

文章编号: 1001-1595(2010)05-0528-06

## 基于 SUT-EKF 的 DGPS/DR 组合定位算法

石杏喜<sup>1</sup>, 王铁生<sup>3</sup>, 黄波<sup>2</sup>, 赵春霞<sup>2</sup>

1. 南京理工大学 理学院, 江苏 南京 210094; 2. 南京理工大学 计算机科学与技术学院, 江苏 南京 210094; 3. 华北水利水电学院 资源与环境学院, 河南 郑州 450008

### Integrated Localization Algorithm for DGPS/DR Based on SUT-EKF

SHI Xingxi<sup>1</sup>, WANG Tiesheng<sup>3</sup>, HUANG Bo<sup>2</sup>, ZHAO Chunxia<sup>2</sup>

1. School of Science, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China; 2. School of Computer Science and Technology, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China; 3. College of Resources and Environmental Information, North China Institute of Water Conservancy and Hydroelectric Power, Zhengzhou 450008, China

Abstract: Aiming at the integrated localization issue for mobile robot based on DGPS/DR, an algorithm based on scale unscented transformation and extended Kalman filter (SUT-EKF) is used. For the characteristic of nonlinear state equation and linear measurement equation, the robot location can be predicted by SUT and can be updated with new observations by EKF. The algorithm doesn't compute the Jacobian matrix, it can decrease effectively the error of nonlinear system brought by the linearization. Simulation results show that the new algorithm has better filtering precision and stability.

Key words: scale unscented transformation(SUT); extended Kalman filter(EKF); mobile robot; integrated localization

摘要: 针对基于 DGPS/DR 的移动机器人组合定位问题, 采用一种尺度无迹变换扩展卡尔曼滤波(SUT-EKF)算法。根据组合定位系统中的状态方程是非线性的, 并且观测方程是线性的特点, 将 SUT 预测移动机器人位姿, 利用 EKF 融合最新观测值更新机器人位姿。该算法在状态预测阶段避免计算 Jacobian 矩阵, 从而有效地减小线性化对非线性系统误差的影响。仿真结果表明, 该算法具有较好的滤波精度和稳定性。

关键词: 尺度无迹变换; 扩展卡尔曼滤波; 移动机器人; 组合定位

中图分类号: P228 文献标识码: A

基金项目: 国家 863 计划(2006AA04Z238)

## 1 引言

在自主式移动机器人的研究中, 机器人的精确定位一直是研究的热点问题, 定位系统是室外移动机器人中不可缺少的组成部分<sup>[1]</sup>。在移动机器人的各项技术难点中, 导航定位技术又是移动机器人研究中的重要环节。20 世纪 80 年代, 全球定位系统的建立, 给导航定位技术带来了巨大的变化。GPS 是一种真正的全球、全天候、实时、连续的高精度导航系统。作为一种通用的定位系统, 全球定位系统具有许多其他导航设备无可比拟的特性。正是由于 GPS 优良的导航性能, 人们对其重视程度也日益提高<sup>[2-3]</sup>。GPS 导航技术为移动机器人的自主移动提供了最先进的手段之一, 尤其是差分 GPS (difference GPS, DGPS) 技术的发展使定位精度得到很大的提高。但是, GPS 动态定位性能不够稳定, 卫星信号受阻后, 会引起失锁, 出现信号中断现象, 不能保证提供连

续的定位信息<sup>[4]</sup>。航位推算 (dead reckoning, DR) 定位是一种完全自主的移动机器人导航定位方式, 它是利用安装在移动机器人上传感器所测的航向和速度信息推算出移动机器人的位置, 利用自身设备独立自主地进行定位, 与外界不发生任何光、声、磁和电的联系。但是 DR 误差会随着时间的逐渐积累。因此, DGPS 和 DR 都有各自的优缺点<sup>[5]</sup>。近年来, 如何将 DGPS 和 DR 两者有机地结合起来, 充分利用它们定位信息的互补性, 实现连续可靠, 容错性好的高精度定位已经成为导航领域研究的热点问题<sup>[6-7]</sup>。

