{k-1}^U \end{bmatrix} \quad (21)$$

同位置误差观测量原理, 在 $k-1$ 时刻的姿态角误差可以由滚转角、俯仰角和偏航角来表示, 即 $[\alpha_{k-1} \quad \beta_{k-1} \quad \gamma_{k-1}]$, 在当前时刻 k 的姿态角可以表示为 $[\hat{\alpha}_k \quad \hat{\beta}_k \quad \hat{\gamma}_k]$, 于是可以得到

$$\begin{bmatrix} \alpha_{k-1}^E \\ \beta_{k-1}^N \\ \gamma_{k-1}^U \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \alpha_k^E \\ \beta_k^N \\ \gamma_k^U \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{\alpha}_k^E - \delta \alpha_k^E \\ \hat{\beta}_k^N - \delta \beta_k^N \\ \hat{\gamma}_k^U - \delta \gamma_k^U \end{bmatrix} \quad (22)$$

进行简单的计算可以将姿态角误差观测量表示为

$$\begin{bmatrix} \delta \alpha_k^E \\ \delta \beta_k^N \\ \delta \gamma_k^U \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{\alpha}_k^E - \alpha_{k-1}^E \\ \hat{\beta}_k^N - \beta_{k-1}^N \\ \hat{\gamma}_k^U - \gamma_{k-1}^U \end{bmatrix} \quad (23)$$

如果前一个时刻 $k-1$ 处于静止状态, 则在 $k-1$ 时刻的速度可以表示为 $[0 \quad 0 \quad 0]$, 在当前时刻 k 的速度可以表示为 $[v_k^E \quad v_k^N \quad v_k^U]$, 所以速度误差观测量可以表示为

$$\begin{bmatrix} \delta v_k^E \\ \delta v_k^N \\ \delta v_k^U \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 - v_{k-1}^E \\ 0 - v_{k-1}^N \\ 0 - v_{k-1}^U \end{bmatrix} \quad (24)$$

同理, 可以得到地磁误差观测量表达式,

$$\begin{bmatrix} \delta B_k^E \\ \delta B_k^N \\ \delta B_k^U \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{B}_k^E - B_{k-1}^E \\ \hat{B}_k^N - B_{k-1}^N \\ \hat{B}_k^U - B_{k-1}^U \end{bmatrix} \quad (25)$$

综上所述, 可以确定行人导航系统零速状态

12 维观测量为

$$Z_k = \begin{bmatrix} \delta v_k^E \\ \delta v_k^N \\ \delta v_k^U \\ \delta \alpha_k^E \\ \delta \beta_k^N \\ \delta \gamma_k^U \\ \delta p_k^E \\ \delta p_k^N \\ \delta p_k^U \\ \delta B_k^E \\ \delta B_k^N \\ \delta B_k^U \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 - v_{k-1}^E \\ 0 - v_{k-1}^N \\ 0 - v_{k-1}^U \\ \hat{\alpha}_k - \alpha_{k-1} \\ \hat{\beta}_k - \beta_{k-1} \\ \hat{\gamma}_k - \gamma_{k-1} \\ \hat{p}_k^E - p_{k-1}^E \\ \hat{p}_k^N - p_{k-1}^N \\ \hat{p}_k^U - p_{k-1}^U \\ \hat{B}_k^E - B_{k-1}^E \\ \hat{B}_k^N - B_{k-1}^N \\ \hat{B}_k^U - B_{k-1}^U \end{bmatrix} \quad (26)$$

2.3 支持向量机(SVM)与卡尔曼滤波器构成的智能估计器

为了估计出速度误差、姿态角误差、位置误差

以及地磁误差,并在估计值达到稳定之后,用这些误差对最新系统状态矩阵进行一次性修正,所以利用卡尔曼滤波器^[13](KF)对系统进行精确对准,使系统状态逼近最真实值^[9]。

由于卡尔曼滤波只能在线性模型下具有很好的误差估计,但实际的行人导航系统并不是一个线性系统^[14],所以本文采用将支持向量机(SVM)与卡尔曼滤波器构成的智能估计器。

根据观测量的要求,设置观测矩阵为

$$D = \begin{bmatrix} I_{3 \times 3} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & I_{3 \times 3} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & I_{3 \times 3} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & I_{3 \times 3} \end{bmatrix} \quad (27)$$

