# 混合定位导航系统在移动机器人中的研究与应用

## 1 绪论

### 1.1 选题背景及意义

#### 1.1.1选题背景

机器人技术是上世纪中期的一项重大发明。我国科学家对机器人的定义是“机器人是一种自动化的机器，所不同的是这种机器具备一些与人或生物相似的智能能力，如感知能力、规划能力、动作能力和协同能力，是一种具有高度灵活性的自动化机器”。从20世纪60年代起，美、日、英、法等国都竞相发展机器人技术，争夺世界霸主的地位。到目前为止，机器人己经经历了第一代可编程示教再现阶段、第二代具有一定感觉功能的和自适应能力阶段，进入了第三代的自适应控制的“智能机器人”的研制、开发及其产业化的新阶段。随着智能机器人的迅猛发展，其应用前景也将更为广泛，新一代智能机器人将在农业、军事、矿业、林业、海洋、娱乐、体育、医疗、太空、服务业等方面，起到非常重要的作用。同时，人们对机器人功能的要求也越来越高。

智能机器人作为二十一世纪最具前景的产业，是自动化技术和人工智能技术相结合的典范，代表着先进制造技术发展的最高水平，是人类生产力工具的又一大提升。现代生活中，机器人正在发生重大变革。在经济发展的过程中，机器人技术对各行各业都起着极大的推动作用，有效解放了生产力，完成人类所不能完成的高危作业，不仅提高人类的劳动效率，也提高了人类科学技术的发展水平，为国民经济的增长做出了巨大贡献。在未知区域（室内），人类不了解其中的环境，需要机器人先去探寻环境。或者是在一些特殊场合，其恶劣的工作环境会对人们的身体造成伤害，这时机器人就可以代替人们可靠、安全的完成一些工作任务并获取现场情况。这就需要机器人通过自己主动感知环境、进行障碍物识别、路径规划和自主导航，完成预定业务。

智能机器人系统是一类能够通过传感系统感知自身状态和环境状态，实现在复杂环境中面向目标的自主移动，从而完成特定作业功能的系统。机器人系统研究内容涵盖面广，包括定位导航、路径规划、目标识别、地图构建和多传感器信息融合等关键研究领域，涉及的学科包括传感器技术、计算机技术、电子信息技术、自动控制技术及人工智能技术等重要学科领域，是科学技术发展的一个重要展示，具有重要的研究意义和价值。

#### 1.1.2研究意义

在矿井事故和应急救援等灾后复杂未知环境中，随时可能发生二次灾难，如救护人员直接进入灾区，人身安全得不到保障。且事故发生后无法迅速准确地获得灾难现场的信息，因此，研发一系列能够替代或部分替代人工的智能救援机器人，能快速进入事故现场，迅速准确获取事故现场环境信息以及进行辅助救援自主行为，具有极其重要的现实意义。

在此背景下，对智能机器人的导航系统精准性要求就变得越来越高。导航是引导移动机器人从起点运动到终点的过程，其研究目标是通过机器人装配的传感器判断自身状态，在没有人的干预下使机器人有目的地行进并完成特定任务。导航信息包括位置和姿态角两个要素。移动机器人导航流程如下图：

1. 各传感器测得当前机器人的位置和姿态角等导航信息；
2. 控制台获取这些信息，结合预定义路径信息，计算出下一时刻机器人需要完成的动作（转多少度），并控制机器人做相应的动作。
3. 动作完成后，各传感器继续测量机器人的位置、速度和姿态角，控制台继续计算下一时刻需要完成的动作，控制机器人。

这个不断迭代过程，使得机器人按预定义路径从起点运动到终点，这个过程称为机器人的自主导航。通过以上分析可知，只有获得精准的机器人的导航信息，控制器才能完成规划，实现预定任务。



图 移动机器人导航流程图

导航可以工作在两种不同的状态：一是根据导航输出的位置和航向等导航参数，操作员可以人工自由操纵并引导机器人按预定路径运动向目的地，此时导航系统可以说是一个导航参数测量装置，输出这些信息后即完成它的任务；二是根据导航系统输出的导航参数，直接传递给机器人自动控制系统，通过控制系统解算，形成控制信号，直接操纵机器人自动按路径规划信息运动向目的地，这时的导航系统相当于自动控制系统(或自动驾驶仪)中的一个敏感测量环节，由于机器人控制系统实施闭环控制，操作员仅起一个监控作用，并不参与机器人运动。习惯上把导航系统的第一种工作方式称为工作指示状态，第二种工作方式称为自动导航状态。本文主要研究导航第一种工作状态，即如何通过各传感器测量数据，输出机器人自身运动状态信息，即主要研究机器人导航信息的获取方式以及多传感器融合方式，以获取较为精确的机器人导航信息。但应用于第二种工作状态，即形成指令信号，机器人自动行为控制系统获取指令信号，控制载体姿态、航向或关闭发动机使其按预定路径运动的操作，以及二维地图生成、目标点检测和路径规划等行为，由其他人员完成，最终共同实现机器人自主混合导航系统。

导航问题指检测和控制机器人从起点移动到终点的过程。导航首先通过传感器获取机器人的速度和姿态等信息，机器人的控制系统获得这些信息，结合路径规划信息，计算出机器人下一时刻需要完成的动作。以上分析可知，机器人自主导航的前提是获得准确的机器人的速度与姿态信息。因此研究如何获得机器人当前准确的速度和姿态信息，对实现机器人导航具有重大意义。

### 1.2国内外研究动态及发展趋势

#### 1.2.1机器人导航研究现状

移动机器人技术起始于上世纪60年代，在1969年到1972年中，美国斯坦福研究院研制出了具有智能化的移动机器人Shakey，该机器人可以通过感知周围环境，规划行为，执行作业任务，开启了移动机器人研究的序幕。随着科学技术的发展，移动机器人的功能也越来越成熟，应用范围越来越广泛。机器人导航技术的研究综合了导航技术领域成果，发展成为移动机器人研究的重要方向。

为提高机器人的导航精度，一方面可以从硬件入手，提高传感器的测量精度，这就需要制作工艺的进一步提升，同时整个系统的成本也会随之增加；另一方面可以从算法入手，利用现代化的数据融合算法提高机器人的导航精度，这并不会增加额外的成本。

导航传感器包括两类，第一类为感知自身运动信息的惯性传感器。第二类是对机器人所在场景的特征进行观测的传感器，主要有地磁计、轮式里程计、激光雷达、视觉里程计、GPS。其中惯性导航是最基本的导航方式。

1. 惯性导航硬件部分包括三轴陀螺仪和加速度计，可以输出三个方向的加速度和角速度，然后用软件部分设计代码，用积分的方法进行姿态、速度和位置解算；
2. 地磁计是用来测方位的传感器，根据运动前的方位与运动后的方位，计算机器人的姿态角。在没有干扰时，地磁计算的姿态角较为准确。
3. 轮式里程计是用来测量机器人的车轮转速，根据轮子的半径，便可以计算出机器人位移和速度，还可根据不同轮子间的位移，计算出机器人旋转角度。
4. 激光雷达通过实时计算所接收的被物体反射的红外激光信号，来确定物体的距离和角度，其精度较高。
5. 基于全球定位系统的方法，虽然可以比较精确的获取机器人的速度和姿态等信息。
6. 视觉里程计是通过相机获取环境图像序列，通过处理图像来估计机器人的速度、位置和姿态角信息。

此外，在一些特殊的复杂应用环境下，单一的导航系统无法保证导航性能，应用多传感器融合技术，设计移动机器人组合导航系统可以有效的解决这个问题。

在城市及室内环境遮挡使得GPS系统不再可靠，而由低成本MEMS惯性测量单元(Inertial Measurement Unit，IMU)和相机组成的视觉／惯性系统是一个不错的选择。相机捕获丰富的场景信息以及IMU可提供高精度短期运动信息，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。

20世纪80年代，多传感器信息融合技术便己经产生了。相比起单一传感器技术，多传感器融合系统显示出巨大的优越性，它可以提高测量数据的可靠性，扩展融合系统测量范围，提高系统的鲁棒性，在某些传感器发生故障时，它能够迅速的完成重组，重新投入工作。

多传感器数据融合技术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）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[6]中，使用了卡尔曼滤波（Kalman Filter）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。文献[8]使用扩展卡尔曼滤波（Extended Kalman Filter）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。本文使用基于四元数的无迹卡尔曼滤波（Unscented Kalman Filter）,利用无迹变换（Unscented Transform）来处理非线性系统的均值和方差的传递问题，避免了非线性系统的线性化，保留了高阶项，提高了系统高斯密度的传递函数。

[6] 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.

