

基于WT-UKF的PDR/GPS组合定位算法

田国会, 张庆宾, 丁娜娜

(山东大学控制科学与工程学院, 济南 250061)

摘要: 针对行人航迹推算(PDR)与全球定位系统(GPS)组合定位问题, 提出一种基于小波变换(WT)的无迹卡尔曼滤波(UKF)改进算法, 对PDR和GPS定位结果进行数据融合. 建立PDR/GPS组合定位系统数学模型, 采用小波变换对运动加速度信号噪声特性进行在线估计, 以更新UKF的协方差矩阵. 所提出的WT-UKF滤波算法弥补了传统UKF算法因人为假定信号噪声为高斯白噪声而影响滤波效果和精度的缺陷. 实验结果表明, 使用WT-UKF滤波算法对PDR/GPS进行数据融合时稳定性更强, 精度更高.

关键词: 小波变换; 无迹卡尔曼滤波; 行人航迹推算; 全球定位系统; 组合定位

中图分类号: TP202

文献标志码: A

Research on integrated positioning of PDR and GPS based WT-UKF

TIAN Guo-hui, ZHANG Qing-bin, DING Na-na

(School of Control Science and Engineering, Shandong University, Ji'nan 250061, China. Correspondent: TIAN Guo-hui, E-mail: g.h.tian@sdu.edu.cn)

Abstract: Aiming at the integrated positioning problem which combines pedestrian dead reckoning(PDR) and global position system(GPS), a wavelet transform-based unscented Kalman filter(UKF) which is used for data fusion is proposed for positioning results from PDR and GPS. Firstly, the PDR/GPS integrated positioning system mathematical model is established. The wavelet transform is adopted to on-line estimation of motion acceleration noise characteristics, and to update the covariance matrix of UKF. The proposed WT-UKF method makes up the traditional UKF's defects that the filtering effect and accuracy are affected because the signal noise is assumed as Gaussian white noise. Experimental results show that PDR/GPS data fusion with better stability and higher precision are obtained by using the WT-UKF method.

Keywords: wavelet transform; unscented Kalman filter; pedestrian dead reckoning; global position system; integrated positioning

0 引言

随着科学技术的发展和人们服务需求质量的提高, 行人定位问题已成为当前研究的热点. 目前, 较为成熟的行人定位手段主要有全球定位系统(GPS)定位、无线局域网定位、基于射频识别的定位和基于惯性传感器的定位等. 随着MEMS技术的迅速发展, 基于惯性传感器(加速度计、磁力计、陀螺仪和气压计等)的定位方法受到了广泛关注. Levi等^[1]提出了基于惯性传感器的行人航迹推算(PDR)定位算法, 根据人体运动学特征, 利用传感器采集人体运动加速度和航向角, 建立步幅、步频模型, 通过统计步态并进行坐标分解的方法进行行人定位. 孙作雷等^[2]和

Kouroggi等^[3]提出了一种动作识别与PDR结合的行人定位方法, 首先识别出步行动作, 减少了定位误差, 短时间定位精度较高, 对于行人室内定位较为理想, 但由于该方法存在累计误差, 长时间使用将会出现数据发散的问题. 目前, 对PDR和GPS进行组合定位, 已成为一种有效的行人定位方法. 文献[4-9]都提出了GPS/DR组合定位滤波方法, 利用无迹卡尔曼滤波(UKF)对GPS和DR数据进行融合, 但是由于他们采用的UKF滤波器假定信号噪声为高斯白噪声, 导致滤波结果出现偏差.

本文首先利用惯性传感器提取人体运动特征的加速度和航向角, 建立步长模型并进行步频探测, 根

收稿日期: 2013-07-11; 修回日期: 2013-08-18.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61075092); 山东省自然科学基金项目(ZR2011FM011); 山东大学自主创新基金项目(2011JC017).

作者简介: 田国会(1969-), 男, 教授, 博士生导师, 从事服务机器人、智能空间等研究; 张庆宾(1987-), 男, 硕士, 从事服务机器人、智能空间、模式识别的研究.