其中 $I_{3 \times 3}$ 表示 3×3 的单位矩阵

$$Z_k = DX_k + V_k \quad (28)$$

其中 Z_k 表示观测量, X_k 为状态变量, V_k 表示观测噪声。

$$X_k = GX_{k-1} + \Gamma_{k-1}W_{k-1} \quad (29)$$

其中 G 为状态转移矩阵,表示为 $G = I + TF + \frac{T^2}{2!}F^2 + \dots$, T 表示姿态矩阵, F 表示状态方程在连续系统下的状态转换矩阵, Γ_{k-1} 为 $k-1$ 时刻的系统噪声驱动矩阵, W_{k-1} 表示系统噪声矩阵。

从上述滤波器方程可以看出,对系统的动力学模型、系统噪声、量测噪声的要求必须十分的精确,但是在实际行人导航应用中,不准确的系统建模以及各种干扰因素的影响,使得滤波误差较大。

融合 SVM 与卡尔曼滤波器的智能估计器的原理图如图 2 所示。当滤波器模型准确时,智能卡尔曼滤波器的新息为零均值白噪声,故可以通过监测新息来判断模型是否发生改变,是否需要调整,从而在此基础上产生自适应调节因子,实现滤波器性能最优化。

定义新息为观测所得量测值和量测估计值之差为

$$r_k = Z_k - D\hat{X}_{k,k-1} \quad (30)$$

定义智能卡尔曼滤波器新息方差的理论值为

$$P_{rk} = D_k(G_{k,k-1}P_{k-1}G_{k,k-1}^T + \Gamma_{k-1}Q_k\Gamma_{k-1}^T)D_k^T + R_k \quad (31)$$

其中在 k 时刻下, P_{rk} 为新息方差矩阵, R_k 为白噪声序列, Q_k 为系统噪声矩阵的协方差矩阵。

经过新息方差的理论值和实际值计算,衡量其不一致性程度,并根据其不一致性的程度来调节 SVM 自适应因子,使其不一致性从而降低来优化卡尔曼滤波器性能。

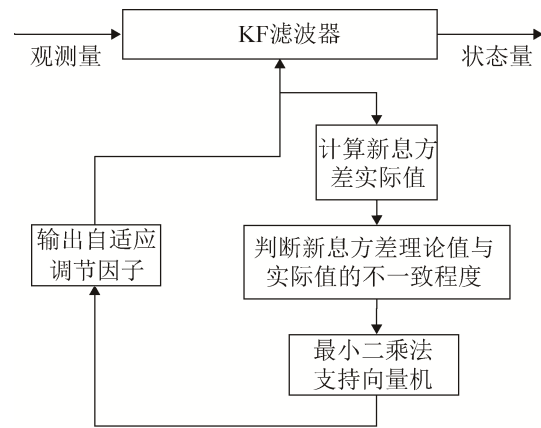


图 2 基于 SVM 的智能卡尔曼滤波器原理图
Fig. 2 Intelligent Kalman filter based on SVM

由于新息的理论均值为 0,根据统计学相关理论,可以得到卡尔曼滤波新息方差实际值为

$$\hat{P}_{rk} = \frac{1}{n} \sum_{j=k-n+1}^k r_j r_j^T \quad (32)$$

其中 n 表示前 n 步的新息值(由经验),用来估计新息方差的实际值。

定义新息方差的理论值与实际值的不一致程度为

$$M = \text{trace}(\hat{P}_{rk}) / \text{trace}(P_{rk}) \quad (33)$$

由公式(31)可以看出 R_k 的变化影响 P_k 的变化,从而可以通过根据 M 的值来调整 R_k ,进而影响 P_k 来减小理论值与实际值的差异。

于是可以得出下式来优化滤波器,

$$\begin{cases} M = 1 & \text{说明 } P_{rk} = \hat{P}_{rk}, \text{ 保持 } R_k \text{ 不变} \\ M > 1 & \text{说明 } P_{rk} < \hat{P}_{rk}, \text{ 增大 } R_k \text{ 减小 } D \\ M < 1 & \text{说明 } P_{rk} > \hat{P}_{rk}, \text{ 减小 } R_k \text{ 增大 } D \end{cases} \quad (34)$$

