

基于 5G 的视觉辅助 BDS 移动机器人融合定位算法

马 虹

南京工业职业技术学院 南京 210046

摘 要 文中创新地提出了一种借助 5G“宽带云信息”视觉图像处理辅助 BDS 来估计移动机器人位置,进而消除误差提高精度的方法。通过改进金字塔 LK 算法估计光流速度,从而精确得到移动机器人速度,并由手机加速度传感器提供加速度值,由北斗接收机提供粗略的移动机器人三维位置信息,并利用改进的卡尔曼滤波器进行数据融合。改进路径首先采用小波神经网络对卡尔曼滤波器进行监督控制,然后进一步采用改进的梯度下降法对小波神经网络权值和参数进行学习和训练,最后更进一步运用 PSO 与 GA 的组合算法来对小波神经网络的权值和阈值进行修正,以期进一步提升卡尔曼滤波器性能,突出机器人视觉定位方式累积误差通过 BDS 来矫正的优点,显著提高了特殊恶劣环境下组合导航定位的精度与可靠性。所提方法对当前 BDS 和 5G 技术在移动机器人领域的深入应用研究具有重要的参考价值。

关键词: 移动机器人;视觉图像处理;数据融合;改进卡尔曼

中图法分类号 TP399

Fusion Localization Algorithm of Visual Aided BDS Mobile Robot Based on 5G

MA Hong

Nanjing Institute of Industry Technology, Nanjing 210046, China

Abstract This paper presents an innovative method to estimate the position of mobile robot with 5G “broadband cloud information” visual image processing aided by BDS, so as to eliminate errors to improve accuracy. By improving the Pyramid LK algorithm to estimate the optical flow velocity, the mobile robot speed can be accurately obtained, and the acceleration value is provided by the mobile phone acceleration sensor, and the three-dimensional position information of the mobile robot can be roughly provided by the Beidou receiver. The improved Kalman filter is used for data fusion. The improved path is first supervised by the wavelet neural network. Then the improved gradient descent method is used to study and train the weights and parameters of the wavelet neural network. Finally, the combination algorithm of PSO and GA is further used to correct the weights and thresholds of the wavelet neural network with a view to further improve the performance of Kalman filter and highlight the advantages of the cumulative error of the robot visual positioning method corrected by BDS. It improves the accuracy and reliability of integrated navigation and positioning in special harsh environment, and has important reference value for the in-depth research of BDS and 5G technology in the field of mobile robots.

Keywords Mobile robot, Visual image processing, Data fusion, Improved Kalman filter algorithm

当前,卫星定位技术日趋成熟,定位精度更加精确,应用越来越广泛。然而,在一些特殊复杂的应用场合和环境下,如高层高楼林立的街区、强电磁干扰区域、高山峡谷、丛林遮蔽及雨雪雾霾天气等,卫星定位易受到多径干扰等因素的影响,信号将大幅度地衰弱,造成导航定位不精确,偶发误差增大甚至瞬间超过几十米的现象。因此,消除误差,提高精度就要分析误差的成因,采取相应的克服措施。当然,解决办法要首先对导航定位系统设计进一步技术升级和优化改进。另一方面要利用其他辅助技术和手段来提高卫星导航的定位精度。如已有研究提出使用惯性传感辅助 GSP 定位^[1],但是当接收机处于高动态和强干扰环境中可能导致多普勒频率的快速改变,从而导致卫星接收机跟踪环路失锁,使定位精度急剧下降。

移动机器人导航定位是研究的关键技术之一。移动机器人种类繁多,很多情况下它是一个集环境感知、动态决策与规划、行为控制与执行等多功能于一体的综合系统^[2]。移动机

器人的自主导航定位实际上是对自身姿态的实时检测和动态调整,检测分为间接检测法和直接检测法。间接检测法需要在机器人上安装多个外部检测元件,使用超声波、激光或者 CCD 摄像机等手段,结构相对复杂,成本较高,显然不适合微型机器人;直接检测法主要利用陀螺仪、加速度计以及磁强计等惯性敏感元器件和计算机,实时测量运载体自身的空间位置、姿态和重力场等参数,也称惯性测量,它的好处是响应速度快、成本低。随着 MEMS 和微电子技术的发展,相关器件功耗、体积大幅减小,低成本的微型惯性组件已经在机器人的姿态测量中被大量使用^[3]。

北斗卫星导航系统(BDS,原名 COMPASS),目前整体建设与推进的是第三代系统,它是中国自主设计建设并独立运行的全球四大卫星导航系统之一。当前 BDS 在亚太地区能够提供三维高精度与高可靠的定位等服务,未来能够实现全球覆盖。北斗卫星导航系统是新时代重点发展的国家工程,目前迫切需要加强基础研究,开发其在各个行业特别是机器