据航迹推算法获得PDR定位结果; 然后提出一种基于WT-UKF的PDR/GPS组合定位改进融合算法, 利用小波变换对观测信号噪声特性进行在线估计, 用于更新UKF的协方差矩阵, 解决了传统的UKF滤波器由于假定信号噪声为零均值高斯白噪声而导致滤波偏差的问题, 能够使数据融合结果更稳定, 更精确。

1 组合定位系统模型

针对行人定位进行研究, 建立“东-北-天”空间坐标系, 则状态向量为

$$X = [E \ N \ U \ S \ \phi \ H]^T. \quad (1)$$

其中: E 为“东-北-天”坐标系东向坐标, N 为北向坐标, U 为海拔, S 为步长, ϕ 为航向角, H 为高度。

状态方程为

$$\begin{cases} E_{k+1} = E_k + S_k \cos \phi_k + w_E, \\ N_{k+1} = N_k + S_k \sin \phi_k + w_N, \\ U_{k+1} = U_k + w_U, \\ S_{k+1} = S_k + w_S, \\ \phi_{k+1} = \phi_k + w_\phi, \\ H_{k+1} = H_k + w_H. \end{cases} \quad (2)$$

观测向量为

$$Z = [Z_{GPS} \ Z_{PDR}]^T. \quad (3)$$

其中: $Z_{GPS} = [E_{GPS} \ N_{GPS} \ U_{GPS}]^T$, E_{GPS} , N_{GPS} , U_{GPS} 分别是GPS输出的东向坐标、北向坐标和海拔; $Z_{PDR} = [S_{PDR} \ \phi_{PDR} \ H_{PDR}]^T$, S_{PDR} 为PDR定位的步长估计, ϕ_{PDR} 为航向角估计, H_{PDR} 为气压计的高度估计。

观测方程为

$$\begin{cases} E_{k+1} = E_k + S_k \cos \phi_k + w_E, \\ N_{k+1} = N_k + S_k \sin \phi_k + w_N, \\ U_{k+1} = U_k + w_U, \\ S_{k+1} = S_k + w_S, \\ \phi_{k+1} = \phi_k + w_\phi, \\ H_{k+1} = H_k + w_H. \end{cases} \quad (4)$$

2 PDR定位

PDR定位是基于行人步态运动生理特征, 利用加速度计算步态并估计步长, 联合航向角推算出人的位置和方向。PDR定位主要包含3个核心问题: 步频探测、步长估计和航位推算。

2.1 步频探测

利用惯性传感器的加速度计检测人体运动特征, 为避免因传感器安装偏差影响计算结果, 本文提取了步行时的合加速度

$$a^*(k) = \sqrt{a_x^2(k) + a_y^2(k) + a_z^2(k)}. \quad (5)$$

将传感器静止放置, 计算静止加速度

$$a_g = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N a_i^*, \quad (6)$$

则行人运动加速度

$$a_p(k) = a^*(k) - a_g. \quad (7)$$

如图1所示, 由于存在传感器加工工艺和环境干扰的因素, 行人运动加速度存在毛刺噪声, 利用滑动窗口法可以消除噪声^[10], 有利于步频探测。经过滑动窗口进行降噪处理后的结果如图2所示。

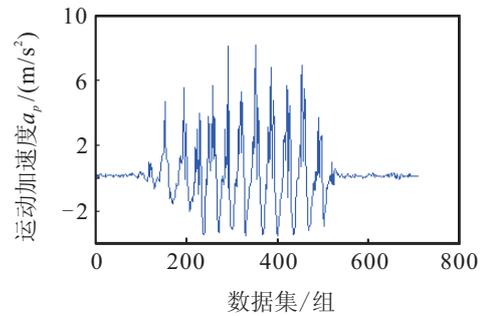


图1 运动加速度原始数据

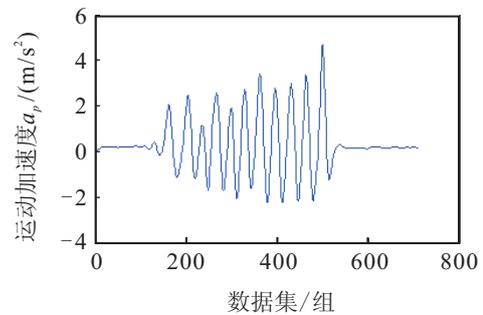


图2 消除噪声后运动加速度

本文步频探测采用峰值检测与阈值判断相结合的方法。峰值条件为 $tp[i-1] < tp[i] > tp[i+1]$, 满足峰值条件时再进行幅度阈值和时间阈值判断。如图3所示, 利用峰值检测和阈值判断的方法能够准确探测出步频。