[8] 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.

因其高度自主性及可用性，视觉/惯性导航系统(Visual Inertial Navigation System，VINS)成为了机器人研究领域的热点。目前VINS可分为基于滤波器的方法和基于优化/光束平差(Bundle Adjustment，BA)的方法。基于滤波器的方法由于仅优化当前的状态，故计算量较小，但由于保持之前的线性化不变，会导致状态估计非最优；基于优化的方法则通过迭代重新线性化以优化状态估计，但随着导航时间增加，计算复杂度太大。在实际操作中，基于优化的方法通常采用滑动窗口优化，以限制计算复杂度无限增加。V1NS系统另一种分类方式为：松耦合系统和紧耦合系统。松耦合系统包含独立的视觉导航系统和IMU系统，把各自状态估计结果作为组合模型输入进行耦合解算；紧耦合模型把视觉和IMU的测量值作为耦合系统的输入进行状态估计，往往可取得更优的结果。但以上所有方法都是计算增量运动，在增量运动基础上进行全局运动估计，使得最终导航误差会无限制增加，最终导致导航系统不可用。

通常组合导航滤波器都采用卡尔曼滤波。多传感器融合系统能够解决复杂环境导航问题，根据不同的场景使用的不同的传感器，构建全源导航系统以实现多传感器的即插即用和不同频率的数据融合，此时采用联邦滤波器来实现多传感器数据融合。由于各导航传感器的信息更新频率不同步，且当传感器数量增加时，需要构建多个子卡尔曼滤波器，这将导致计算量急剧增加，需要提出新的数据融合算法，以实现全源导航信息融合的非等间隔滤波问题。美国国防高级研究计划局(DARPA)在2010年了开展一种全新的导航传感器融合技术一全源定位与导航技术，通过即插即用的方式兼容任意的传感器配置组合，得到一种高精度、鲁棒性强的定位与导航技术。目前，国内全源导航还处在起步阶段，但大部分方案都采用基于因子图的方法开发支持即插即用功能的实时系统。以因子图方法为基础，提出了具有高度适应性的框架来满足各种不同类型的传感器的即插即用。

本课题主要对惯性导航技术和视觉技术进行分析，利用多传感器技术，使用视觉里程计来修正惯性导航的误差，实现较高精度的导航。

[1]基于因子图的组合导航方法及其可行性研究. 朱晓哈，陈帅，蒋长辉，张博雅，韩林

[2]基于非线性优化的单目视觉／惯性组合导航算法. 程传奇，郝向阳，李建胜，刘智伟，胡鹏

在视觉SLAM中，使用视觉里程计实现定位，但视觉里程计在抖动或弱纹理环境中，定位误差较大，因此与惯性导航进行融合，实现更为稳定的定位。

#### 1.2.2发展趋势

移动机器人技术是传感技术、控制技术、信息处理技术、机械加工技术、电子技术、计算机技术等多门技术的结合。因此对于移动机器人的发展也必然建立在这些技术的高速发展之上的。对于移动机器人导航的发展趋势可以概括为以下几个方向：

1. 先进的传感技术

传感器相当于移动机器人的感觉器官，只有先进的传感器技术才能有效的采集环境信息，从而提高导航的效率和准确性。

1. 高效的信息处理技术

信息处理主要是指对于传感器采集进来的信息进行处理，包括语音识别与理解技术，图像处理与模式识别技术等。由于目前移动机器人的导航大都采用基于视觉或有视觉参与的导航技术，因此计算机视觉和图像处理技术的水平对于移动机器人导航的发展将起到至关重要的作用。

1. 多传感器的信息融合技术

多传感器的导航方式是移动机器人导航发展的必然趋势。这种多传感器的信息融合技术充分利用了多个传感器的资源，通过对这些传感器及其观测信息的合理支配和利用，把多个传感器在空间或时间上的冗余或互补信息根据一定的准则进行组合，从而获得对被测对象的一致性解释或描述，因此它不但能够提高导航精度，同时也使整个导航系统具有了较高的鲁棒性。

1. 智能方法的发展与完善

目前在移动机器人导航中，智能方法的应用是一个重要的发展方向。但目前智能算法在机器人导航中的应用范围却受到了很大局限，如神经网络应用往往局限在环境的建模和认知上，例如机器人地图构建。同时由于目前在导航过程中主要采用前馈网络，需要提前对信号进行训练，因此难于实现在线应用；模糊逻辑应用于复杂未知动态环境中，模糊规则很难提取，导航的效果也不理想。因此在移动机器人导航中，智能方法还有极大的发展空间。

## 2惯性导航

惯性导航系统(Inertial Navigation System,INS)INS，也称为惯性导航，是一种不依赖外部信息、也不向外部辐射能量的完全自主式导航系统，是使用最广泛的机器人导航方式。

惯性导航通常由两部分组成，即惯性测量单元(Inertial MeasurementUnit,IMU)和导航解算单元。惯性测量单元属于硬件部分，通常是由三个相互正交的加速度计和与三个加速度计固联的陀螺仪组成，可以输出三个方向的加速度和角速度。导航解算单元属于软件部分，通过设计好的软件程序或方法，利用惯性测量单元的输出信息，进行数值积分求解运载体的姿态、速度和位置等导航参数，这三组参数的求解过程即所谓的姿态更新算法、速度更新算法和位置更新算法。在研究惯性导航时，目前提到的水平加速度和角速度的精度要求为：加速度计；陀螺

### 2.1惯性测量单元

惯性测量单元（Inertial measurement unit，IMU）又称为惯性平台，是测量物体三轴姿态角(或角速率)以及加速度的装置，如下图所示，典型的惯性测量单元包含了三个单轴的加速度计、三个单轴的陀螺、IMU处理器、温度传感器和相关电源系统等。



图 IMU示意图

IMU处理器对惯性传感器的输出进行量纲转换；对已知的误差项进行补偿；检查输出量的范围，以检查传感器是否正常工作。

量纲转换是指将惯性传感器的直接输出（一般是一个电压信号），根据文件提供的标度因数（通过通信协议），可将输出量的单位转换为国际单位（SI），即转换成比力或角速率。典型的输出频率为100Hz~1000Hz。

IMU处理器根据事先标定的误差结果，对传感器进行修正。标定参数放在存储器中，一般包括刻度因子误差、零位偏差和安装误差（交叉耦合误差）。这些误差随项随温度变化，因此需要在一定温度范实施标定，并且还要在IMU中安装温度传感器。然而每一个惯性传感器内部的温度不一定与IMU环境温度匹配，因此某些高精度的IMU采用温度控制措施，代替温度补偿。这里所讲的标定过程，专只内场标定，不同于现场标定。

从应用角度划分，惯性传感器精度可以分为5个宽泛的精度类别：航海级、航空级、中等精度级、战术级和汽车级。其中航海级成本超过100万美元，提供的导航定位精度为：24小时不超过1.8km。战术级惯性传感器成本约为5000美元~20000美元。最低精度的惯性传感器，不足以达惯性导航的精度，在使用时，一般与其他导航系统组合。这个级别的加速度计价格为1美元左右，陀螺价格不低于10美元。同一类型（低精度）的EMES惯性传感器，经过标定之后可以战术级导航。

加速度计的测量精度影响惯导系统的导航精度，惯性级加速度计必须满足灵敏度小、摩擦干扰小和量程大的要求。测量本身就是误差，而且形成的速度误差和距离误差随时间积累。用于惯性导航中的加速度计，其灵敏限必须要求在以下，有的要求达到。

陀螺性能决定了惯导系统的性能。陀螺精度是惯导系统精度的决定因素。其中陀螺精度中最主要的指标是陀螺漂移率，陀螺误差会1:1传给惯性平台。

目前微机械加速度计和陀螺仪还处于中低精度范畴，在使用其实现惯性导航的系统中，需要与其它导航方式融合来实现车载系统导航功能。MEMS陀螺仪测角速度的，MEMS加速度是测线性加速度的。前者是惯性原理，后者是利用的力平衡原理。加速度计在较长时间的测量值存在累计误差。陀螺仪在较短时间内则比较准确，而较长时因漂移存有误差。因此，需要两者（相互调整）来确保航向的正确。

### 2.2坐标系

在惯性导航系统中，惯性传感器测得的导航信息都是载体坐标系相对于惯性坐标系的信息，因此需要将惯性传感器测得的信息先转换到地球坐标系下，最后转换到导航坐标系，然后进行导航导航解算。如果使用地理坐标系（东北天）作为导航坐标系，那么机器人的瞬时地理位置用经纬度表示时，实际上就是地理坐标系和地球坐标系之间的方位关系；载体的航向姿态信息实际上是载体坐标系和地理坐标系之间的方位关系。