人领域的创新应用。

基于卫星导航系统定位是目前广泛应用的一种室外移动机器人的全局定位系统,现在可采用北斗卫星导航3号系统提供相应服务。然而,如上所述,卫星定位容易受到遮挡物的影响,当移动机器人经过高楼、林荫大道、隧道、屋内、电磁辐射等区域或遇恶劣天气时,会造成卫星信号大幅度衰减、阻挡、反射、折射等,从而导致卫星接收机定位误差增大,甚至不能定位。因此,充分发挥两种不同定位方法的优势,将卫星导航和航迹推算系统集成在一起,实现移动机器人连续高精度的导航、定位是非常值得研究的课题。国内外有将BDS与iNEMO惯性模块相结合,GPS与RFID定位单元相结合构成互补的组合定位系统,研究表明,只要组合方式的互补性强,数据融合度高,运用算法得当,其导航定位性能效果将得到显著增强。

1 主要研究内容

1.1 研究实施方案

随着计算机等技术的发展,摄像头已成为智能手机中的一个关键组件,可以感知外部世界的丰富信息。同时,通信技术快速发展,特别是5G的研究与应用使得大容量、高速率信息传输成为可能,结合云计算技术,机器视觉定位技术在机器人和导航领域必将得到广泛的运用。通过摄像机采集到的视频流对运动场景进行三维重建,然后实时对运动载体位移信息和姿态变化进行计算,从而达到定位的目的。因此,可以通过机器视觉辅助北斗卫星导航系统进行融合定位,以极大地提高移动机器人导航定位的精度。研究实施方案如图1所示。

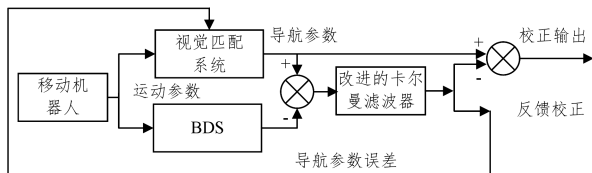


图1 研究实施方案架构图

Fig. 1 Research scheme frame

1.2 主要处理过程

对于卫星定位,北斗定位系统与移动机器人和地面设备时钟一致,并向其上的接收机发送用于导航定位的调制波,导航电文发送随机伪噪声编码。理想情况下,接收机接收到电文后,将它与卫星信号的原电文进行对齐处理,求得卫星与接收机的距离和移动机器人的相关参数^[4]。不同的是,计算机视觉匹配系统原理是通过测量移动机器人的运动加速度及位移,再通过积分运算,推导出移动机器人的适时相关参数。本文方案将两种定位方式结合:BDS系统中的接收机将收到的相关移动机器人数据,经电平转换后,通过通信电路传输到信号处理器进行处理,同时在数字信号的装置中将其中的视觉匹配处理的信号导入,将两者信息融合。

2 主要研究路线和关键技术

2.1 技术路线

首先,基于5G的强大通信能力将移动机器人的适时视频信号上传至“云端”进行视觉匹配处理;然后,通过粒子群优化算法优化小波神经网络控制卡尔曼滤波器将计算机视觉匹

配的运动信息数据和北斗接收机数据进行融合处理,最大程度消除因复杂环境引起的BDS定位误差,最终解算得到精确的移动机器人的位置和速度信息,从而实现移动机器人适时精确导航定位。

2.2 实验手段

为了实际得到实验结果,硬件采用ARM为核心的组合姿态解算平台,可采集视觉匹配运动输出量,接收北斗模块输出信号,完成姿态数据解算、融合处理和存储,系统结构如图2所示。

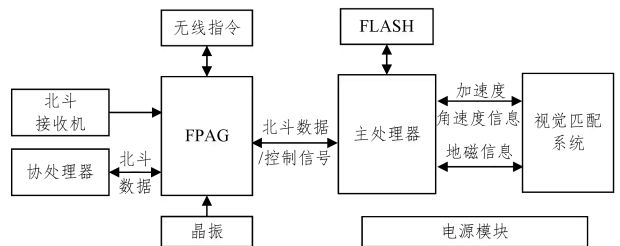


图2 硬件系统总体框图

Fig. 2 Hardware system block diagram

2.3 关键技术

(1)基于光流法速度估计。首先,通过对摄像机参数的标定,获得摄像机内部参数,并且对第*i*帧图像和*i+1*帧图像进行图像预处理,包括计算机图像的灰度直方图函数以及进行直方图均衡化处理,对预处理后的图像进行Harris角点检测,并进行角点判断,最后改进的利用金字塔Lucas-Kanade算法进行光流计算。

(2)改进的卡尔曼滤波器。采用小波神经网络对卡尔曼滤波器进行监督控制,从而实现因移动机器人运动模型不准确以及系统中存在硬件误差等而导致经过卡尔曼滤波获得的速度波形与实际速度波形有偏差所带来的定位信息不准确^[5]。如图3所示,用小波神经网络监督控制替换卡尔曼滤波器^[6]。通过在线比较误差的方法对小波神经网络进行修正,逐步替换反馈控制器。在受到外界噪声或其他因素干扰的情况下,控制器的反馈将会再次发挥作用,不但确保了控制系统稳定运行,还有效提高了系统的精度及自适应的能力。