本文针对移动机器人的运动方程是非线性和观测方程是线性的特点, 采用一种基于 SUT-EKF 的 DGPS/DR 组合定位算法, 对移动机器人系统的状态预测采用尺度无迹变换 (scale unscented transformation, SUT), 状态更新采用扩展卡尔曼滤波 (extended kalman filter, EKF) 算法, 并对算法性能进行仿真分析。结果表明, 该

算法具有较好的可靠性和定位精度。

## 2 DGPS/DR 组合系统的状态模型

移动机器人的运动模型在组合导航系统中起着非常重要的作用, 在实际应用过程中, 通常采用一个简化的运动模型来近似。本文采用的移动机器人结构简化为如图 1 所示, 其运动模型采用航位推算。在  $k$  时刻, 设  $X_k = [x_k \ y_k \ \partial_k]^T$  为机器人的状态向量,  $x_k$  和  $y_k$  为移动机器人的二维平面坐标,  $\partial_k$  为移动机器人的航向与  $X$  坐标轴的夹角,  $u_k = [v_k \ \theta_k]^T$  为控制输入,  $v_k$  和  $\theta_k$  分别为机器人运行线速度和舵角, 其噪声可近似为  $(0, \alpha_k^2)$  和  $(0, \alpha_k^2)$  的高斯白噪声, 则机器人的运动模型可以描述为

$$X_k = f(X_{k-1}, u_k) = \begin{bmatrix} x_{k-1} + Tv_k \cos(\partial_{k-1} + \theta_k) \\ y_{k-1} + Tv_k \sin(\partial_{k-1} + \theta_k) \\ \partial_{k-1} + \frac{Tv_k \sin(\theta_k)}{L} \end{bmatrix} \quad (1)$$

式(1)中,  $T$  为  $k-1$  到  $k$  时刻航迹推算传感器的采样间隔;  $L$  为两轮轴的间距。

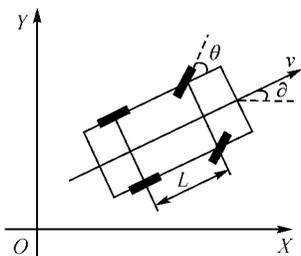


图 1 机器人结构简图

Fig. 1 The robot's configuration diagram

在  $k$  时刻, 将差分 GPS 输出信息经坐标转换, 得到沿  $X$  轴和  $Y$  轴方向的坐标分别为  $x_{k, \text{gps}}$  和  $y_{k, \text{gps}}$ , 电子磁罗盘输出机器人的航向, 即方位角为  $\beta_k$ , 因此, 我们可以建立观测量和状态量之间的关系为

$$x_{k, \text{gps}} = x_k + n_{k, x} \quad (2)$$

$$y_{k, \text{gps}} = y_k + n_{k, y} \quad (3)$$

$$\beta_k = \partial_k + n_{k, \partial} \quad (4)$$

所以, 组合导航系统观测方程可以写为

$$z_k = h(X_k) = \begin{bmatrix} x_{k, \text{gps}} \\ y_{k, \text{gps}} \\ \beta_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_k \\ y_k \\ \partial_k \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} n_{k, x} \\ n_{k, y} \\ n_{k, \partial} \end{bmatrix} \quad (5)$$

式中,  $n_{k, x}$  和  $n_{k, y}$  分别是  $k$  时刻差分 GPS 接收机输出的沿  $X$  轴和  $Y$  轴方向的观测噪声, 可近似为

$(0, \alpha_k^2)$ ,  $(0, \alpha_k^2)$  的高斯白噪声;  $n_{k, \partial}$  为方位角的观测噪声, 近似为  $(0, \alpha_k^2)$  的高斯白噪声。

## 3 SUT 算法原理

为了改善对非线性问题进行滤波的效果, 在许多情况下, 使用无迹变换(unscented transformation, UT)后的状态变量进行滤波估计, 以减小估计误差。为了避免在特定环境下, UT 后的 Sigma 点的协方差可能不满足半正定阵, 因此, Julier 等人在 UT 的基础上提出了 SUT<sup>[8,9]</sup>。