在捷联式惯性导航系统中，一般采用地理坐标系（东北天）为导航坐标系(n系)，那么载体的瞬时地理位置当用经纬度表示时；载体的姿态信息实际上是载体坐标系(b系)和导航坐标系(t系)之间的方位关系。在捷联式惯性导航系统中涉及的坐标系有

1. 地心惯性坐标系（简称i系）

地心惯性系就是惯性坐标系，又称绝对坐标系，其不随地球转动而转动。惯性测量单元测的的数据是以该系为参考系的。坐标原点在地球的中心，X轴与y轴在赤道平面内并且两者正交，它们分别指向空间中的两颗恒星，而Z轴沿地球自转轴指向北极。

1. 地球坐标系(简称e系)

地球坐标系与惯性坐标系一样，坐标原点在地球的中心，z轴沿地球自转轴指向北极，x轴在赤道平面内与本初子午线相交，Y轴在赤道平面内指向东经90度。以地球自转角速度（=）相对于惯性坐标系绕着地球自转轴旋转。用来确定载体在地球上的相对位置，确定经纬度。

1. 导航系(简称n系)

惯性导航系统是在进行导航解算时所采用的坐标系。在捷联惯导系统中，导航参数的解算需要将加速度信号分解到导航坐标系中进行计算。一般来说可以将地理坐标系（东北天）选为导航坐标系。

1. 地理坐标系(简称g系)

地理坐标系原点是载体重心在地球上的投影，根据坐标轴指向不同，地理坐标系的x,y,z轴可选为东北天，北东地，北西天等右手直角坐标系。一般选择东北天。用来表示载体所在位置的坐标系。

1. 载体坐标系(简称b系)

载体坐标系原点与载体重心重合，x轴沿载体横轴向右，Y轴沿载体纵轴向前，z轴沿载体竖轴向上，即“右前上”坐标系。用来定义载体的姿态、速度等信息。

机器人运动时，通过载体坐标系和导航坐标系相互转换，确定机器人位姿。

图3.2惯性坐标系（i系）与地球坐标系（e系） 图3.3 导航坐标系（n系）与载体坐标系（b系）

### 2.3导航解算单元

导航解算单元是惯性导航系统的软件部分，通过编写代码进行积分等数学运算，该部分可以称为惯性导航原理（数据处理方式）。载体坐标系与导航坐标系的相对关系即为载体姿态。载体坐标系到导航坐标系的坐标变换矩阵，又称姿态矩阵。惯性导航原理如下图。



图 惯性导航原理图

1. 在载体坐标系下，惯性测量单元输出机器人载体坐标系相对于惯性坐标系的角运动信息和比力速度信息。
2. 输出的角速度信息减去地球的自转角速度，得到运载体的载体坐标系相对于导航坐标系的角速度信息。然后计算姿态矩阵，并经解算最终得到航向角ψ。
3. 利用姿态矩阵，将加速度计输出的比力信息转换到导航坐标系下，然后对其进行积分得到速度和位置信息。

导航解算单元计算出的航向角和位置信息是机器人角度和位置的变化量，还需根据前一时刻的机器人的方向和位置，确定当前时刻机器人的方向和位置。

### 2.4惯导解算

惯导解算是指通过加速度计测得的载体加速度和陀螺测得的载体相对于惯性坐标系的角速度来进行载体的位姿估计。

使用IMU进行惯导解算时必须考虑到噪声的影响，其实际测量模型如式：



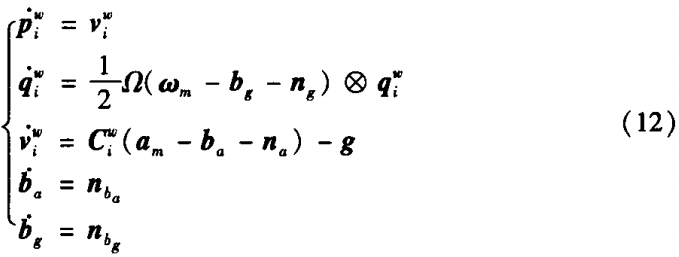
其中：，为零均值的高斯白噪声，服从正态分布；分别代表加速度计和陀螺的零漂，可通过三轴转台进行标定，零漂可以看作由高斯白噪声导致的一个随机游走过程。

系统的状态量包括IMU的位置、姿态、速度以及加速度计和陀螺仪的零漂，因此状态量可表示为如式(11)

 （11）

根据定义的状态量可以得到IMU的运动方程如式(12)：其中表示四元数乘法





代表由当前IMU体坐标系到世界坐标系的旋转矩阵，根据前三个运动方程可以对惯导进行解算，其实质就是求解三个微分方程，首先用式(13)对姿态进行解算：



其中：代表当前时刻IMU相对于世界坐标系的姿态，代表上一时刻的姿态；代表角度旋转矢量，由陀螺仪输出的角速度积分得到，为的模，此处的旋转矢量会由于圆锥运动引进一个常值漂移项，采用圆锥算法可以在一定程度进行消除。

速度解算过程如式(14)，其中，、分别为当前时刻和上一时刻IMU的速度；为加速度积分增量；为重力加速度积分增量。



位置解算直接由速度积分得到，如式(15)：



### 2.5惯性导航特点

1. 工作自主性强

自主式导航设备不依靠地面辅助设备或其他方面的任何信息就能独立自主地进行工作。这样一方面可以扩大机器人活动范围，在没有任何地面导航台的未知环境的室内或地下通道内完成任务；另一方面它与外界无任何信息交换，可以避免被敌人发现而受攻击或施放干扰，能安全隐蔽地去执行自己的任务。惯性导航系统依靠机载设备感测加速度，不依靠任何其他信息而能独立地完成导航任务，是一种自主性最强的导航方法。

1. 提供导航参数多

惯性导航可以为机器人提供加速度、速度、位置、姿态等最全面的导航参数。惯性导航的这一优势也是其他导航系统无法比拟的。

1. 适用条件宽

惯性导航既不易被敌方发现，也不易被敌方干扰。同时也不受气象条件限制，能满足全天候导航的要求；也不受地面形状、沙漠或海面影响，能满足全球范围导航的要求。

惯性导航的突出缺点是导航精度随时间增长而降低。

首先惯性导航的核心部件陀螺在测量机器人角加速度信息时，机器人必需转得够快，或者惯量够大(角动量够大)。否则只要一个很小的力矩，就会严重影响到其稳定性。即机器人在低速运动时，陀螺测量信息误差较大。

其次加速度和陀螺仪输出是瞬时量，不能直接使用，需要时间积分计算姿态角、速度和位置，得到的姿态角和位置变化量与前一时刻的信息相加，得到当前时刻姿态角和位置。但是积分时间Dt是不可能无限小，并且惯性传感器测量基准是自身，没有绝对参照物，前一时刻计算误差会累计到下一时刻，计算误差的不断累积，导致导航精度不断降低。

所以，惯性导航在短程导航中，具有较高的精度，而长时间的低速导航精度不甚理想。

## 3视觉导航

随着移动机器人的应用场合越来越广泛，复杂环境下实现移动机器人的自主行为和决策一直是热点之一，其中机器人的定位和导航是不可或缺的关键部分。传统的机器人定位采用的是惯导和GPS结合，但GPS存在数据丢失、阻塞等情况，也面临着必须在室外场景下等条件限制，存在一定的局限性。而视觉定位则不会存在以上问题，其相对于其他传感器来说具有成本低、信息易获取、价格低廉等优点，且视觉传感器可以提供丰富的感知信息，既可以满足机器人的自定位要求，又能够同时为其他重要的任务提供信息，如目标检测、避障等。

随着科学的进步，采用视觉信息就进行导航受到人们的广泛关注。最典型的研究方向是与信标技术相结合，通过图像信息识别环境中的信标，并计算机器人与信标的相对位姿，进而获取机器人的绝对位姿。另一个重要的研究方向是视觉里程计，其基本原理是根据环境信息在运动前后机器人获取图像信息的不同计算机器人的相对位姿，在机器人运动前的绝对位姿己知的情况下，推测当前绝对位姿。虽然两种定位方法的基本框架和关键技术存在一定差异，但本质是一样的，视觉里程计中机器人运动前的绝对位姿即附加在信标上的先验位姿。值得一提的是，基于信标的方法需获取环境的先验信息，而视觉里程计可应用于任何未知环境。基于视觉的自定位技术更多地模仿了人类和生物群体的智能特征，借鉴人类智能化模式，发展空间较大，具有较强的研究意义。