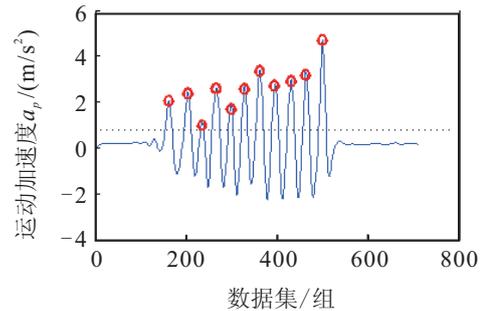


图3 基于峰值检测和阈值判断的步频探测

2.2 步长估计

常用的步长模型大致可以分为4类: 常数/伪常数模型, 线性步长模型, 非线性步长模型和人工智能

步长模型. 经过实验分析, 4种模型误差区别不大, 本文选取较为简单的1-参数非线性步长模型

$$S = K \sqrt[4]{a_{\max} - a_{\min}}. \quad (8)$$

2.3 航迹推算

假设前一时刻的位置为 $(E(k-1), N(k-1), H(k-1))$, 后一时刻的位置为 $(E(k), N(k), H(k))$, 航向为 ϕ , 步长为 $S(k-1)$, 气压高度为 $T(k)$, GPS 测得海拔为 $U(k)$, 则两个时刻的位置关系为

$$\begin{cases} E(k) = E(k-1) + S(k-1) \cos \phi(k-1), \\ N(k) = N(k-1) + S(k-1) \sin \phi(k-1), \\ H(k) = T(k) - U(k). \end{cases} \quad (9)$$

3 改进的 WT-UKF 组合定位融合算法

3.1 基于 WT 的信号噪声特性估计

小波变换可以分离有用信号和噪声, 估计出噪声信号的均值和标准差. 根据 Weierstrass 逼近定理^[11], 任一有界闭区间的连续函数都可以由该区间内的多项式以任意精度一致逼近, 即观测信号 $z_v(k)$ 表示为

$$z_v(k) = a_0 + a_1 k + \dots + a_N k^N. \quad (10)$$

设 $\varphi(k)$ 为小波函数, 且尺度变换和时间平移为

$$\varphi_{s,\tau}(k) = \frac{1}{\sqrt{s}} \varphi\left(\frac{k-\tau}{s}\right). \quad (11)$$

其中: s 为尺度变换因子, τ 为时间平移因子. 则含有噪声的观测信号的小波变换为

$$W z_v(s, \tau) = z_v(k) \varphi_{s,\tau}(k) = W_z(s, \tau) \oplus W_v(s, \tau). \quad (12)$$

其中: $W_z(s, \tau)$ 为概貌信号, $W_v(s, \tau)$ 为细节信号.

由于观测信号噪声特性未知, 采用滑动观测窗的方法对窗内观测序列 $z_v(k)$ 进行小波变换, 实现噪声信号均值与方差的在线估计.

在滑动窗口 M 内对信号 $z_v(k)$ 进行小波变换, 如式(12)所示. 如果 $\varphi_{s,\tau}(k)$ 的消失矩 $\alpha > N$, 则 $z_v(k)$ 的小波变换抑制了信号而保留了噪声分量 V , 即

$$W z_v(s, \tau) = W_v(s, \tau). \quad (13)$$

对概貌信号进行小波逆变换, 即

$$z_v^*(k) = \frac{1}{C_\varphi} \sum_{s_i} \frac{1}{s_i^2} \sum_{\tau_j} W_z(s, \tau_j) \varphi_{s,\tau_j}(k), \quad (14)$$

其中

$$C_\varphi = \sum_{\omega_i} \frac{M}{\omega_i} |\varphi(\omega_i)| < +\infty.$$

噪声均值可近似表示为

$$\xi_k = \text{Mean}(W_v(s, \tau)) = \text{Mean}(z_v(k)) - \text{Mean}(z_v^*(k)). \quad (15)$$

参照式(14)对细节信号进行小波逆变换, 得到时域信号序列 $V(k)$ 和观测窗口内的粗噪声方差

$\text{Var}(V(k))$, 则观测信号噪声的标准差可根据小波系数最细节部分绝对值的中值估计出来^[12-14]. 其标准差公式为

$$\sigma_k = \frac{1}{0.6745} \text{Median}(|\text{Var}(V(k))|). \quad (16)$$

将一、二阶矩估计作为噪声信号的特性近似估计, 利用滑动窗口, 循环上述过程即可实现未知噪声信号特性的在线估计.

