## **基于惯导/视觉的移动机器人混合定位系统的研究**

孙弋 张雪丽

（西安科技大学 通信与信息工程学院，陕西 西安 710121）

**摘要：**移动机器人的导航定位系统是机器人在各种场景中实现各种业务功能的基本前提。本文基于惯性传感器和视觉传感器，利用UKF，构建较稳健、精准的定位系统。首先给出了KF的状态/量测模型，以及UKF算法的一般步骤。其次采用噪声自适应算法，实时更新系统噪声和测量噪声，降低噪声对估计结果的干扰，获得更为精准的机器人位置信息。最后通过在内150m范围场景开展实验，对获得的实验数据进行算法仿真分析。实验数据表明，x轴和y轴位置误差的均方误差值为…m、…m，定位精度较高，有一定的应用价值。

**关键词：**移动机器人 混合定位 UKF 自适应

## Research and application of hybrid navigation system in mobile robot

Yi Sun Xueli Zhang

(School of Communication and Information Engineering, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710121, China)

**Abstract：**

**Keywords:**

### 引言

随着移动机器人应用场景的不断扩大，移动机器人需要在各种场景中实现功能要求。而机器人自身位姿估计的准确性，是实现所有业务功能的前提，因此，如何利用各传感器提高定位系统的定位精度和稳定性就变得越来越重要。由于单一传感器的局限性，多传感器实现混合定位成为研究热点。

通常使用的定位方式主要包括：惯性、视觉、GPS和轮式里程计等，在室内以及其他复杂环境中GPS系统不可靠，而由低成本MEMS惯性测量单元(Inertial Measurement Unit，IMU)、轮式里程计和相机两两或三个组成的是一个不错的选择，本选用了IMU和双目相机构建定位系统。相机可以捕获丰富的场景信息，IMU可提供较高精度短期的位置信息，两者结合可为机器人自主导航提供必要的运动状态估计及足够的环境感知能力。既保持了纯惯导系统的自主性，又克服了纯惯导系统误差随时间的积累。

多传感器数据融合可以分为基于滤波和基于优化的方法，目前主流的是基于滤波的方法。卡尔曼滤波算法（Kalman Filter，KF）是最基本的传感器融合技术。KF最初被用于惯性导航，阿波罗登月计划和c-sa飞机导航系统早期的应用实例。在文献[1]中，使用了KF算法进行数据融合，这种方法建模简单，实时性较好，但是忽略了非线性因素对滤波带来的影响。在文献[2]中基于KF算法，提出了一新型观测量—向心加速度，从而提高定位精度。文献[3，4]使用扩展卡尔曼滤波（Extended Kalman Filter，EKF）方法，这是一种关于噪声均值和协方差的线性化方法，但由于其用了线性化方法，因此也引入了误差。文献[5]论述了无迹卡尔曼滤波（Unscented Kalman Filter，UKF）算法，文献[6]将设计了EKF和UKF的GPS/SINS导航系统，实验结果表明，在基于MEMS惯性传感器的SINS/GPS导航系统中，UKF的性能优于EKF。文献[7]中将UKF算法与遗传算法相结合，降低噪声干扰，提高UKF算法的性能。本文采用UKF算法实现IMU与双目视觉信息的融合，并利用噪声自适应算法，实时更新系统噪声和测量噪声，以降低噪声对位置估计结果的干扰，提高定位精度。

### 2 视觉/惯导定位的系统设计与初始化

#### 2.1系统框架

本文用于位置估计的传感器包括ZED双目相机和MEMS传感器(IMU)。如图1所示，ZED双目相机频率为10Hz，IMU传感器频率为100Hz。将上述两通道的传感器的测量数据通过UKF进行信息融合，实现惯导/视觉混合定位系统。

第一步：先对IMU和视觉里程计进行软时间戳对齐。在计算之前，需对IMU和摄像机进行软同步。通过ROS发布同一的时间戳来对齐IMU和视觉里程计；

第二步：获取IMU传感器信息，并进行惯导解算；

第三步：判断是否有图像输入。若无图像输入，则只对惯导进行UKF，而后作为系统输出，并跳转第二步，开始下一次循环；若有图像输入，则进行特征点提取与匹配，计算出视觉里程计估计位姿信息；

