

基于 MEMS 传感器的双轨迹融合导航系统

王云瑞^{1,2}, 伍萍辉^{1,2}, 曾 成^{1,2}

(1 河北工业大学 电子信息工程学院, 天津 300401; 2 天津市电子材料与器件重点实验室, 天津 300401)

摘 要: 为解决自主式行人导航时各种误差随着时间不断累积, 系统长期精度差的问题, 提出了一种基于 MEMS 传感器的双轨迹融合导航系统. 通过行人左、右脚各绑定一套 MEMS 传感器, 根据零速检测方法检测出零速状态, 再利用卡尔曼滤波进行零速修正, 最后结合行人左右脚最大分离距离作为约束条件, 实现双轨迹融合. 实验表明, 利用所提出的导航系统方案提高了整体导航性能, 位置误差比未融合时降低了 65%.

关键词: 惯性导航; 轨迹融合; 卡尔曼滤波; 零速检测; 零速修正; 约束条件

中图分类号: V249.3; TN274

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2018)05-0116-04

Double Trajectory Fusion Navigation System Based on MEMS Sensor

WANG Yun-rui^{1,2}, WU Ping-hui^{1,2}, ZENG Cheng^{1,2}

(1 School of Electronic and Information engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300401, China

2 Tianjin Key Laboratory of Electronic Materials and Devices Tianjin 300401, China)

Abstract: In order to solve the problem that various errors are accumulated over time and the long-term accuracy of the system is poor, a dual-track fusion navigation system based on MEMS sensor is proposed to solve the problem of autonomous pedestrian inertial navigation. The zero-speed state is detected according to the zero-velocity detection method, and the zero-velocity updates(ZUPT) correction is carried out by using the Kalman filter. Finally, the maximum separation distance of the pedestrian left and right foot is taken as the constraint condition to realize the double trajectory Fusion. Experiments show that the overall navigation performance is improved by using the proposed navigation system scheme, and the position error is reduced by 65% compared with when not being integrated.

Key words: inertial navigation; trajectory fusion; Kalman filter; zero-velocity detection; zero-velocity update; constraint conditions

1 引言

随着微机电系统(MEMS)的发展,以 MEMS 传感器为代表的微型化惯性器件在自主式惯性导航应用中占主导地位. MEMS 惯性传感器体积小、功耗低、可靠性高,作为姿态和运动感测元件,现已被广泛应用于各种便携式电子设备系统中^[1-2]. 但是由于 MEMS 惯性传感器精度不高,在导航时,即使采取了误差估计补偿措施,其速度误差和方位角误差都不可避免地随时间迅速累积,导致位置误差发

散很快. 在行人惯性导航中,可根据脚着地时速度近似为零的特点,以此刻静止时的速度误差为观测值对其余各项误差进行校正. 校正的方法主要有卡尔曼滤波^[3-5]、粒子滤波^[6]和曲线拟合等算法. 此外还可以根据步态特征校正误差,如基于步态识别的行人导航算法,在识别步态的基础上,通过建立步长、步速等之间的关系来修正导航误差^[7]. 但是在长时间的运动下,对于方位角漂移的问题还是无法得到更好的解决,在长时间、长距离的运动中达不到导航的精度.

$$|\omega_k^2| = \omega_k^b(1)^2 + \omega_k^b(2)^2 + \omega_k^b(3)^2 \quad (5)$$

$$C_3 = \begin{cases} 1, & |\omega_k^2| < \text{th}_{\omega_{\max}} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

式中, $|\omega_k^2|$ 为三轴角速度平方和。

为了提高判断的准确性,采用 C_1, C_2, C_3 逻辑与作为判别依据。

3.2 零速修正

以零速检测测量到的脚着地速度误差作为观测值,能有效校正大部分误差,这种零速修正方法在惯性导航定位中被广泛采用。特别是基于 MEMS 传感器的个人惯性导航定位系统,一方面传感器精度低,另一方面短暂零速状态频繁发生,采用零速修正,具有明显的误差修正效果。本系统利用离散型卡尔曼滤波算法进行零速修正。