### 3.1 UT 原理

UT 通过选取一组权值不同但能够表征随机状态变量统计特性的 Sigma 点, 将这些代表点代入非线性函数处理后, 构建出新的统计特性。设  $y$  是一个  $n_x$  维的随机变量  $x$  的非线性函数值, 即

$$y = f(x) \quad (6)$$

如果  $x$  的均值为  $\bar{x}$ , 方差为  $P_x$ , 通过 UT 计算  $y$  的均值  $\bar{y}$  和方差  $P_y$  过程为:

#### 1. 选择 Sigma 点

选择  $2n_x + 1$  个能够充分表现随机变量  $x$  统计特性并且带有权值的 Sigma 点  $s_0, s_1, s_2, \dots, s_{2n_x}$ , 这些 Sigma 点可以看作是  $x$  的离散型概率分布, 其权值为对应的概率, 如表 1 所示。

表 1  $x$  的概率分布

Tab. 1 The probability distribution about  $x$

$x$	$s_0$	$s_1$	$s_2$	$s_3$	...	$s_{2n_x-1}$	$s_{2n_x}$
$P$	$w_0$	$w_1$	$w_2$	$w_3$	...	$w_{2n_x-1}$	$w_{2n_x}$

表中的 Sigma 点  $s_0, s_1, s_2, \dots, s_{2n_x}$  及其各自的概率(权值)可以表示为

$$s_0 = \bar{x} \quad (7)$$

$$w_0 = K / (n_x + K) \quad (8)$$

$$s_i = \bar{x} + (\sqrt{(n_x + K)P_x})_i \quad (9)$$

$$w_i = 1 / (2n_x + 2K) \quad (10)$$

$$i = 1, 2, \dots, n_x$$

$$s_i = \bar{x} - (\sqrt{(n_x + K)P_x})_i \quad (11)$$

$$w_i = 1 / (2n_x + 2K) \quad (12)$$

$$i = n_x + 1, n_x + 2, \dots, 2n_x$$

$K$  是比例参数;  $(\sqrt{(n_x + K)P_x})_i$  是矩阵  $\sqrt{(n_x + K)P_x}$  的第  $i$  列;  $w_i$  是第  $i$  个 Sigma 点的权值, 并且满足

$$\sum_{i=0}^{2n_x} w_i = 1 \quad (13)$$

2. 计算 UT 均值与方差

每个 Sigma 点  $s_i$  对应的  $y_i$  为

$$y_i = f(s_i) \quad (14)$$

$$i = 0, 1, \dots, 2n_x$$

所以, 随机变量  $y$  的概率分布如表 2 所示。

表 2  $y$  的概率分布

Tab. 2 The probability distribution about  $y$

$y$	$y_0$	$y_1$	$y_2$	$y_3$	...	$y_{2n_x-1}$	$y_{2n_x}$
$P$	$w_0$	$w_1$	$w_2$	$w_3$	...	$w_{2n_x-1}$	$w_{2n_x}$