3.2 改进的 WT-UKF 滤波算法

为改善对非线性问题进行滤波的效果, Xiong 等^[15] 提出了采用基于 Unscented 变换的 UKF 方法.

对于非线性系统

$$\begin{cases} x_{k+1} = f(x_k) + w_k, \\ y_k = h(x_k) + v_k, \end{cases} \quad (17)$$

根据小波变换对噪声信号的特性进行估计, 过程噪声 $w_k \sim N(0, Q_k)$, 观测噪声 $v_k \sim N(\xi_k, \sigma_k)$.

1) 初始化.

$$\begin{cases} \hat{x}_0 = E[x_0], \\ P_0 = E[(x_0 - \hat{x}_0)(x_0 - \hat{x}_0)^T]. \end{cases} \quad (18)$$

2) 状态估计.

① 计算 Sigma 点, 有

$$\begin{cases} X_0(k-1) = \hat{x}(k-1); \\ X_i(k-1) = \hat{x}(k-1) + \sqrt{(n+\mu)P_i(k-1)}, \\ \quad i = 1, 2, \dots, n; \\ X_i(k-1) = \hat{x}(k-1) - \sqrt{(n+\mu)P_i(k-1)}, \\ \quad i = n+1, n+2, \dots, 2n. \end{cases} \quad (19)$$

其中 μ 为尺度参数, 调整 μ 可以提高逼近精度.

② 时间传播方程

$$X_i(k|k-1) = f(X_i(k-1)), \quad (20)$$

$$\bar{x}_k = \sum_{i=0}^{2n} W_i^{(m)} X_i(k|k-1), \quad (21)$$

$$P_{x,k}^- = \sum_{i=0}^{2n} W_i^{(c)} [X_i(k|k-1) - \bar{x}_k] \times [X_i(k|k-1) - \bar{x}_k]^T + Q_k, \quad (22)$$

$$\gamma_i(k|k-1) = h(X_i(k|k-1)), \quad (23)$$

$$\bar{y}_k = \sum_{i=0}^{2n} W_i^{(m)} \gamma_i(k|k-1), \quad (24)$$

其中 Q_k 为过程噪声协方差矩阵.

③ 测量更新方程

$$P_{y,k} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^{(c)} [\gamma_i(k|k-1) - \bar{y}_k] \times [\gamma_i(k|k-1) - \bar{y}_k]^T + R_k, \quad (25)$$

$$P_{xy,k} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^{(c)} [X_i(k|k-1) - \bar{x}_k] \times [\gamma_i(k|k-1) - \bar{y}_k]^T, \quad (26)$$

$$K = P_{xy,k} P_{y,k}^{-1}, \quad (27)$$

$$\hat{x}_k = \bar{x}_k + K(y_k - \bar{y}_k), \quad (28)$$

$$P_{x,k} = P_{x,k}^{-1} - K P_{y,k} K^T, \quad (29)$$

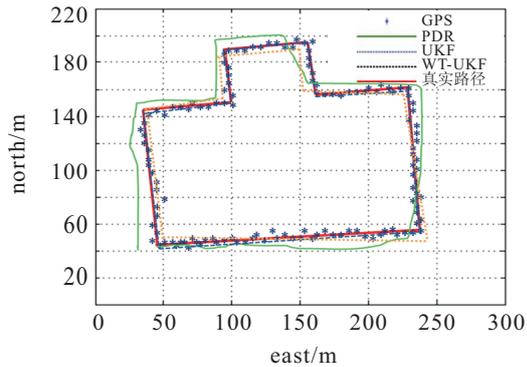
其中观测信号噪声协方差阵 $R_k = \sigma_k$.