(1) 状态一步预测方程

$$\hat{\mathbf{X}}_{k|k-1} = \mathbf{F}_{k|k-1} \hat{\mathbf{X}}_{k-1} \quad (7)$$

(2) 状态估值计算方程

$$\hat{\mathbf{X}}_k = \hat{\mathbf{X}}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k (\mathbf{Z}_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{X}}_{k|k-1}) \quad (8)$$

(3) 滤波增益方程

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k)^{-1} \quad (9)$$

(4) 一步预测协方差方程

$$\mathbf{P}_{k|k-1} = \mathbf{F}_{k|k-1} \mathbf{P}_{k-1} \mathbf{F}_{k|k-1}^T + \mathbf{G}_{k-1} \mathbf{Q}_{k-1} \mathbf{G}_{k-1}^T \quad (10)$$

(5) 估计协方差方程

$$\mathbf{P}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \mathbf{P}_{k|k-1} \quad (11)$$

根据初值 $\hat{\mathbf{X}}_0$ 和 $\mathbf{P}_0$, 利用 k 时量测值 $\mathbf{Z}_k$, 可递推出 k 时状态估计矩阵 $\hat{\mathbf{X}}_k (k = 1, 2, \dots)$ 。本文状态向量为 $\mathbf{X}_k = [\mathbf{S}_n^T \quad \mathbf{V}_n^T \quad \boldsymbol{\Phi}_n^T]^T$, $\mathbf{S}_n, \mathbf{V}_n$ 和 $\boldsymbol{\Phi}_n$ 分别是三维的位置、速度和姿态角。方程中状态转移矩阵:

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{I}_{3 \times 3} * \mathbf{T} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{S}_t * \mathbf{T} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{I}_{3 \times 3} \end{bmatrix} \quad (12)$$

式中, $\mathbf{S}_t$ 是加速度的反对称矩阵, 即:

$$\mathbf{S}_t = \begin{bmatrix} 0 & -a_k^b(3) & a_k^b(2) \\ a_k^b(3) & 0 & -a_k^b(1) \\ -a_k^b(2) & a_k^b(1) & 0 \end{bmatrix}.$$

另外, 观测矩阵: $\mathbf{H} = [\mathbf{0}_{3 \times 3} \quad \mathbf{I}_{3 \times 3} \quad \mathbf{0}_{3 \times 3}]$; $\mathbf{R}$ 是测量噪声方差; $\mathbf{G}$ 是系统噪声增益; $\mathbf{Q}$ 是过程噪声方差。

4 双轨迹融合研究

4.1 不等式约束卡尔曼滤波

在通常应用问题中, 很多情况是两者变量间存在一定的不等式关系, 所以往往在卡尔曼滤波算法

中加入不等式约束条件来提高卡尔曼滤波的估计精度。

通常利用投影法^[9-10] 将状态变量 $\hat{\mathbf{X}}$ 投影到不等式约束状态空间, 不等式约束滤波估值为 $\mathbf{X}'$ 。具体公式表达:

$$\min_x \left\{ \frac{(\mathbf{X}' - \hat{\mathbf{X}})^T \mathbf{W} (\mathbf{X}' - \hat{\mathbf{X}})}{\mathbf{D} \mathbf{X}'} \leq d \right\} \quad (13)$$

式中, $\mathbf{W}$ 是投影矩阵; $\mathbf{D}$ 是 $s \times n$ 的常数矩阵; 秩为 s ; d 是已知 n 维向量。

4.2 双轨迹融合

利用不等式约束卡尔曼滤波进行导航系统双轨迹融合。令 $\mathbf{X}_k^{(i)} \in R^{m_i}$, $\hat{\mathbf{X}}_k^{(i)} \in R^{m_i} (i = l, r)$, 其中 m_i 为 i 系统的维数, 两系统联合状态向量为:

$$\mathbf{X}_k \stackrel{\text{def}}{=} [\mathbf{X}_k^{(l)T} \quad \mathbf{X}_k^{(r)T}]^T \quad (14)$$

$$\hat{\mathbf{X}}_k \stackrel{\text{def}}{=} [\hat{\mathbf{X}}_k^{(l)T} \quad \hat{\mathbf{X}}_k^{(r)T}]^T \quad (15)$$