第四步：利用INS误差模型建立KF状态方程，并将INS位置信息与双目位置信息的差值作为观测值，建立测量模型，进行UKF，得到系统误差状态的最优估计；

第五步：将最优估计值反馈给INS，结合INS定位信息，作为该时刻系统的输出和下一次进行惯导解算的初始位姿。

在本系统中，既实现了INS的高频率输出，又校正了惯导的累计误差，并克服了视觉里程计依赖于纯图像的缺点，提高定位精度和稳定性。本文主要讨论了在有图像输入时的基于UKF的定位系统的实现。



导航系统整体框架图

#### 2.2 视觉和IMU内外参标定

1. 对相机内参进行标定，这里借助机器人操作系统(Robot Operating System，ROS)提供的软件包进行。
2. INS的初始对准，是为加速度计提供测量基准，从而为导航计算提供必要的初始条件。因此，惯导系统初始对准的好坏，将直接关系到惯导工作性能的好坏。

惯性导航系统在初始对准阶段需完成是三个工作：输入初始条件（初始速度和初始位置）；调整惯性平台到预定的坐标系（导航坐标系）内；对陀螺进行温漂测量（测出后在系统中进行补偿）。

本文在机器人开始工作前前十分钟进行IMU初始对准，前两分钟进行粗标定，用来减少精标定时间。对后八分钟数据用卡尔曼滤波进行精标定。

其次对IMU进行陀螺仪和角速度计的零偏测量，需借助于三轴转台进行。

1. 进行相机和IMU标定。相机和IMU安装的空间位置是固联的，因此相机和IMU坐标系之间存在一个固定的旋转平移关系，可通过初始的外参标定获得。

### 3 自适应UKF的组合定位系统实现

在对系统进行建模之前，首先需要对相关的坐标系进行定义和约定。在本文中b表示IMU的体坐标系，系统默认载体坐标系和IMU体坐标系一致；c表示相机坐标系；w表示世界坐标系（导航坐标系），世界坐标系与IMU初始时刻的体坐标系重合。

#### 3.1 KF状态模型

假设KF估计的是INS投影到世界系坐标系的姿态、速度和位置误差，以及加速度计和陀螺零偏 。则状态向量

 （1）

INS的误差状态模型

= （2）

噪声假设服从高斯分布，即，为协方差矩阵。子矩阵和见文献[8]。

#### 3.2 KF量测模型

本文使用INS的姿态、位置信息与视觉里程计估计的姿态、位置信息的差值作为观测量。其量测方程为。

其中 （3）

噪声，为协方差矩阵，本文取视觉里程计噪声为观测协方差矩阵。

#### 3.3 UKF算法

UKF并没有脱离KF框架，其是利用无迹变换（Unscented Transform）[5]来处理非线性系统的均值和方差的传递问题，将每一个用几个Sigma点（关键点）表示，避免了复杂非线性函数雅可比矩阵的复杂运算，并保证了非线性系统的普遍适应性。

在本文中，组合导航系统的状态向量如式（1），维数为15，采用对称比例采样方法，使用文献[9]中方法计算协方差矩阵初始值。当有图像输入时，UKF多传感器的融合实现步骤如下：

1. 初始化：

  （4）

1. 计算2L+1个sigma点，L是状态变量维数：在本文中n=15：



 （5）

 （6）

1. 权值计算

 （7）

m表示均值的权值，c表示协方差的权值。参数是比例缩放参数，决定了采样点与均值X的距离。其中取经验值0.001（0.5），确保为半正定，取0，取值2。

1. 计算2L+1个Sisma点的一步预测。首先对每个Sisma点通过UT变化带入非线性函数f()中，得到新的点集，然后对变换后的点进行加权得到相应的预测值和

 （8）

 （9）

其中为矩阵的第i列。表示在k-1时刻对k时刻状态的预测，表示k-1时刻对k时刻的预测值与真实值之间的差异，是后验估计误差协方差矩阵，用来度量预测的精度，为系统噪声的方差矩阵，是已知的非负定阵；