4 实验结果及分析

为了验证本文提出的改进滤波算法的有效性, 分别在开阔环境和遮挡环境下进行实地实验. 图 4 所示为沿环境开阔的小花园步行一圈的定位效果图, 分别显示了 GPS、PDR、UKF 和 WT-UKF 的定位结果.



(a) 开阔环境效果图



(b) 不同定位方法对比结果

图 4 开阔环境不同定位方法对比

将各种方法下计算出的每个观测点定位结果与真实位置的欧式距离作为该观测点的误差. 由于 GPS 是绝对定位, 与时间参数无关, 统计其绝对误差, 其他定位方法为相对定位, 结果会随着观测时间而发生漂移, 因此需统计其相对误差. 由表 1 可以看出, 在 GPS 信号良好的状况下, GPS 定位结果平均误差在 3 m 左右, 比较令人满意, 而且所提出的 WT-UKF 滤波算法的平均定位误差为 0.8%, 明显优于传统 UKF.

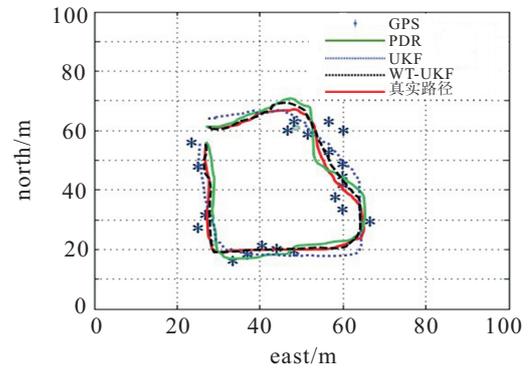
表 1 GPS 信号良好情况下各方法误差分析

方法	最小误差	最大误差	平均误差
GPS	0.45 m	4.67 m	3.16 m
PDR	0.6%	12.2%	7.8%
UKF	0.3%	5.4%	2.5%
WT-UKF	0.2%	1.2%	0.8%

图 5 是实验员在济南市千佛山环索道售票处一圈的运动轨迹. 由于千佛山主道上大树较多, GPS 信号受到严重遮挡, 经常收不到数据, 偶尔收到的数据可靠性也很差. 而 PDR 定位结果与开阔地一致, 不会受到环境的干扰. 此时, 滤波器对 PDR 定位结果依赖程度更高, 当 GPS 信号稳定时可以对 PDR 定位进行修正, 减少了单纯 PDR 定位的累计误差.



(a) 遮挡环境效果图



(b) 不同定位方法对比结果

图 5 遮挡环境不同定位方法对比

如表 2 所示, 在 GPS 信号受到遮挡时, GPS 定位结果会出现较大误差, 甚至收不到 GPS 信号, 严重影响了滤波器的结果. 即使在 GPS 信号恶劣的情况下, WT-UKF 算法的误差依然能够保持在 5% 以内, 可以满足行人定位的要求.

表 2 GPS 信号恶劣情况下各方法误差分析

方法	最小误差	最大误差	平均误差
GPS	2.2m	15.6m	9.5m
PDR	0.7%	13.4%	7.9%
UKF	2.7%	8.5%	7.2%
WT-UKF	0.8%	6.3%	4.8%

5 结 论

本文提出了一种基于 WT-UKF 的改进滤波器算法对 PDR/GPS 组合定位进行数据融合. 针对 UKF 滤波器对于噪声信号假定为高斯白噪声的缺陷, 提出了利用小波变换实时在线估计出未知噪声信号特性的方法, 更新 UKF 滤波器的协方差矩阵, 使得滤波器对数据融合的效果更稳定、更精确. 实验结果表明, 在 GPS 信号良好的状态下, WT-UKF 滤波器的误

差在 1% 以内; 在 GPS 信号不好或者无 GPS 信号状态下, WT-UKF 滤波器的误差在 5% 以内. 这两个结果都明显高于同条件下传统 UKF 的滤波效果. 本文的研究成果对于基于 PDR/GPS 的行人组合定位有着较好的理论和实际应用价值.