文献[4]最早运用视觉导航的方法，利用一个可滑动相机获取视觉信息作为输入项，完成了机器人室内导航。文献[5]提出了视觉里程计的概念，基本步骤包括特征提取、特征匹配、坐标变换和运动估计，当前多数视觉里程计仍然基于此框架图。

1. MOARAVEC H.Obstacle avoidance and navigation in the real word by seeing robot rover[D].Stanfors：Univ. Of Stanford.1980
2. MATTHIES L.SHAFER S A.Error modeling in stereo navigation[J].IEEE Robotics and Automation.1987.RA-3(3)：239-250

视觉里程计是通过摄像机获取机器人运动环境图像信息，产生观测数据。利用相邻的图像序列来估计相机的运动，进而得到运动物体的运动轨迹。即利用图像处理技术获得机器人的位置和姿态角信息。在GPS导航无法使用的室内，一般都是使用视觉和惯性导航的混合机器人导航。视觉导航只关心局部时间上的运动，多数时候是指两个时刻间的运动。当机器人以某种间隔对时间进行采样时，就可估计运动物体在各时间间隔之内的运动。

### 3.1视觉里程计分类

视觉里程计可以根据深度信息的有无分为单目、双目和深度RGB-D。

1. 单目mono：结构简单，成本低。本质上是拍照时的场景，在相机的成像平面上留下一个投影。以二维的形式反映三维的世界。

缺点：在单张图片里，无法确定一个物体的真实大小。它可能是一个很大但很远的物体，也可能是一个很近很小的物体。通过相机的运动形成视差，可以测量物体相对深度。但是单目估计的轨迹将与真实的轨迹相差一个因子，也就是尺度（scale），单凭图像无法确定这个真实尺度，所以称尺度不确定性。本质原因是通过单张图像无法确定深度。

1. 双目stereo：双目相机由两个单目相机组成，但这两个相机之间的距离（称为基线）是已知的。我们通过这个基线来估计每个像素的空间位置，基线距离越大，能够测量的距离就越远；并且可以运用到室内和室外。

缺点：配置与标定较为复杂；深度量程和精度受到双目基线与分辨率限制；视觉计算非常消耗计算资源，需要使用GPU和FPGA设备加速后，才能实时输出整张图像的距离信息。因此在现有的条件下，计算量是双目的主要问题之一。

1. 深度RGB-D：深度相机又称RGB-D相机，它最大的特点是可以通过红外结构光或Time-of-Flight(ToF)原理，像激光传感器那样，通过主动像物体发射光并接收返回的光的物理方法，测出物体离相机的距离（深度信息）。

缺点：测量范围窄，噪声大，视野小，易受日光干扰，无法测量透射材质等问题，主要用在室内，室外很难应用。

### 3.2坐标系

视觉里程计的基本原理是将客观场景的3-D物体投影到2-D图像平面上，将拍摄的前后两个时刻图像信息，利用图像处理技术，求出在像素坐标系下图像之间的转换关系，包括旋转矩阵和平移量，然后将信息依次转换到图像物理坐标系，摄像机坐标系（载体坐标系），最终将旋转矩阵和平移量转换到世界坐标系（地理坐标系），根据前一时刻机器人的位置信息（在起点处建立坐标系），计算下一时刻的位置信息。其实质是坐标系间的变换，包含的坐标系有：

1. 图像像素坐标系
2. 图像物理坐标系
3. 摄像机坐标系（载体坐标系）
4. 世界坐标系（地理坐标系）

### 3.3视觉里程计原理

视觉里程计经过多年的发展，己经形成了一个基本的框架，如下图所示，在相机获取图像序列之后，为了获取相机的位姿，需要建立帧与帧之间的关联，方法是在各个帧之间独立的提取特征点，然后根据特征之间的相似度进行匹配，匹配或追踪得到的特征对根据深度信息的有无可分为2D-2D，3D-3D，3D-2D在使用这些特征对估计运动时，根据相机的不同使用特征对恢复相机运动的方式也不同：对于单目视觉里程计，在初始化时由于无法获取特征点的深度信息，只能使用2D-2D特征对恢复相机的运动，其次通过三角测量恢复特征点的深度，在后续的估计中就可以使用3D-2D的特征对恢复相机的运动；对于双目视觉里程计，由于两个相机之间的基线是固定的，可以利用三角测量直接恢复特征点的深度，这样就可以直接使用3D-3D的特征对恢复相机的运动；对于RGB-D相机视觉里程计，可以直接将获取的彩色图像和深度图像进行对齐，特征点可以直接获得深度信息得到3D-3D的特征对并依此来估计相机的运动。

视觉里程计，是将客观场景的3-D物体投影到图像平面上，并在移动机器人行走过程中，根据相机采集的前后两个时刻图像信息，利用图像处理技术，估计出相机、即机器人的位姿变化。结合前一时刻机器人的位置（在起点处建立坐标系），得到当前时刻机器人的位置，从而得到机器人的运动轨迹。视觉里程计原理如下图：

1. 在机器人运动过程中，使用RGB-D深度传感器获取图像的彩色信息和深度信息；
2. 对获得到的两帧RGB图像分别进行特征提取和描述，再对两帧图像间的特征描述符进行特征匹配，获得二维特征匹配点对集合；
3. 对匹配后的特征点对集合采用随机采样一致性算法(Random Sample Consensus,RANSAC)剔除误匹配的点，求出该连续两帧图像之间的运动变换关系，即求出旋转矩阵和平移向量；
4. 将RGB图与深度图的深度信息结合，来获取各特征点对集合相对于相机坐标系的三维坐标集合；
5. 通过ICP算法对之前获得的三维匹配点对进行点云配准运算，再从而可以获得优化后的运动变换关系。
6. 将前一时刻的位置和方向作为初值，根据运动变化关系，计算当前时刻机器人位置和方向。



图 视觉里程计基本原理图

### 3.4直接法

### 3.5视觉里程计特点

视觉里程计具有非接触、信息易获取、价格低廉、不受地面打滑或凹凸不平的影响、累积误差小、适应恶劣环境等优势。

缺点：依赖于纯视觉，有误匹配点，导致特征点估计位置不准确；当机器人高速运动时，图像质量差导致估计机器人信息失败；计算量大，实时性存在一定问题。

## 4其他辅助性导航

1. 磁力计（Magnetic、M-Sensor）也叫地磁、磁感器、电子罗盘，是一种可以测量环境磁场强度的传感器，通过利用磁力计测得磁场强度进而得到所需的载体方位角信息。磁力计的原理跟指南针原理类似，可以测量出当前设备与东南西北四个方向上的夹角。根据运动前的方位与运动后的方位，计算机器人的姿态角。

在没有干扰时，地磁计算的姿态角较为准确。此外地磁传感器有缺点，它的绝对参照物是地磁场的磁力线，地磁的特点是使用范围大，但强度较低，约零点几高斯，非常容易受到其它磁体的干扰。有很多因素可以造成干扰，如摆放在电路板上的马达和喇叭，还有含有铁镍钴等金属的材料如屏蔽罩，螺丝，电阻，LCD背板以及外壳等等

1. 轮式里程计是安装在发动机和轮子上的编码器，编码器每转一圈会触发固定数量的ticks（通常会有几百或者几千个），从而记录对应轮子转了多少圈。加上预先知道的轮子的直径和轮间距，编码器就可以把记录的数据转化成用m来表示的轮子行驶的距离，从而计算出速度。或者还可根据不同轮子间的位移，计算出轮子转动的角度（机器人旋转角度），用rad表示。在较为平坦但不光滑的地面使用测得的较为准确。

## 5基于滤波的多传感器融合技术

移动机器人在运动过程中，需要不断的感知周围的环境信息以及自身状态信息，由于工作环境的复杂性、自身状态的不确定性和单一传感器的局限性，仅仅依靠一种传感器难以完成对机器人自身状态的的感知，为完成在复杂、动态及小确定性环境下的自主性，因此机器人通常装有多种传感器，通常用到视觉、惯导、磁力计和轮式里程计等传感器，将多个传感器信息通过一定的算法进行综合处理，从而从而得到更准确、可靠的信息。

在将各传感器进行数据融合之前，应将各传感器信息转换，传感器估测的导航信息转换在相同的坐标系下使用相同的表示方法，然后将各信息做时间戳同步，并判断各传感器数据的准确性，在使用融合算法时给予不同的权值，使得融合的效果更好。