$y$  的估计均值  $\bar{y}$  和方差  $P_y$  可以表示为

$$\bar{y} = \sum_{i=0}^{2n_x} w_i y_i \quad (15)$$

$$P_y = \sum_{i=0}^{2n_x} w_i (y_i - \bar{y})(y_i - \bar{y})^T \quad (16)$$

3.2 SUT 原理

UT 中的 Sigma 点  $s_i$  通过下式转换为 SUT 中的 Sigma 点  $x_i$

$$x_i = s_0 + \alpha(s_i - s_0) \quad (17)$$

$$i = 0, 1, \dots, 2n_x$$

结合 UT 原理, 在 SUT 中, Sigma 点的选择及尺度可根据下式来综合控制

$$\lambda = \alpha^2(n_x + K) - n_x \quad (18)$$

选择 Sigma 点序列为

$$x_0 = \bar{x} \quad (19)$$

$$x_i = \bar{x} + (\sqrt{(n_x + \lambda) P_x})_i \quad (20)$$

$$i = 1, 2, \dots, n_x$$

$$x_i = \bar{x} - (\sqrt{(n_x + \lambda) P_x})_i \quad (21)$$

$$i = n_x + 1, n_x + 2, \dots, 2n_x$$

计算 Sigma 点序列均值和协方差的权值分别为

$$w^0 = \lambda / (n_x + \lambda) \quad (22)$$

$$w^i = \lambda / (n_x + \lambda) + (1 - \alpha^2 + \beta) \quad (23)$$

$$w^i = w^i = 1 / (2n_x + 2\lambda) \quad (24)$$

$$i = 1, 2, \dots, 2n_x$$

式中,  $n_x$  为状态向量维数。

在 SUT 中, 每个 Sigma 点  $x_i$  对应的  $y_i$  为

$$y_i = f(x_i) \quad (25)$$

$$i = 0, 1, \dots, 2n_x$$

$y$  的估计均值  $\bar{y}$  和方差  $P_y$  可以表示为

$$\bar{y} = \sum_{i=0}^{2n_x} w_i^m y_i \quad (26)$$

$$P_y = \sum_{i=0}^{2n_x} w_i^c (y_i - \bar{y})(y_i - \bar{y})^T \quad (27)$$

通过 SUT 得到的 Sigma 点来近似状态向量的先验概率分布, 对于任意的非线性函数都可达到二阶近似, 只会引入三阶以上的误差, 并且 Sigma 点的均值、方差将和状态向量更趋向一致。EKF 实质上是对非线性模型的系统方程进行泰勒级数展开并取其一阶近似项, 这样不可避免地引入了线性化误差, 函数  $f(x)$  泰勒级数展开式表示为

$$y = f(\tilde{x}) + \frac{\partial f}{\partial x} \Big|_{x=\tilde{x}} (x - \tilde{x}) + \dots \quad (28)$$

若令  $F = \frac{\partial f}{\partial x} \Big|_{x=\tilde{x}}$ , 则  $y$  的方差  $P_y$  可以表示为

$$P_y = F P_x F^T \quad (29)$$

EKF 滤波中, 在计算方差时, 由于线性化过程必然会引入模型误差, 从而会导致估计精度的下降。另外, 在一般情况下计算系统状态方程和观测方程的 Jacobian 矩阵是不易实现的, 往往其维数很高, 且存在正交项, 这极大地增加了算法的计算复杂度, 往往给编码带来许多出错机会。

图 2 采用 5 000 个粒子采样, 经过高阶非线性方程, 比较线性化和 UT 两种方法获取的函数均值和方差的精度。从图可以明显看出, 经 UT 后的均值和方差估计明显高于采用线性化方式获取的均值和方差<sup>[10]</sup>。

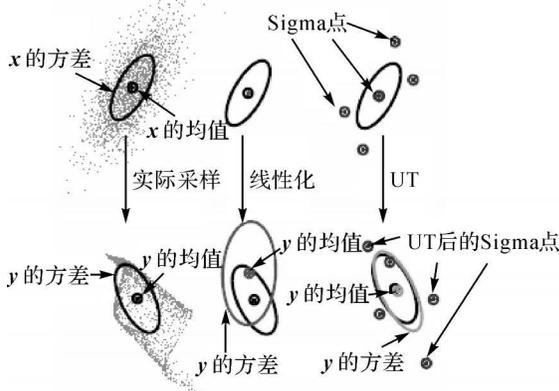


图 2 无迹变换与线性化特征估计效果图

Fig. 2 The effect diagram about unscented transformation and feature estimation

4 基于 SUT-EKF 的 DGPS/DR 算法结构

移动机器人的运动模型和观测模型分别是非线性和线性模型, 因此, 在基于 SUT-EKF 的 DGPS/DR 组合导航定位的滤波算法过程中, 利用 SUT 由  $k$  时刻的机器人位姿  $X_k$  预测  $k+1$  时刻移动机器人位姿的预测均值  $X_{k+1/k}$  和方差

$P_{k+1/k}$ , 当得到  $k+1$  时刻移动机器人的观测值后, 利用 EKF 估计  $k+1$  时刻移动机器人状态向量的均值  $X_{k+1}$  和方差  $P_{k+1}$ 。其具体步骤<sup>[11-12]</sup>如下:

1. 初始化

$$X_0 = E[X_0] \quad (30)$$

$$P_0 = E[(X_0 - X_0)(X_0 - X_0)^T] \quad (31)$$

将过程噪声和量测噪声分别用  $W$  和  $V$  表示, 并将其增广状态向量, 则增广的状态向量为

$$X^a = [X \quad W \quad V]^T \quad (32)$$

$$X_0^a = E[X_0^a] = [X_0 \quad 0 \quad 0]^T \quad (33)$$

$$P_0^a = E[(X_0^a - X_0^a)(X_0^a - X_0^a)^T] = \begin{bmatrix} P_0 & 0 & 0 \\ 0 & Q & 0 \\ 0 & 0 & R_0 \end{bmatrix} \quad (34)$$

2. 计算 Sigma 点

$$X_{0,k}^a = X_0^a \quad (35)$$

$$X_{i,k}^a = X_k^a + (\sqrt{(n_a + \lambda) P_k^a})_i \quad (36)$$

$$i = 1, 2, \dots, n_a$$

$$X_{i,k}^a = X_k^a - (\sqrt{(n_a + \lambda) P_k^a})_i \quad (37)$$

$$i = n_a + 1, n_a + 2, \dots, 2n_a$$

3. 预测过程

$$X_{i,k+1/k} = \begin{bmatrix} x_{i,k+1} + T v_{k+1} \cos(\partial_{i,k} + \theta_{k+1}) \\ y_{i,k+1} + T v_{k+1} \sin(\partial_{i,k} + \theta_{k+1}) \\ \partial_{i,k} + \frac{T v_{k+1} \sin(\theta_{k+1})}{L} \end{bmatrix} \quad (38)$$

$$X_{k+1/k} = \sum_{i=0}^{2n_a} \omega_i^m X_{i,k+1/k} \quad (39)$$

状态预测协方差为

$$P_{k+1/k} = \sum_{i=0}^{2n_a} \omega_i^c (X_{i,k+1/k} - X_{k+1/k}) \cdot (X_{i,k+1/k} - X_{k+1/k})^T \quad (40)$$

4. 观测过程

根据观测方程和预测状态向量  $X_{k+1/k}$ , 可得到预测的观测值为

$$\hat{z}_{k+1} = h(X_{k+1/k}) \quad (41)$$

用来对  $k+1$  时刻的预测状态向量进行校正的量为实际观测值同预测值之差, 即观测值的预测误差(或新息)  $v_{k+1}$  为

$$v_{k+1} = z_{k+1} - \hat{z}_{k+1} \quad (42)$$

新息方差  $S_{k+1}$  为

$$S_{k+1} = J_{X_{k+1}} P_{k+1/k} J_{X_{k+1}}^T + R_{z_{k+1}} \quad (43)$$

式(43)中,  $J_{X_{k+1}}$  为机器人观测方程  $h(\cdot)$  关于  $X_{k+1/k}$  的 Jacobian 矩阵, 当  $h(\cdot)$  为线性方程时,

$J_{X_{k+1}}$  为  $X_{k+1/k}$  的系数阵,  $R_{z_{k+1}}$  为观测协方差阵

$$J_{X_{k+1}} = \left. \frac{\partial h}{\partial X} \right|_{X=X_{k+1/k}} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$R_{z_{k+1}} = \begin{bmatrix} \sigma_{x_{k+1}}^2 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{y_{k+1}}^2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{\theta_{k+1}}^2 \end{bmatrix}$$