1. 对预测值和协方差矩阵重新进行UT变化，获取新的Sigma点，权值不变。

根据非线性观测方程h()对新的Sigma点集进行非线性变换，使用加权计算得到预测值的观测值

 （10）

1. 协方差矩阵更新：

 （11）

 （12）

是测量噪声协方差。zx无R

1. 计算增益： （13）
2. 更新 （14）
3. 后验方差矩阵更新： （15）

#### 3.4 噪声自适应UKF算法

利用UKF滤波算法进行系统状态估计时，需假设系统噪声和量测噪声统计特性己知。但在实际环境中，受系统元器件和外部环境等不确定因素的影响，系统噪声和量测噪声模型准确性很难保证，会影响UKF算法的定位精度甚至使滤波发散。本文采用噪声自适应算法，实时更新系统噪声和测量噪声，提高UKF算法的性能。

首先定义新息残差以及协方差为：

 （16）

为上一时刻UKF的更新，可由重复UKF中的前5步计算得到。M为窗口宽度，本文取经验值M=20。

对系统噪声Q估计：

 （17）

最新估计的代替式（9）中的Q。

测量噪声R的估计：

 （18）

最新估计的代替式（12）中的R。

### 4实验结果分析

在实验中，我们使用Turtlebot2机器人、ZED双目相机和IMU传感器。如图所示。实验平台为Lenovo G50笔记本电脑()，所有实验都在Ubuntul6.04系统下实现。采集的数据包括相机采集的图像序列(20Hz)，IMU测量值(200Hz)及手动测量的位置信息。

在本实验中，由于没有真实的轨迹数据，不能够进行绝对轨迹误差计算，因此在实验前预先设置3个位置点，机器人按规定的路线运动，以起始位姿为坐标原点，两个位置点之间为直线运动（直线转弯再直线）。最后将真实的位置坐标与算法计算得到的位置坐标进行比较，得到误差表（闭环误差表）。

为了验证方案的可行性和有效性，使机器人在不同特点的几种环境中行走，并使用三种不同的方式运行位置估计（惯导，视觉和惯导/视觉），且将我们的估算与真值进行比较（手动测量），来评估准确度。

1. 特征点较多环境
2. 弱纹理环境
3. 特征点多+运动过激

### 文献

1. LEFFERTS E J, MARKLEY F L, SHUSTER M D. Kalman filtering for spacecraft attitude estimation[J]. Journal of Guidance Control and Dynamics, 2012, 5(4): 536-542.
2. 李博文,姚丹亚.低成本车载MEMS惯导导航定位方法[J].中国惯性技术学报,2014,22(06): 719-723.
3. FILIPE N, KONTITSIS M, TSIOTRAS P. Extended Kalman filter for spacecraft pose estimation using dual quaternions [C]∥Proceedings of 2015 American Control Conference. Piscataway, New Jersey, USA: IEEE, 2015: 3187-3192.
4. 熊敏君,卢惠民,熊丹,肖军浩,吕鸣.基于单目视觉与惯导融合的无人机位姿估计[J].计算机应用,2017,37(S2):127-133.
5. ]潘泉,杨峰,叶亮,梁彦,程咏梅.一类非线性滤波器——UKF综述[J].控制与决策,2005(05): 481-489.
6. Li Y, Xu X. The application of EKF and UKF to the SINS/GPS integrated navigation systems[C]// 2010 2nd International Conference on Information Engineering and Computer Science. IEEE, 2010: 1-5.
7. 周卫琪,齐翔,陈龙,徐兴.基于无迹卡尔曼滤波与遗传算法相结合的车辆状态估计[J].汽车工程,2019,41(02):198-205.
8. Paul D. Groves 著,李涛,练军想 等译.GNSS与惯性及多传感器组合导航系统原理[M].国防工业出版社,2011:339-341.
9. 刘健,孔雨晨.使用线性卡尔曼滤波进行WiFi-惯导的融合定位[J].电子测量技术,2017,40(04): 1-4.