常用的滤波算法可以分为滤波和优化的方法。基于滤波融合方法有加权平均法、马尔科夫、卡尔曼滤波、粒子滤波等。

### 5.1加权平均法

加权平均算法，主要就是加权那此来自于不同传感器的冗余信息，最后得到的加权平均值就是所谓的融合的结构，这种方法对信息进行处理是较为简单的一种融合方法。采用这种方法进行信息处理必须先对系统和传感器进行详细的分析，从而得到正确的权值。自适应加权平均算法不要求知道传感器测量数据的任何先验知识，只是依靠多传感器提供的测量数据，就可得出均方误差最小的融合数据值。

### 5.2卡尔曼滤波

中心思想：将定位问题当作是一个传感器融合问题（sensor fusion problem）

基于卡尔曼滤波的技术基于一个假设：机器人位置的不确定性可以通过一个单峰高斯分布表示。基于卡尔曼滤波的技术已被证明在持续跟踪机器人的位置上是稳健且精确的。但是，这种方法不能处理多模态的密度，而这在全局定位中很常见。其另一个局限是其最初的姿态必须是已知的，同时高斯不确定性要达到最大。

KF是Kalman提出的一种获取状态最优估计的算法，该算法对线性系统能够取得最优的滤波效果。实际的机器人定位中，KF对线性系统取得了较好的定位效果和精度但是，实际机器人系统模型和观测模型均带有非线性，受机器人自身及各种外界因素的影响，真实的系统噪声和观测噪声不完全是高斯白噪声，无法满足KF的前提要求，使得KF在移动机器人定位领域地应用受到了限制。

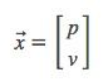
针对非线性系统滤波的问题，提出了两种基于KF的算法，EKF算法和UKF算法。EKF算法利用非线性系统的一阶泰勒展开式近似系统，通过EKF进行最小均方差估计，不断计算修改系统协方差矩阵来达到定位目的。事实证明EKF算法较好的解决了系统非线性程度较低时的位姿跟踪问题，当系统非线性程度较高时EKF因为无法满足线性化假设而产生较大误差，而且对的计算带来数量级的运算量，影响移动机器人执行任务的实时性，同时因为只应用了系统的一阶信息，EKF算法仍然无法解决全局定位问题。相比于EKF算法，UKF算法直接利用了非线性系统模型，较好的保留了系统的非线性信息，当系统非线性程度较高时，UKF算法定位性能优于EKF算法，而且运算量增加不大，但UKF缺乏在线自适应调整的能力。针对此，陈宗海教授等提出了一种强跟踪UKF的自适应定位和地图创建算法，该算法采用强跟踪滤波器(STF)对UKF的每个采样点进行更新，抑制了噪声对系统状态的影响，加快了收敛速度，实验证明了该方法的有效性。上述二种方法均是对KF算法的改进，只能解决概率呈单峰分布的位姿跟踪问题。

#### 5.1.1概念

卡尔曼滤波器：对于这个滤波器，我们几乎可以下这么一个定论：只要是存在不确定信息的动态系统，卡尔曼滤波就可以对系统下一步要做什么做出有根据的推测。

#### 5.1.2卡尔曼滤波眼里的机器人的问题

机器人有一个包含位置和速度信息的状态

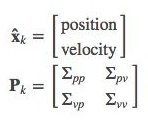


我们不知道它们的实际值是多少，但掌握着一些速度和位置的可能组合，其中某些组合的可能性更高：卡尔曼滤波假设两个变量（在我们的例子里是位置和速度）都应该是随机的，且符合高斯分布。每个变量都有一个均值，它是随机分布的中心；有一个方差，是衡量组合的不确定性。位置和速度是相关的，且用协方差矩阵（对称矩阵）来描这种相关性，元素表示第i个变量和第j个变量之间的相关程度。

#### 5.1.3卡尔曼预测部分

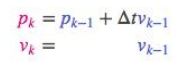
##### 使用矩阵描述问题

在这里我们用矩阵来描述问题：首先把关于状态的信息建模为高斯分布，然后我们还需要K时刻的两个信息：最佳估计（均值）和协方差矩阵。

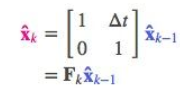
（1）

##### 根据当前状态（k-1时）来预测下一个状态（k时）

接下来，通过查看当前状态（k-1时）来预测下一个状态（k时）。这里我们查看的状态不是真值，但预测函数无视真假，可以给出新分布。以下为位置和速度的基本运动公式：



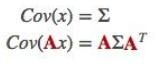
换成矩阵形式：

（2）

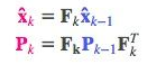
用矩阵表示这个预测步骤，它从原始预测中取每一点，并将其移动到新的预测位置。如果原始预测是正确的，系统就会移动到新位置。这个预测矩阵，它能给出机器人的下一个状态

##### 协方差矩阵更新

如果我们将分布中的每个点乘以矩阵A，那么它的协方差矩阵会发生什么变化

（3）

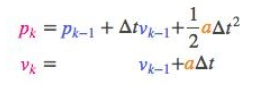
把这个式子和上面的最佳估计结合，可得：

（4）

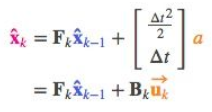
##### 外部控制量（外部影响）

但是，除了速度和位置，外因也会对系统造成影响。在机器人示例中，导航软件也可以发出停止指令。对于这些信息，我们把它作为一个向量，纳入预测系统作为修正。

假设油门设置和控制命令是已知的，我们知道火车的预期加速度a。根据运动学基本定理，我们可得：

（5）

转换成矩阵形式：

（6）

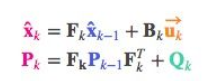
IMG_256是控制矩阵（输入增益矩阵），是控制向量（系统输入向量）。

##### 外部干扰（外部不确定因素）

当我们监控机器人时，它可能会受到风的影响；当我们跟踪轮式机器人时，它的轮胎可能会打滑，或者粗糙地面会降低它的移速。这些因素是难以掌握的，如果出现其中的任意一种情况，预测结果就难以保障。这要求我们在每个预测步骤后再加上一些新的不确定性，来模拟和“世界”相关的所有不确定性。

加上外部不确定性后，的每个状态向量都移动到一个新的服从高斯分布的区域，协方差为。换句话说，将不确定影响的干扰当做协方差为的噪声，这就产生了具有不同协方差（但具有相同均值）的新的高斯分布。

##### 预测过程的完整表达式

（7）

简而言之：

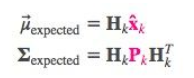
新的最佳估计是基于原最佳估计和已知外部影响校正后得到的预测。

新的不确定性是基于原不确定性和外部环境的不确定性得到的预测。

#### 5.1.4更新

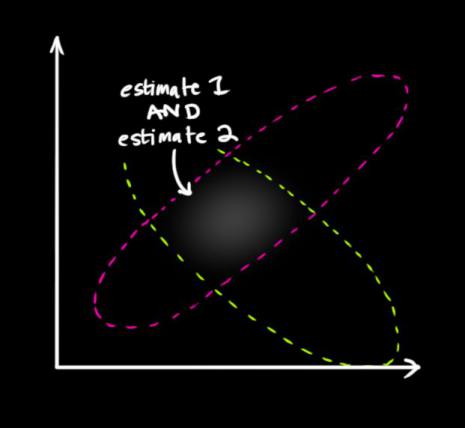
通过通过测量来细化估计值。将在传感器阶段获取的估计值，用当前状态的观测值信息修正，以获得一个更接近真实值的新的估计值。

1. 预测状态的单位与尺度与传感器读数状态的单位与尺度不一致。因此设传感器读数矩阵为，则有预测值的高斯分布：

（8）

1. 传感器读数的分布均值，由于噪声的不确定性，使得传感器记录的信息不准确将这种不确定性（传感器噪声）的协方差设为。
2. 现有两个高斯分布：一个围绕预测值均值，一个围绕传感器读数