参考文献(References)

- [1] Levi R W, Judd T. Dead reckoning navigational system using accelerometer to measurement foot impacts[P]. Amercian Patent: 5583776, 1996-12-10.
- [2] 孙作雷, 茅旭初, 田蔚风, 等. 基于动作识别和步幅估计的步行者航位推算[J]. 上海交通大学学报, 2008, 42(12): 2002-2005.
(Sun Z L, Mao X C, Tian W F, et al. Pedestrian dead reckoning based on activity recognition and stride assessment[J]. J of Shanghai Jiaotong University, 2008, 42(12): 2002-2005.)
- [3] Kourogi M, Ishikawa T, Kurata T. Position location and navigation symposium[C]. A Method of Pedestrian Dead Reckoning Using Action Recognition. Indian Wells: IEEE ION, 2010: 85-89.
- [4] Ojeda L, Borenstein J. Safety, security and rescue robotics[C]. Personal Dead-reckoning System for GPS-denied Environments. Roma: IEEE Int Workshop, 2007: 1-6.
- [5] Beauregard S, Haas H. Pedestrian dead reckoning: A Basis for Personal Positioning[C]. Proc of the 3rd Workshop on Positioning, Navigation and Communication. Hannover, 2006: 27-35.
- [6] 柴艳菊, 欧吉坤. GPS/DR 组合导航中一种新的数据融合算法[J]. 武汉大学学报, 2005, 30(12): 1048-1051.
(Chai Y J, Ou J K. A new data fusion method for GPS/DR integrated navigation system[J]. J of Wuhan University, 2005, 30(12): 1048-1051.)
- [7] 刘旭, 张其善, 杨东凯. 一种用于 GPS/DR 组合定位的非线性滤波算法[J]. 北京航空航天大学学报, 2007, 33(2): 184-187.
(Liu X, Zhang Q S, Yang D K. Nonlinear filter algorithm for GPS/DR integrated positioning[J]. J of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2007, 33(2): 184-187.)
- [8] 赖际舟, 于永军, 熊智, 等. 惯性/天文深组合非线性定位算法[J]. 控制与决策, 2012, 27(11): 1649-1652.
(Lai J Z, Yu Y J, Xiong Z, et al. SINS/CNS tightly integrated navigation positioning algorithm with non-linear filter[J]. Control and Decision, 2012, 27(11): 1649-1652.)
- [9] 周丕森, 鲍其莲. 组合导航系统 UKF 滤波算法设计[J]. 上海交通大学学报, 2009, 43(3): 389-392.
(Zhou P S, Bao Q L. Design of filter in micro-integrated navigation system[J]. J of Shanghai Jiaotong University, 2009, 43(3): 389-392.)
- [10] 李爱国. 滑动窗口二次自回归模型预测混沌时间序列[J]. 系统工程理论与实践, 2004, 24(10): 104-109.
(Li A G. Moving windows quadratic autoregressive model for predicting chaotic time series[J]. Systems Engineering-Theory & Practice, 2004, 24(10): 104-109.)
- [11] 刘洋, 李宏. 关于 weierstrass 逼近定理的几点注记[J]. 数学的实践与认识, 2009, 39(2): 208-211.
(Liu Y, Li H. Some notes on weierstrass approximation theorem[J]. Mathematics in Practice and Theory, 2009, 39(2): 208-211.)
- [12] 李士心, 刘鲁源, 杨晔, 等. 基于平稳小波变换的陀螺仪信号去噪方法[J]. 天津大学学报, 2003, 36(2): 165-168.
(Li S X, Liu L Y, Yang Y, et al. Gyro signal denoising using stationary wavelet transform[J]. J of Tianjin University, 2003, 36(2): 165-168.)
- [13] Fowler J E. The redundant discrete wavelet transform and additive noise[J]. Signal Processing Letters, 2005, 12(9): 629-632.
- [14] 耿立辉, 萧德云. 输入数据缺失情况下的 OE 模型辨识算法研究[J]. 高技术通讯, 2010, 20(3): 279-283.
(Geng L H, Xiao D Y. The research on an algorithm for identification of oe models with missing input data[J]. High Technology Letters, 2010, 20(3): 279-283.)
- [15] Xiong K, Zhang H Y, Chan C W. Performance evaluation of ukf-based nonlinear filtering[J]. Automatica, 2006, 42(2): 261-270.

(责任编辑: 孙艺红)