5. 更新过程

根据观测值的新息对状态预测值进行校正, 则在  $k+1$  时刻, 机器人的状态向量  $X_{k+1}$  及其方差  $P_{k+1}$  的估计值为

$$X_{k+1} = X_{k+1/k} + K_{k+1} v_{k+1} \quad (44)$$

$$P_{k+1} = P_{k+1/k} - K_{k+1} J_{X_{k+1}} P_{k+1/k} \quad (45)$$

式中,  $K_{k+1}$  为滤波器的增益, 表示为

$$K_{k+1} = P_{k+1/k} J_{X_{k+1}}^T S_{k+1}^{-1} \quad (46)$$

从以上三个基本过程可以看出, 当预先假设了输入噪声和观测噪声为方差一定的高斯白噪声时, 只要知道递推状态向量的初始值、模型噪声的协方差阵和观测噪声的协方差阵, 就可以根据以上步骤递推计算出机器人在每个采样时刻的位姿。

5 仿真试验与结果分析

采用 EKF 和 SUT-EKF 滤波算法, 对基于 DGPS/DR 的移动机器人组合导航定位进行了仿真试验分析。图 3 为移动机器人沿 6 个路口运行时的仿真环境地图, 设定其仿真条件和参数为: 机器人运行线速度  $v = 1 \text{ m/s}$ , 最大角速度  $\theta = 0.35 \text{ rad/s}$ , 速度误差  $v = 0.1 \text{ m/s}$ , 舵角误差  $\sigma_0 = 0.02 \text{ rad/s}$ , 差分 GPS 观测误差  $\sigma_x = \sigma_y = 0.05 \text{ m}$ , 电子罗盘方位角观测误差  $\sigma_\beta = 0.02 \text{ rad}$ 。

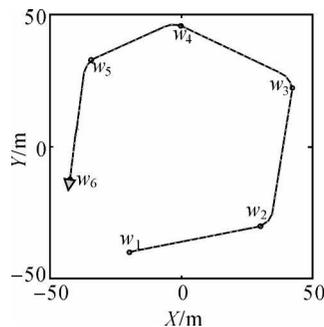


图 3 机器人实际运行轨迹

Fig. 3 The robot's real track

在上述条件和参数下, 分别用 EKF 和 SUT-

EKF 对 DGPS/DR 组合定位系统进行滤波, 图 4、图 5 和图 6 为一次仿真误差曲线, 图 4 和图 5 分别是机器人  $X$  轴方向和  $Y$  轴方向的估计误差随时间变化的曲线, 图 6 为方位角的估计误差随时间变化的曲线, 能够直观地反映估计结果的误差值。