对于任何可能的读数（，），这两种方法的状态都有可能是准的，也都有可能是不准的。重点是我们怎么找到这两个准确率。最简单的方法是两者相乘：

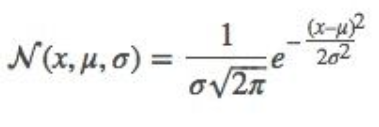


重叠区域也是服从高斯分布。

重叠区域的均值就是两个估计最可能的值，即最优估计

1. 结合高斯

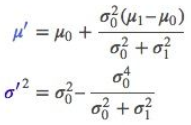
设方差为，均值为，曲线方程：

（9）

两个高斯相乘：

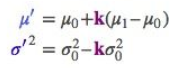
（10）

计算可得：

（11）

用k简化：

（12）

（13）

矩阵格式：

（14）

（15）

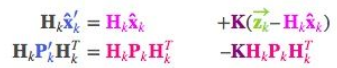
1. 结论

预测分布：

传感器读数分布：

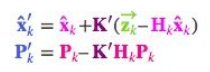
与（14）、（15）结合得到：

（16）

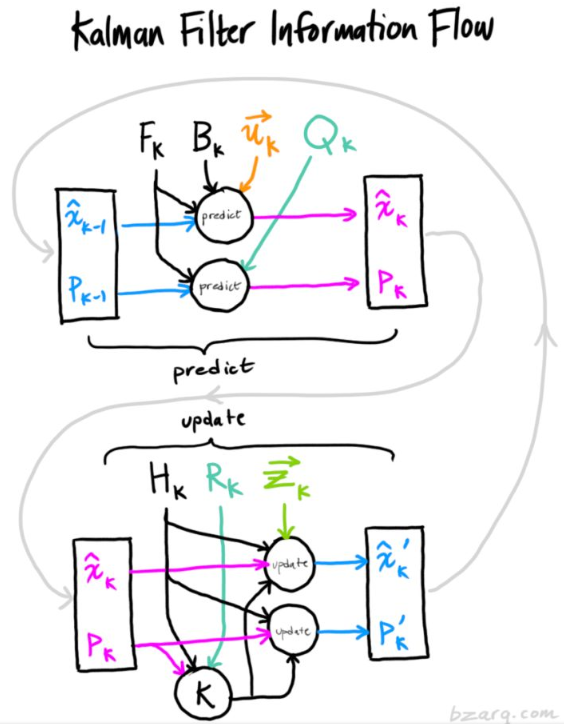
（17）

简化上式：

（18）

（19）

是我们的最佳估计值，可以把它继续放进去做另一轮预测。



#### 5.1.5基于KF的惯导/视觉里程计导航定位算法

##### 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

 （555）

INS的误差状态模型

=

噪声假设服从高斯分布，即，为协方差矩阵。子矩阵和见文献[11]。

[11]GNSS与惯性及多传感器组合导航系统原理

系统状态预测方程的矩阵形式是：



其中为系统噪声；为状态转移矩阵；G为噪声分配矩阵。将F和噪声协方差离散化为：



通过求得的系统噪声协方差矩阵和误差协方差矩阵可进行KF的预测过程：

##### KF量测方程

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，为相机的位置在载体坐标系下的表示，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。

由于惯导存在累计误差，因此本文将视觉里程计输出作为KF观测值，即

，

KF观测方程：



H是观测矩阵，R是观测协方差（视觉传感器测量时噪声）

### 3.3无迹卡尔曼

UKF并没有脱离KF的框架，只不过对下一时刻状态的预测方法变成了sigma点集的扩充与非线性映射，可以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，采用对称比例采样，组合导航系统的状态向量如式（555），维数为15。使用文献[2]中方法计算协方差矩阵初始值。UKF方法是将每一个用几个Sigma点（关键点）表示。组合导航系统的实现步骤如下：

[2]使用线性卡尔曼滤波进行WiFi-惯导的融合定位 刘健 孔雨晨 电子测量技术2017

1. 初始化：

1. 计算2L+1个sigma点，L是状态变量维数：：







1. 权值计算



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，它决定了采样点与均值X 的距离。控制了采样点的分布状态。本文取经验值0.001，的取值通常为3-L，本文取0，取值通常为2。

1. 计算2L+1个Sisma点的一步预测。首先对每个Sisma点进行非线性变化，然后对变换后的点进行加权得到相应的预测值和





其中表示在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. 根据非线性观测方程对Sigma点集进行非线性变换：，h是观测矩阵
2. 使用加权计算得到预测值的观测值为
3. 协方差矩阵更新：



是测量噪声协方差（视觉里程计测量时噪声）

1. 计算增益：
2. 更新

后验方差矩阵更新：

### 3.4马尔科夫定位(markov)

马尔科夫定位思想：通过在可能位置上的概率分布来表征机器人的可信度（belief），并在机器人感知或移动时使用贝叶斯规则和卷积来更新这个可信度。

马尔可夫假设：如果知道当前状态，那么过去和未来的数据是独立的。

Fox等在对部分可观测马尔可夫过程研究的基础上，提出了马尔可夫定位法。该算法基于观测值独立性假设及运动独立性假设，能够表示任意形式的概率分布，较好的解决了移动机器人位姿跟踪及全局定位问题。目前，马尔可夫定位算法地实现主要有基于栅格地图地实现和基于拓扑地图地实现两种。

拓扑马尔可夫定位（Topological Markov localization）方法来表征不确定性，其已经避开了卡尔曼滤波中固有的高斯密度假设，并且可以通过状态空间的表征所使用的离散化的类型而大致区分开。但是，其状态空间粗糙的分辨率限制了位置估计的准确度。基于拓扑地图的定位算法计算效率高，但定位精度低，应用范围较窄；相对的，基于栅格地图的定位算法因为较高的鲁棒性和精度而被广泛应用。

基于网格的马尔可夫定位方法在处理多模态和非高斯密度上非常强大。但是，过度计算负载和表现先验可信度的状态空间大小和分辩率也影响该方法的性能。此外，其计算要求对准确度也有影响，因为并非所有的测量都可以被实时处理，因此有关该状态的有价值的信息就会被丢弃。在基于栅格地图的定位算法中，机器人位置空间被剖分为大小相等的栅格，每个栅格赋予相应的概率置信度表示其状态，栅格单元的置信度集合描述了机器人在整个位置空间的概率分布，所有栅格的置信度之和等于1。

马尔可夫定位算法实际是信度迭代计算的过程：获得新的感知信息时，每个栅格单元的置信度被重新计算，重复迭代计算的过程，直到栅格置信度分布达到一定的指标。

马尔可夫定位算法在机器人获得新的感知信息后，要对所有栅格单元的置信度重新计算。当定位精度要求较高时，剖分产生较多的栅格，导致每次更新需要计算大量的栅格信度，影响定位的实时性。为此，Wu等利用一种增量策略减少了马尔可夫定位算法的计算量；Fox等将传感器的感知模型做成查询表，缓解了对计算资源的需求，减少了计算量；Burgard等人提出一种动态马尔可夫定位方法，通过自动调整栅格数量的方法降低对计算资源需求，提高了定位精度。

### 3.5粒子滤波（蒙特卡罗定位）

中心思想：由一个包含了 N 个加权的、随机的样本或粒子的集合所确定的后验可信度（posterior belief）。

蒙特卡罗定位通常被称为粒子滤波（Particle Filter），这是一种重要性重采样（SIR），也被称为自举滤波（bootstrap filter）、蒙特卡罗滤波、凝聚算法（condensation algorithm）或适者生存算法（survival of the fittest algorithm）。其关键思想是通过一个有 N 个加权的、随机的样本或粒子 S 的集合来表示后验可信度 Bel(l)。

MCL 中的样本表示成，表示了机器人的位置（坐标x,y，方向theta）和数值权重因子p，并假设：

1. 当机器人移动时，MCL在移动命令之后生成N个近似该机器人位置的新样本，其中每一个样本都是从之前计算出的样本集中随机取出的，取出概率由它们的p值决定。
2. 然后使用观察到的动作a，根据 P(l | l』, a) 生成一个单个随机样本，进而得到该新样本的l。该新样本的 p 值为。

基于马尔可夫定位方法，提出了一种利用粒子集描述概率分布的方法，即粒子滤波((PF)算法。PF算法的核心是利用移动机器人的后验概率分布的一组带有权重的随机采样粒子集来逼近的概率分布，当粒子数目时，该方法可趋近于任意的概率分布，表示k时刻机器人处于状态的概率，其中艺。

相对于马尔可夫定位法，PF算法易于实现，定位精度高，对计算机的硬件要求相对较低。但是，PF的效率与粒子集对概率分布的逼近程度密切相关，因此PF算法仍存在一些问题:1.调整粒子的数目实现对PF算法实时性的要求。一般粒子数目越多，越容易逼近实际概率分布，但粒子数目的增加导致计算量增长，影响PF算法的实时性。为此，Koller等提出一种自适应调整粒子数目的PF算法，通过定位方式决定粒子数目，实验表明该算法能有效提高定位的实时性和精度；Kwok等人提出一种自适应实时PF算法，机器人在定位过程中动态自适应地调整粒子数目、提高了定位精度和实时性；2.粒子贫乏现象。随着运算进行，感知信息提供的新息有限，使粒子逐渐收敛至少数概率最大的状态。Doucet等人从理论上证明，粒子贫乏是PF中的必然现象。针对此问题，L iu等基于重采样的方法，当有效粒子数目降低到一定阈值后，对粒子集进行重采样，不断增加权重较大的粒子的比例，实验表明该方法能够较好的解决粒子贫乏的问题;3.当机器人感知信息非常准确时，PF法难以产生带有新息的粒子。为此，Fox等通过在PF算法的采样阶段增加一些均匀分布的随机样木的方法，保证机器人定位的准确性。Thrun等人提出的Mixture-MCL算法改变了粒子地产生方式，使得在粒子数目较小时，该算法仍能很好的工作。