式中, $\hat{\mathbf{X}}_k \in R^M (m_1 + m_2 = M)$ 。

设最大步长为 γ , 则在行走过程中左右脚间的距离差应该小于或等于最大步长。利用约束条件方程将零速修正后的状态向量 $\mathbf{X}_k$ 按规则投影到有不等式约束的空间, 得到状态估计向量 $\hat{\mathbf{X}}_k^{(i)}$ 。建立约束条件方程:

$$\|\mathbf{L} \mathbf{X}\|^2 \leq \gamma^2 \quad (16)$$

式中, $\mathbf{L} = [\mathbf{I}_s \quad \mathbf{0}_{3, m_1} \quad -\mathbf{I}_s \quad \mathbf{0}_{3, m_2}]$ 为状态参数系数矩阵。以投影法原则建立目标函数:

$$p(\hat{\mathbf{X}}_k) \stackrel{\text{def}}{=} \min_{\mathbf{X}} ((\hat{\mathbf{X}}_k - \mathbf{X})^T \mathbf{P}_k^{-1} (\hat{\mathbf{X}}_k - \mathbf{X})) \quad (17)$$

所以, 不等式卡尔曼最优解表示为:

$$\left\{ \begin{array}{l} C((\hat{\mathbf{X}}_k - \mathbf{X})^T \mathbf{P}_k^{-1} (\hat{\mathbf{X}}_k - \mathbf{X})) \\ \min_{\mathbf{X}} \|\mathbf{L} \mathbf{X}\|^2 \leq \gamma^2 \end{array} \right\} \quad (18)$$

拉格朗日 (Lagrange) 乘子法是将约束条件方程和目标函数的最优化问题转换成求函数极值问题。利用该方法:

$$J(\mathbf{X}, \lambda) \stackrel{\text{def}}{=} (\hat{\mathbf{X}}_k - \mathbf{X})^T \mathbf{P}_k^{-1} (\hat{\mathbf{X}}_k - \mathbf{X}) + \lambda \varphi(\mathbf{X}) \quad (19)$$

式中, λ 为参数, $\varphi(\mathbf{X}) \stackrel{\text{def}}{=} \|\mathbf{L} \mathbf{X}\|^2 - \gamma^2$ 。

求取极值点的方法是求 $J(\mathbf{X}, \lambda)$ 对 $\mathbf{X}$ 和 λ 的一阶偏导数, 令他们等于零, 并与约束条件方程联立。这样最后的结果就是函数在约束方程下的极值。即:

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{\partial J(\mathbf{X}, \lambda)}{\partial \mathbf{X}} = 0 \\ \frac{\partial J(\mathbf{X}, \lambda)}{\partial \lambda} = 0 \\ \varphi(\mathbf{X}) = 0 \end{array} \right\} \quad (20)$$

5 双轨迹融合系统实验结果

使用两个 MPU9150 模块分别绑定在左右脚上,实验数据通过硬件 IIC 总线方式进行读取,传感器采样频率是 100 Hz,算法用 MATLAB 程序实现。

实验一:针对于长距离实验,行人以约 5 km/h 的速度,沿直线水平方向走 110 m,根据行人行走时步态的实际情况,最大分离距离即步长 γ 取为 0.8 m。图 4 是为将融合的轨迹和融合后的轨迹进行比较,可以得出:双轨迹融合不仅降低系统的航向偏移,还校正了双脚位置,使得导航轨迹更加准确。图 5 是最后位置的比较图,具体数值分析如表 1 所示,未融合时左右脚 y 轴距离相差 15.331 5 m,已经失去导航意义,而融合后的位置误差平均降低了 65%。