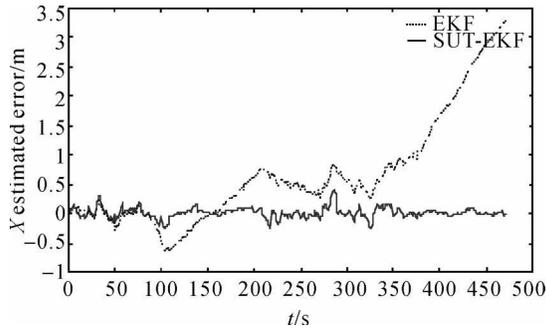


图 4  $X$  轴方向的估计误差

Fig. 4 The  $X$  axis estimation error

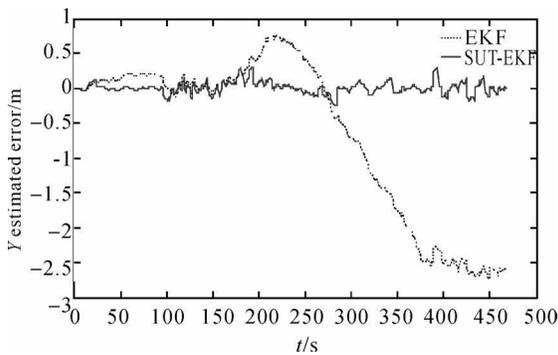


图 5  $Y$  轴方向的估计误差

Fig. 5 The  $Y$  axis estimation error

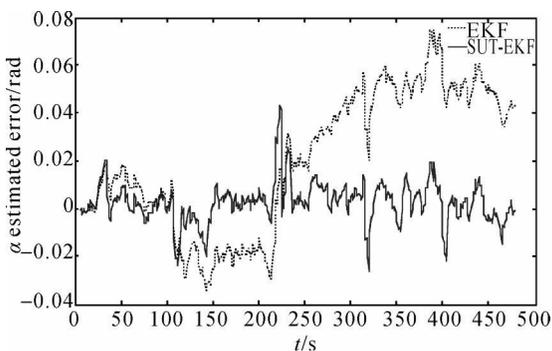


图 6 方位角的估计误差

Fig. 6 The direction angle estimation error

由于仿真过程中误差采用随机数产生, 每次仿真得到的结果都会有所差别, 因此, 将机器人位姿的估计精度用统计的平均绝对误差值来衡量,

可以表示为

$$E = \begin{bmatrix} e_x \\ e_y \\ e_\theta \end{bmatrix} = \frac{1}{nN} \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^N \left( \sum_{k=1}^n | \hat{x}_k - x_k | \right)_i \\ \sum_{i=1}^N \left( \sum_{k=1}^n | \hat{y}_k - y_k | \right)_i \\ \sum_{i=1}^N \left( \sum_{k=1}^n | \hat{\theta}_k - \theta_k | \right)_i \end{bmatrix} \quad (47)$$

式中,  $(\hat{x}_k, \hat{y}_k, \hat{\theta}_k)$  和  $(x_k, y_k, \theta_k)$  分别为机器人在  $k$  时刻的估计位姿和真实位姿;  $N$  为重复仿真次数;  $n$  为每次仿真的时间步数。

分别用 EKF 和 SUT-EKF 两种算法对 DGPS/DR 组合导航定位系统进行滤波, 表 3 是重复仿真 50 次得到的移动机器人平均绝对误差值。可以看出, SUT-EKF 在整体上比 EKF 能够更好地改善滤波效果。

表 3 机器人位姿估计的平均绝对值误差

Tab. 3 The average absolute error about the robot's pose estimation

算法	$e_x/m$	$e_y/m$	$e_\theta/\text{rad}$
EKF	0.834	0.638	0.012 2
SUT-EKF	0.124	0.135	0.006 5

## 6 结论

基于多传感器的组合导航定位系统已成为导航技术较好的发展方向, 将具有不同特点的导航传感器组合到一起, 选择一种合适的数据融合方法对各种导航信息数据进行优化处理, 从而有效提高导航系统的定位精度和可靠性。本文建立了用于移动机器人 DGPS/DR 组合定位的算法模型, 针对移动机器人的运动模型和观测模型分别是非线性和线性模型的特点, 采用一种基于 SUT-EKF 的 DGPS/DR 组合导航定位的滤波算法。仿真试验结果表明, SUT-EKF 滤波算法为实现 DGPS/DR 组合导航定位提供了一种有效可靠的途径。

## 参考文献:

- [1] LI Maohai, HONG Bingrong. Progress of Probabilistic Localization Methods in Mobile Robot[J]. Robot, 2005, 27(4): 380-384. (厉茂海, 洪炳熔. 移动机器人的概率定位方法研究进展[J]. 机器人, 2005, 27(4): 380-384.)
- [2] GAO Weiguang, YANG Yuanxi, ZHANG Ting. Neural Network Aided Adaptive Filtering for GPS/INS Integrated Navigation[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica,