本文采用在线调整模型系统噪声方差矩阵的方法,调整卡尔曼滤波器的滤波增益和估计均方差矩阵,进而提高估计精度,放置滤波器发散。于是,将模型的噪声方差矩阵调整为

$$\begin{cases} R_k = S_{Rk}^m R_{k-1} \\ Q_k = S_{Qk}^l Q_{k-1} \end{cases} \quad (35)$$

其中 S_{Rk}^m 和 S_{Qk}^l 是实时产生的自适应调节因子, m 和 l 是预先选定的常数用来调整调节幅度。令

$S_{Rk}^m = 1$, $R_k = S_{Rk}^m R_{k-1}$ 来调节观测噪声矩阵。

自适应因子的值与估计器的关系可以表示为

$$\begin{cases} M = 1 & S_{Rk}^m = Q_{Qk}^l = 1, \text{ 为常规卡尔曼滤波器} \\ M \neq 1 & S_{Rk}^m \text{ 与 } Q_{Qk}^l \text{ 改变, 使系统返回常规状态} \end{cases}$$

3 实验验证及结果分析

本文采用自研的可穿戴式 IMU 进行行人导航实验,IMU 由三轴陀螺仪、三轴加速度计、三轴磁力计组成。实物图如图 3 所示。



图 3 自研 IMU 模块
Fig. 3 Self-developed IMU module

为验证基于本文所提出算法的优势以及可行性,设置对比实验的方法来进行验证。一名实验人员穿戴自研 IMU 模块,分别在传统 ZUPT 算法和 12 维零速状态更新智能算法下的行人自主导航系统进行两种背景下的实验。设置实验内容如下:

(1) 5 组往返长度约为 30 m 的直行路线进行实验;

(2) 5 组连续 90°直角转弯实验。

由图 4 和图 5 所示轨迹与表 1 中数据可以看

出,经过对三维速度、三维姿态、三维位置以及三维地磁误差观测并进行补偿修正,直线运动试验下,水平距离误差与空间距离误差明显降低。

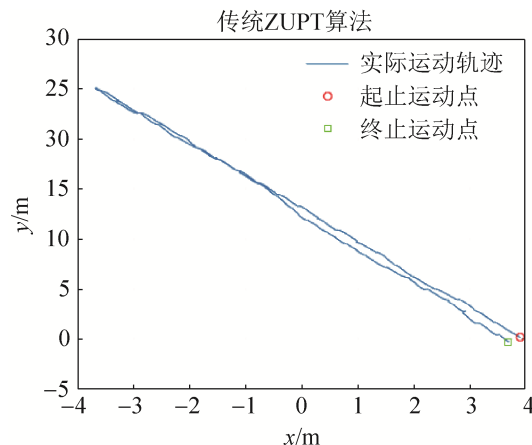


图 4 基于传统 ZUPT 算法的行人自主导航轨迹
Fig. 4 Pedestrian self-navigation track based on ZUPT algorithm

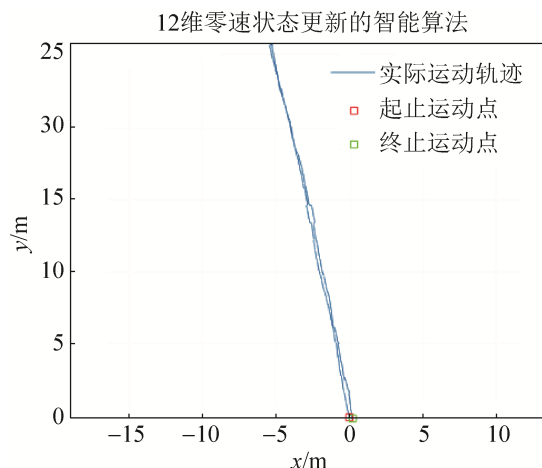


图 5 基于 12DZVSU 智能算法的行人自主导航轨迹
Fig. 5 Pedestrian self-navigation track based on 12DZVSU intelligent algorithm

表 1 直行实验误差汇总
Tab. 1 Summary of straight experiment errors /m

组号	基于传统 ZUPT 方法		本文所提出方法	
	水平误差	空间误差	水平误差	空间误差
1	0.870 5	0.927 3	0.581 4	0.607 54
2	0.354 6	0.442 3	0.225 25	0.330 0
3	1.659 3	1.732 0	1.330 1	1.529 7
4	0.566 1	0.625 1	0.552 4	0.663 1
5	0.535 0	0.593 3	0.290 88	0.447 43