MCL有几个关键优势：

1. 与已有的基于卡尔曼滤波的技术相比，它能够表征多模态分布，因此能够全局地定位机器人。
2. 相比于基于网格的马尔可夫定位，它能极大地减少对内存的需求，并且可以以相当高的频率集成测量。这个在线的算法非常适合任何时间的实现。
3. 因为其样本中所表征的状态不是离散的，所以其在有固定的单元大小时比马尔可夫定位更加准确。
4. 其实现要容易得多。

## 6基于优化的多传感器融合技术

[1] Tong Qin, Jie Pan, Shaozu Cao, and Shaojie Shen. A General Optimization-based Framework for Local Odometry Estimation with Multiple Sensors

基于优化的方法可以同时维护大量的测量和优化多个变量，这也称为捆绑调整（BA）。与基于滤波器的方法相比，基于优化的方法在时间同步方面具有优势。因为大束用作自然缓冲器，所以当多个传感器的测量结果无序时，它可以轻松处理。基于优化的算法在精度方面也优于基于滤波器的算法，但代价是计算复杂性。

### 6.1系统总览

每个传感器的测量被视为一般因子。 因子及其相关状态构成姿势图。 姿势图的图示如图2所示。每个节点在一个时刻表示状态（位置，方向，速度等）。 每条边代表一个因子，它是通过一次测量得出的。 因子限制一个状态，两个状态或多个状态。 对于IMU因子，它通过连续运动限制来约束两个连续状态。 对于视觉地标，其因子约束多个状态，因为它在多个帧上被观察到。构建图形后，优化它等于找到尽可能匹配所有边缘的节点配置。

### 6.2方法

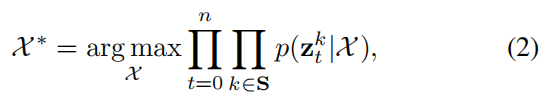
###### 问题定义

1. 状态：本文需要估计的主要状态是机器人的位置和姿态。此外，我们还有其他可选状态，这些状态与传感器有关。对于相机，需要估计视觉地标的深度或3D位置。 对于IMU，它产生另一个运动变量，速度。此外，需要估计IMU的时变加速度偏差和陀螺仪偏差。因此，对于视觉和惯性传感器，我们需要估计的整个状态定义如下：

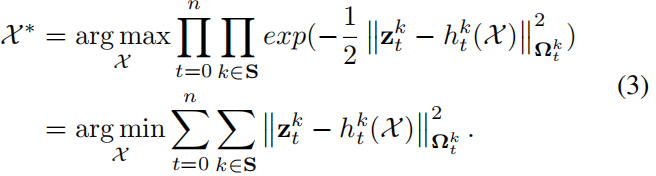
 （1）

其中q和p是机器人在世界坐标系中的方向和位置。是相机抖动状态，其包括在第一帧中观察到的每个特征的深度。是IMU其他的相关变量，由速度v，加速度偏差和陀螺仪偏差组成。

1. 成本函数：状态估计的性质是MLE（最大似然估计）问题。MLE由一段时间内机器人姿势的联合概率分布组成。在假设所有测量都是独立的情况下，问题通常来源于，



其中S是一组测量值，来自摄像机，IMU和其他传感器。我们假设测量的不确定性是高斯分布的。因此，上述方程的负对数似然性被写为，

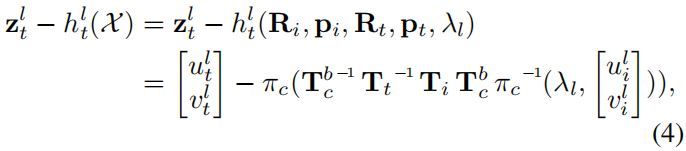


Mahalanobis范数定义为。是传感器模型，将在下一节中详述。然后将状态估计转换为非线性最小二乘问题，其也称为束调整（BA）。

###### 传感器因子

1. 摄像机因子：该框架支持单相和立体摄像机。应该知道每个摄像机的固有参数和摄像机之间的外在变换，这可以容易地离线校准。对于每个相机框架，检测角部特征[22]。KLT跟踪器[23]在前一帧中跟踪这些特征。对于立体声设置，跟踪器还匹配左图像和右图像之间的特征。根据特征关联，我们在每个帧中构造具有每个特征的相机因子。相机因子是重投影过程，它将第一次观察的特征投影到后续帧中。

考虑到在图像i中首次观察到的特征l，在下面的图像t中观察的残差被定义为：



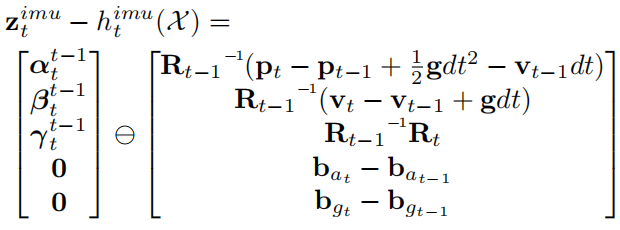
其中是对i图像中出现的l特征的第一次观察。是对t图像中相同特征的观察。和是投影和反投影功能，它们取决于相机模型（针孔，全向或其他模型）。 T是4x4齐次变换，是。我们省略了一些用于简洁表达的同类术语。 是从身体中心到摄像机中心的外在转换，它是离线校准的。重投影误差的协方差矩阵是像素坐标中的恒定值，其来自相机的固有校准结果。

这个因素对于左相机和右相机都是通用的。我们可以在时空空间中投影从左图像到左图像的特征，也可以在空间空间中将特征从左图像投影到右图像。对于不同的相机，应该使用不同的外在变换。

1. IMU因子：我们使用众所周知的IMU预处理算法[11,12]来构建IMU因子。我们假设加速度和陀螺仪测量中的加性噪声是高斯白噪声。时变加速度和陀螺仪偏差被建模为随机游走过程，其导数是高斯白噪声。

由于IMU以比其他传感器更高的频率获取数据，因此通常在两帧之间存在多个IMU测量。因此，我们使用协方差传播在流形上预先集成IMU测量。

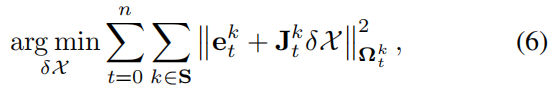
详细的预整合可以在[12]找到。在两个时间点t-1和t内，预积分产生相对位置，速度和旋转。此外，预积分传播相对位置，速度和旋转的协方差，以及偏差的协方差。IMU残差可以定义为：



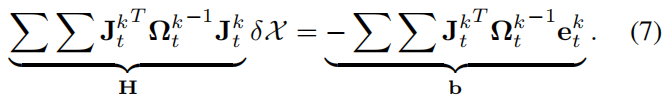
歧管上的专门用于非线性旋转的负操作在哪里。dt是两个时刻之间的时间间隔。 g是已知的重力矢量，其范数约为9.81。每两个相邻的帧在成本函数中构造一个IMU因子。

###### 优化

在传统中，方程3的非线性最小二乘问题由Newton-Gaussian或Levenberg-Marquardt方法求解。成本函数相对于状态的初始猜测X线性化。然后，成本函数等于：



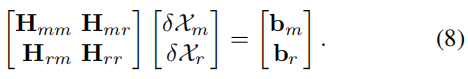
其中J是关于当前状态X的每个因子的雅可比矩阵。在线性化近似之后，该成本函数具有的闭合形式解。我们以牛顿-高斯为例，求解如下，



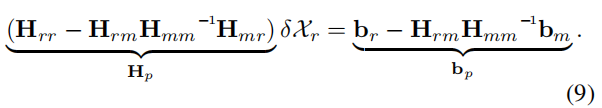
最后，当前状态X用更新，其中⊕是歧管旋转的加号运算。此过程迭代几次直到收敛。我们采用Ceres求解器[24]来解决这个问题，它利用先进的数学工具有效地获得稳定和最优的结果。

###### 边缘化

由于状态数随时间增加，计算复杂度将相应地以二次方式增加。为了限制计算复杂性，边缘化被合并而不会丢失有用的信息。边缘化程序将先前的测量转换为先前的术语，保留过去的信息。被边缘化的状态集合表示为Xm，剩余状态集合表示为Xr。通过对所有边际化因子（方程式7）求和，我们得到一个新的H和b。重新排列州的顺序后，我们得到以下关系：