- 2007, 36(1): 26-30. (高为广, 杨元喜, 张婷. 神经网络辅助的GPS/INS组合导航自适应滤波算法[J]. 测绘学报, 2007, 36(1): 26-30.)
- [3] REN Chao, WU Siliang, WANG Ju. A Novel Wideband Interference Cancellation Method for GPS Receiver[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2008, 30(8): 1977-1980. (任超, 吴嗣亮, 王菊. 一种新的GPS接收机宽带干扰抑制方法[J]. 电子与信息学报, 2008, 30(8): 1977-1980.)
- [4] HUANG J, TAN H S. A Low-order DGPS-based Vehicle Positioning System under Urban Environment[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2006, 11(5): 567-575.
- [5] HUANG J, TAN H S. DGPS/INS based Vehicle Positioning with Novel DGPS Noise Processing[C] // Proceedings of the 2006 American Control Conference. Minneapolis: IEEE, 2006, 3966-3971.
- [6] YANG Jing, ZHENG Nanning. Integrated Positioning Algorithm for GPS/DR Based on SR-EKF[J]. Journal of System Simulation, 2009, 21(3): 721-723. (杨静, 郑南宁. 一种基于SR-EKF的GPS/DR组合定位算法[J]. 系统仿真学报, 2009, 21(3): 721-723.)
- [7] RAGEL B, FAROOQ M. DGPS Aided INS Navigation for AU V[C] // The 2004 47th IEEE International Midwest Symposium on Circuits and Systems: vol. 3. Hiroshima: IEEE, 2004: 407-410.
- [8] JULIER S J, UHLMANN J K. Unscented Filtering and Nonlinear Estimation[J]. Proceedings of the IEEE, 2004, 92(3): 401-422.
- [9] SMITH R, CHEESEMAN P. On the Representation and Estimation of Spatial Uncertainty[J]. The International Journal of Robotics Research, 1986, 5(4): 56-68.
- [10] MERWE R V D, DOUCET A, FREITAS N D, et al. The Unscented Particle Filter[R]. Cambridge: Cambridge University, 2000.
- [11] ZHANG P F, GU J, EVANGELOS E M, et al. Navigation with IMU/GPS/Digital Compass with Unscented Kalman Filter[C] // Proceedings of the IEEE International Conference on Mechatronics & Automation. Niagara Falls: IEEE, 2005: 1497-1502.
- [12] ASHOKARAJ I, TSOURODOS A, SILSON P, et al. Sensor Based Robot Localization and Navigation: Using Interval Analysis and Unscented Kalman Filter[C] // Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Sendai: IEEE, 2004: 7-12.
- (责任编辑: 丛树平)
- 
- 收稿日期: 2009-08-05  
 修回日期: 2010-04-27  
 第一作者简介: 石杏喜(1975—), 男, 博士, 研究方向为卫星定位理论及其组合导航, 移动机器人导航等。  
 First author: SHI Xingxi(1975—), male, PhD, majors in the theory of satellite localization and integrated navigation, mobile robot navigation.  
 E-mail: xingxishi@163.com
- 
- (上接第527页)
- [10] DONG Xurong, Zhang Shouxin, Hua Zhongchun. GPS/INS Integrated Navigation and Its Application[M]. Changsha: National Defence Science and Technology University Press, 1998. (董绪荣, 张守信, 华仲春. GPS/INS组合导航定位及其应用[M]. 长沙: 国防科技大学出版社, 1998.)
- [11] WANG Huinan. GPS Navigation Principal and Its Application[M]. Beijing: Science Press, 2003: 206-241. (王惠南. GPS导航原理与应用[M]. 北京: 科学出版社, 2003: 206-241.)
- [12] DENG Zili. Optimal Filtering Theory and Its Application—The Time Series Analysis[M]. Harbin: Harbin Industry University Press, 2000. (邓自立. 最优滤波理论及其应用——现代时间序列分析方法[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2000.)
- [13] GODHA S. Performance Evaluation of Low Cost MEMS Based IMU Integrated with GPS for Land Vehicle Navigation Application[D]. Calgary: University of Calgary, 2006.
- [14] EUN-HWAN SHIN. Accuracy Improvement of Low Cost INS/GPS for Land Applications[D]. Calgary: University of Calgary, 2001.
- [15] YANG Yuanxi. Theory and Application of Robust Estimation[M]. Beijing: Bayi Press, 1990. (杨元喜. 抗差估计理论及其应用[M]. 北京: 八一出版社, 1990.)
- [16] YANG Y. Estimators of Covariance Matrix at Robust Estimation[J]. Zeitschrift fuer Vermessungswesen, 1997, 122(4): 166-174.
- (责任编辑: 丛树平)
- 
- 收稿日期: 2009-07-20  
 修回日期: 2009-08-31  
 第一作者简介: 吴富梅(1981—), 女, 博士生, 主要从事动态大地测量数据处理。  
 First author: WU Fumei(1981—), female, PhD candidate, majors in kinematic geodetic data processing.  
 E-mail: wfm8431812@163.com