由图 6 和图 7 所示轨迹与表 2 中数据可以看出, 经过对三维速度、三维姿态、三维位置以及三维地磁误差观测并进行补偿修正, 90°转弯运动试验下, 水平距离误差与空间距离误差明显降低。

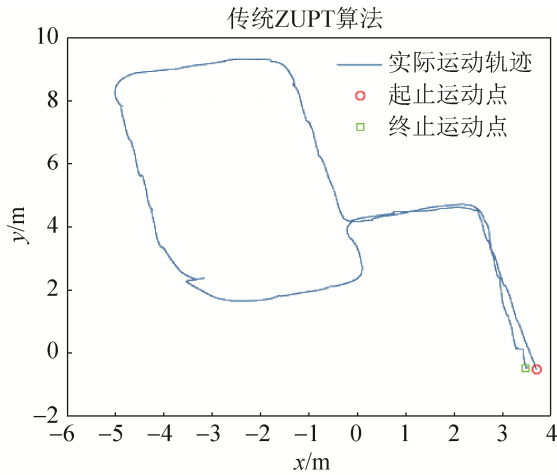


图 6 基于传统 ZUPT 算法的行人自主导航轨迹
Fig. 6 Pedestrian self-navigation track based on ZUPT algorithm

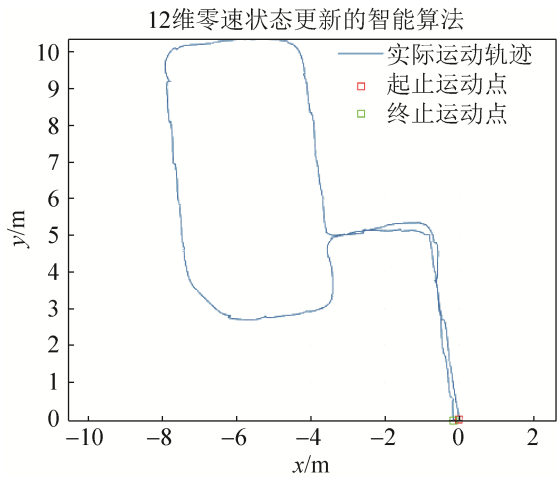


图 7 基于 12DZVSU 智能算法的行人自主导航轨迹
Fig. 7 Pedestrian self-navigation track based on 12DZVSU intelligent algorithm

表 2 90°转弯实验误差汇总

Tab. 2 Summary of turn 90° experiment errors /m

组号	基于传统 ZUPT 方法		本文所提出方法	
	水平误差	空间误差	水平误差	空间误差
1	1.139 5	1.139 5	0.590 7	0.590 7
2	0.558 9	0.602 3	0.154 4	0.278 38
3	1.008 2	1.008 5	0.524 5	0.525 3
4	1.260 1	1.260 1	0.672 3	0.673 8
5	1.428 7	1.428 9	0.849 8	0.850 4

通过上述实验所得出的仿真图和误差汇总表可以看出: 12 维零速状态更新智能算法的行人自主导航方法可以有效地提升定位精度, 并且可以达到比传统 ZUPT 更高的精度, 其中水平误差平均降低 40%, 空间误差平均降低 45%。同时, 能够准确地检测“零速状态”, 有效地抑制惯性器件的累计误差。所提出算法行之有效, 具有良好的实际应用价值。

4 结论

针对基于传统 ZUPT 算法可穿戴式 IMU 需要不同 PDR 参数并且非最优值参数的定位精度低的问题, 本文提出一种 12 维零速状态更新智能算法的行人自主导航方法。该方法利用相邻 2 个时刻的各维量测误差作为误差观测量, 实现了 12 维可观和实时全更新, 再通过将 SVM 与卡尔曼滤波器构成的智能估计器, 对误差的精确估计, 提升了定位精度, 相比于常规零速状态检测算法, 具有更高的可观测性和更高的精度, 对于行人自主导航有着良好的应用价值。

参考文献:

- [1] Yang W, Xiu C, Zhang J, et al. A novel 3D pedestrian navigation method for a multiple sensors-based foot-mounted inertial system[J]. Sensors(S1424-8220), 2017, 17(11): 2695.
- [2] Nilsson J O, Gupta A K, Handel P. Foot-mounted inertial navigation made easy[C]//International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation. IEEE, 2016: 24-29.
- [3] Foxlin E. Pedestrian Tracking with Shoe-Mounted Inertial Sensors[J]. IEEE Computer Graphics & Applications (S0272-1716), 2005, 25(6): 38-46.
- [4] 李佳璇, 周广涛, 刘晓旭, 等. 基于等式约束卡尔曼的双 MIMU 行人导航方案[J]. 压电与声光, 2015, 37(2): 237-241.
- [5] Jiaxuan Li, Guangtao Zhou, Xiaoxu Liu, et al. Dual MIMU Pedestrian Navigation Scheme Based on Equality Constraint Kalman Filter [J]. Piezoelectrics & Acousto-optics, 2015, 37(2): 237-241.
- [5] 赵正平. 典型 MEMS 和可穿戴传感技术的新发展[J]. 微纳电子技术, 2015, 52(1): 1-13.

- Zhengping Zhao. New Developments of the Typical MEMS and Wearable Sensor Technologies[J]. *Micronanoelectronic Technology*, 2015, 52(1): 1-13.
- [6] 杨鹏, 李擎. LS-SVM 在捷联惯导系统初始对准的应用[J]. *北京信息科技大学学报(自然科学版)*, 2010, 25(4): 36-39.
- Peng Yang, Qing Li. LS-SVM's Application in the Initial Alignment of SINS[J]. *Journal of Beijing Information Science & Technology University (Natural Science)*, 2010, 25(4): 36-39.
- [7] Tian X, Chen J, Han Y, et al. A novel zero velocity interval detection algorithm for self-contained pedestrian navigation system with inertial sensors[J]. *Sensors (S1424-8220)*, 2016, 16(10): 1578.
- [8] 钱伟行, 朱欣华, 苏岩. 基于足部微惯性/地磁测量组件的个人导航方法[J]. *中国惯性技术学报*, 2012, 20(5): 567-572.
- Weixing Qian, Xinhua Zhu, Yan Su. Personal navigation method based on foot-mounted MEMS inertial/magnetic measurement unit [J]. *Journal of Chinese Inertial Technology*, 2012, 20(5): 567-572.
- [9] 苏中, 李擎, 李旷振, 等. 惯性技术[M]. 北京: 国防工业出版社, 2011.
- Zhong Su, Qing Li, Kuangzhen Li, et al. *Inertial Technology* [M]. Beijing: National Defence Industry Press, 2011.
- [10] 田增山, 朝磊, 邢培基, 等. 行人导航系统中航迹推算参数估计方法的研究[J]. *电子技术应用*, 2009, 35(12): 84-87.
- Zengshan Tian, Lei Chao, Peiji Xing, et al. Research on a Method for Dead Reckoning Parameter Estimation in Pedestrian Navigation System [J]. *Application of Electronic Technique*, 2009, 35(12): 84-87.
- [11] Tian X, Chen J, Han Y, et al. A pedestrian navigation system based on MEMS inertial measurement unit[C]//Control Conference. IEEE, 2016: 5325-5328.
- [12] 田晓春, 陈家斌, 韩勇强, 等. 多条件约束的行人导航零速区间检测算法[J]. *中国惯性技术学报*, 2016, 24(1): 1-5.
- Tian Xiaochun, Chen Jiabin, Han Yongqiang, et al. Zero-velocity interval detection algorithm with multi-condition constraint for pedestrian navigation[J]. *Journal of Chinese Inertial Technology*, 2016, 24(1): 1-5.
- [13] 高哲, 李擎, 李超, 等. 行人自主导航定位的 IEKF-SWCS 方法[J]. *系统仿真学报*, 2015, 27(9): 1944-1950.
- Zhe Gao, Qing Li, Chao Li, et al. IEKF-SWCS Method for Pedestrian Self-navigation and Location [J]. *Journal of System Simulation*, 2015, 27(9): 1944-1950.
- [14] 张新喜, 张嵘, 郭美凤, 等. 足绑式行人导航偏航角误差自观测算法 [J]. *中国惯性技术学报*, 2015, 23(4): 457-466.
- Zhang Xinxi, Zhang Rong, Guo Meifeng, et al. Yaw error self-observation algorithm for pedestrian navigation via foot-mounted inertial navigation system[J]. *Journal of Chinese Inertial Technology*, 2015, 23(4): 457-466.