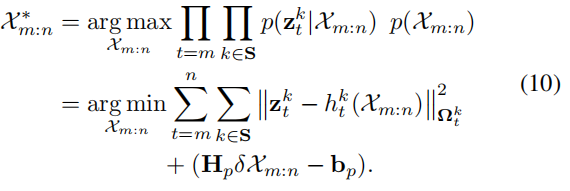


边缘化是使用Schur补充[25]进行的，如下所示：



我们为剩余的状态获得了新的先前。关于边缘化状态的信息被转换为先前条件而没有任何损失。具体而言，我们在系统中保留了十个空间相机框架。当一个新的关键帧到来时，我们将视觉和惯性因子边缘化，这与第一帧的状态有关。

在得到关于当前状态的先验信息之后，利用贝叶斯规则，我们可以将后验计算为似然和先验的乘积：。然后状态估计变为MAP（最大后验）问题。表示我们在滑动窗口中保持从瞬间m到瞬间n的状态。m之前的状态被边缘化并转换为前一个任期。因此，MAP问题写成：



与等式3相比，上述等式仅增加了先验项。它与Ceres求解器[24]的方程3相同。

[22] J. Shi and C. Tomasi, “Good features to track,” in Computer Vision and Pattern Recognition,1994. IEEE Computer Society Conference on,1994, pp. 593–600.

[23] B. D. Lucas and T. Kanade, “An iterative image registration technique with an application to stereo vision,” in Proc. of the Intl. Joint Conf. on Artificial Intelligence, Vancouver, Canada, Aug. 1981, pp. 24–28.

[11] C. Forster, L. Carlone, F. Dellaert, and D. Scaramuzza, “On-manifold preintegration for real-time visual-inertial odometry,” IEEE Trans. Robot., vol. 33, no. 1, pp. 1–21, 2017.

[12] T. Qin, P. Li, and S. Shen, “Vins-mono: A robust and versatile monocular visual-inertial state estimator,” IEEE Trans. Robot., vol. 34, no. 4, pp. 1004–1020, 2018.

[24] S. Agarwal, K. Mierle, and Others, “Ceres solver,” <http://ceres-solver.>org.

OKVIS [8]，KVIS是另一种基于优化的滑动窗口算法，专为视觉惯性传感器而设计。

1. S. Leutenegger, S. Lynen, M. Bosse, R. Siegwart, and P. Furgale,“Keyframe-based visual-inertial odometry using nonlinear optimization,” Int. J. Robot. Research, vol. 34, no. 3, pp. 314–334, Mar. 2014.

### 6.3基于因子图的组合导航方法步骤

下面总结基于因子图的组合导航方法的步骤：

1. 设置初始参数并定义状态空间向量，即状态变量X={}和因子节点f ={}；
2. 若在时刻获得惯组器件的测量值比力和角速率，此时因子节点连接，时刻变量节点和，可由式(11)得到时刻的预测值；
3. 将新的状态变量添力到变量节点X={}；
4. 系统在时刻获得其他传感器(Gps,磁力仪，气压高度计等)获得的量测值z，新的因子节点添加到因子图中；
5. 通过高斯一牛顿迭代求解最优解，通过式(18)获得增量。

## 7导航系统设计与实现

### 7.1系统设计

#### 7.1.1整体框架



图 导航系统整体框架图

如上图所示，黄色表示获取导航信息所使用的传感器；蓝色表示使用融合技术，将不同传感器间的信息进行融合；红色箭头表示数据融合后的输出。整个系统的输出为当前时刻机器人的位置和姿态角信息。

整体方案是在机器人行进过程中，使用磁力计修正惯性导航解算出的姿态角信息，使用轮式里程计修正惯性导航解算出的速度信息，最后使用视觉里程计修正惯性导航输出的位置信息。通过以上方案，获取到当前时刻准确的姿态角和位置信息，以精确实现导航功能，最终正确完成任务。通过在机器人完成任务途中放置信标（绝对位置），实现在返航途中，利用信标对机器人位置再次进行校正，以正确返航。

#### 7.1.2坐标系定义

在对系统进行建模之前，首先需要定义相关的坐标系，本文中相关坐标系定义如图2所示。其中，表示IMU的体坐标系；表示kinect的体坐标系；表示世界坐标系，世界坐标系与IMU初始时刻的体坐标系重合。表示IMU在世界坐标系下的位置和姿态；分别表示相机的位置和姿态在IMU坐标系下的表示，为固定值，可通过IMU与相机位姿的标定得到。表示相机的位置和姿态(通过ORB\_SLAM算法获得)在世界坐标系下的表示。由于ORB\_SLAM算法将其初始化成功后第一帧的相机坐标系作为视觉输出的基准坐标系，而初始时刻IMU与相机坐标系的相对关系可通过标定获得，这样即可得到ORB\_SLAM算法的位姿输出在（世界坐标系）下的表示。



系统坐标系定义

#### 7.1.3视觉和IMU内外参标定

本文将IMU初始时刻的坐标系作为世界坐标系，而单目相机和IMU安装的空间位置是固联的，如图3所示，它们的坐标系定义均符合右手定则。从图中可以看出，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。

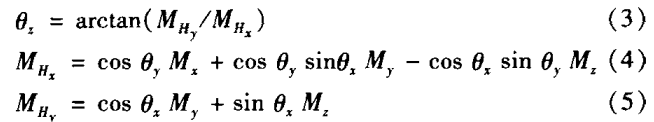
在对相机与IMU进行初始标定前，首先需要单独对二者进行标定获得相机的内参以及IMU的零漂等参数。相机的内参标定采用棋盘格标定板图3同联的泓觉质导系统 进行，可借助机器人操作系统(Robot Operating System，ROS)提供的软件包或Maflab标定工具箱进行；IMU的零漂标定需借助于三轴转台进行。相机和IMU之间的初始位姿采用开源的ROS包进行标定，使用棋盘格标定板或二维码标定板均可进行标定，本文实验中发现二维码标定板标定的效果更好。标定过程与相机内参标定类似，主要区别是在标定相机内参时标定板的姿态需要变化，而相机和IMU位姿标定时需要标定板固定，固联的相机和IMU沿着不同的方位加速运动。

#### 7.1.4 IMU初始对准

惯性器件在使用前需要进行初始对准，初始对准的目的是为了估计IMU的初始姿态，从而得到其初始姿态在导航坐标系下的表示，具体到本系统中则是为了得到重力矢量在世界坐标系下的表示。

对于高精度惯导而言，通常是在静止情况下利用地球重力以及地球自转角速度通过解析对准的方法来获得初始姿态。然而对于本文使用的低精度IMU来说，其噪声较大，甚至大于地球自转角速度，无法使用解析对准进行计算。由于系统采用的IMU自带磁强计，可输出地磁信息，因此可利用磁强计数据来计算偏航角，利用静止状态下当地重力矢量在三个轴向上的分量以及IMU测得的加速度来计算俯仰角和滚转角如式(1)一(2)：

其中：p。、0，分别代表滚转角和俯仰角，g代表当地的重力值，g，、gy、＆分别代表IMU在三个轴上的加速度输出，通过滚转角、俯仰角以及磁强计的信息由式(3)一(5)即可得到偏航角见：



其中，肘。、M，、M：分别代表磁强计在三个轴向上的输出。通过上述方法可得到一个粗对准的结果，为使对准结果更加精确，本文还通过卡尔曼滤波进行精对准。

#### 7.1.5 IMU预积分

在本文中 ，IMU采样频率远大于相机采样频率，因此本文采用预积分技术计算两帧影像之间IMU的测量值。在计算之前，需对IMU和摄像机进行软同步。通过统一的主机给各个传感器提供基准时间，各传感器根据已经校准后的各自时间为各自独立采集的数据加上时间戳信息，可以做到所有传感器时间戳同步。

IMU测量在固定时间间隔传感器的三轴加速和角速度，测量值包含加速度计和陀螺仪零偏和以及随机噪声。IMU姿态、速度、位置。时间内的IMU更新方程为：

IMU测量在固定时间间隔传感器的三轴加速和角速度，测量值包含加速度计和陀螺仪零偏和以及随机噪声。IMU姿态、速度、位置。时间内的IMU更新方程为：







### 7.2实验结果与分析

### 7.3自主导航应用

结合二维栅格地图和路径规划算法，实现精准导航功能。

## 8结束语

## 参考文献

1. A. Geiger, P. Lenz, and R. Urtasun, “Are we ready for autonomous driving? the kitti vision benchmark suite,” in Proc. of the IEEE Int.Conf. on Pattern Recognition, 2012, pp. 3354–3361.