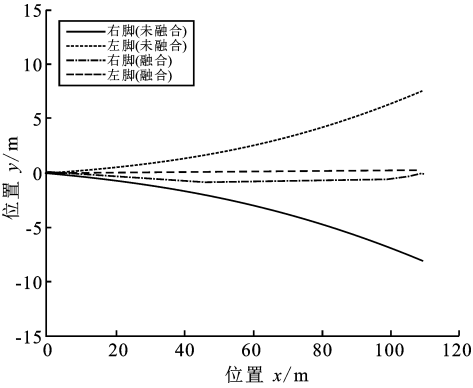


图 4 左右脚轨迹比较

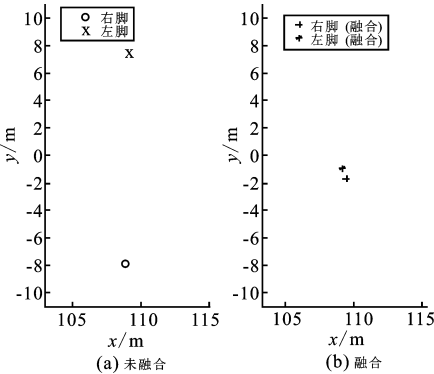


图 5 最后位置比较

表 1 最终位置对比

融合方式	未融合	融合
左脚坐标	(108.951 1,-7.951 4)	(109.283 7,-0.178 6)
右脚坐标	(109.147 5,7.380 2)	(109.450 2,0.206 0)
位置差	(0.196 4,15.331 6)	(0.166 5,0.384 6)

实验二:针对于长时间实验,行人以同样的速度行走,走到固定位置按原路返回到出发的位置,如此反复,行走时间约 20 分钟。图 6 是未融合时右脚的姿态,图 7 是在双轨迹融合以后的右脚姿态。可以得出,未融合时长时间的运动导致姿态角偏移严重,利用双轨迹融合航向的漂移的问题得到基本解决。

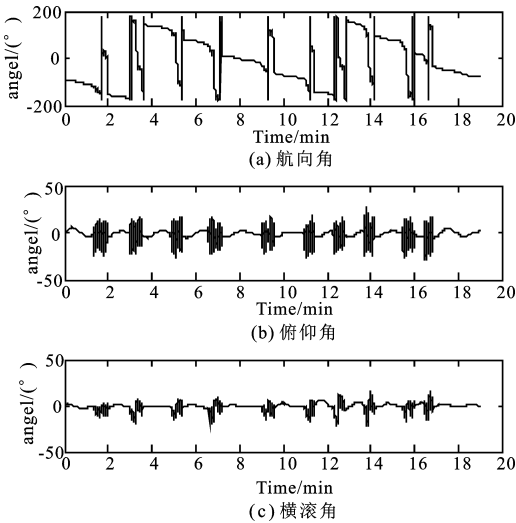


图 6 姿态角(未融合)

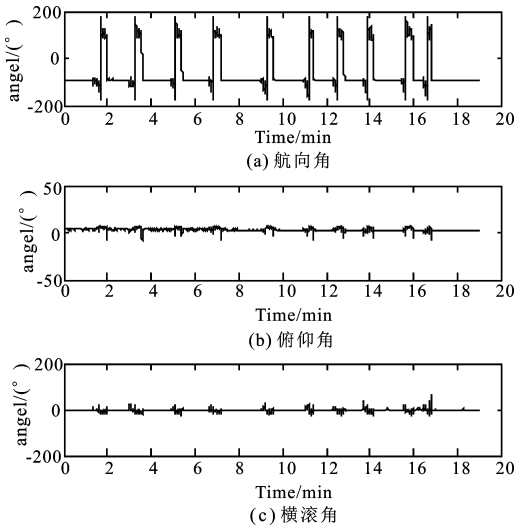


图 7 姿态角(融合)

6 结束语

本文提出了基于 MEMS 传感器的双轨迹融合导航系统,经过基于卡尔曼算法的零速修正后,再建立两者之间约束条件模型,在卡尔曼滤波算法中加入约束更新方法融合两个惯性系统的信息,得到比未融合时更高的航向和位置精度,弥补了零速修正过程中航向偏移的缺点,提高了自主式惯导系统的

(下转第 123 页)