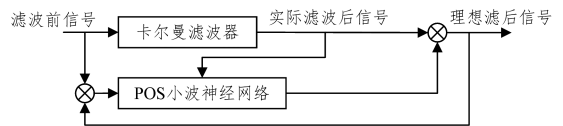


图3 神经网络监督控制图

Fig. 3 Neural network supervision control diagram

(3)改进的小波神经网络训练算法。该算法一定程度上加快了小波神经网络的收敛速度。但它仍然较易陷入局部最小,这无疑会对系统的收敛速度和精确度造成影响^[7]。研究过程中,必要时可运用PSO与GA的组合算法来对小波神经网络的权值和阈值进行修正,以进一步提升其性能。

(4)粒子群优化算法优化的小波神经网络。1995年,美国的Kenney和Eberhart对鸟类的群体行为进行探究,提出了PSO算法。每个粒子都可以看作是潜在要解决的优化问题的解决方案^[8]。粒子的速度取决于它的飞行距离及飞行方向,它的适应值由优化函数决定。在飞行过程中,粒子经过多次迭代后,利用自身和飞行经验组进行动态调整,最后取得最优解。粒子本身所得到的最佳值可以看作个体的极值,而整

个种群的最优解应是当前的极值。这一极值会在每个粒子寻找这两个最佳值时更新:

$$v_{k+1} = c_0 + v_k c_1 (pbest_k - x_k) + c_2 (gbest_k - x_k) \quad (1)$$

$$x_{k+1} = x_k + v_{k+1} \quad (2)$$

其中, v_k 为粒子的速度矢量; x_k 为目前粒子所在的位置; c_0 一般取介于(0,1)之间的随机常数,通常可以被称为惯性系数或收缩因子。采用 c_1 和 c_2 的“自感知因子”和“社会认知因子”来调节 $pbest_k$ 和 $gbest_k$ 对粒子的影响。

GA 的本质是构建一个针对优化问题的目标函数的适合度函数,然后根据一定的规则,生成遗传密码的初始组,并对该组进行评估,进行遗传算法的交叉、变异、选择等。遗传算法可以在不使算法变复杂的同时,提高算法的全局极值,从而提高算法的收敛速度和精度。在这种情况下,两者优势互补。它们的融合可以在提升学习速度的同时,增强系统的泛化能力。

3 金字塔 LK 算法

光流法是通过观测目标与背景之间的相对运动来进行图像运动表示的方法,常用来观察目标的运动状态。单纯的光流算法(Lucas-Kanade,LK)在1981年由 Lucas 和 Kanade 提出^[9]。本文方案采用金字塔模型修正 LK 算法,用于跟踪剧烈且不连贯运动的图像特征点,使图像特征点的跟踪更加精准。金字塔 LK 算法可计算每个场景中角点的光流,非常适用于移动机器人及群组机器人的大运动视频帧的光流场聚类。计算过程如图4所示。

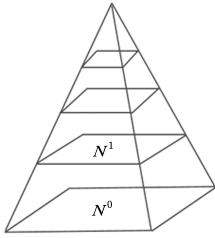


图4 多级金字塔示意图

Fig. 4 Multistage gold tower diagram

首先建立多级金字塔,如图4所示^[10]。采样越小,相邻图像帧间的相对运动就越小,即可近似看为物体的运动变缓,此时可用算法计算目标的光流,再将计算结果投影到下一层,继续计算底层光流,直至计算出原图像帧的光流。

图4中以向下1/2采样方式建立金字塔,令图像上的像素点 $D(x, y)$, $L=1, 2, \dots$ 表示金字塔的层数,金字塔的最底层为 N^0 ,此图层分辨率最高,则金字塔第 n 层图像由式(3)求得:

$$N^D = \frac{1}{4} N^{D-1} (2x, 2y) + \frac{1}{8} (N^{D-1} (2x-1, 2y) + N^{D-1} (2x+1, 2y) + N^{D-1} (2x, 2y-1) + N^{D-1} (2x, 2y+1)) + \frac{1}{16} (N^{D-1} (2x-1, 2y-1) + N^{D-1} (2x+1, 2y-1) + N^{D-1} (2x-1, 2y+1) + N^{D-1} (2x+1, 2y+1)) \quad (3)$$

邻图像帧间像素移动距离为 $L/2^k$, L 为目标像素运动距离; V_N 为原始目标运动速度,处于金字塔最顶层; ΔV_N 为第 N 层的光流计算结果,当层数达到预定值(本设计为4层)时,即满足算法约束条件。算法处理过程为^[11]:首先初始化 $f = N_{\max}$, $V_N = 0$;然后计算第 N 层光流值 ΔV_N ,进行映射 $V_N - 1 =$

$2(V_N + \Delta V_N)$,作为下一层图像运动估计,并根据这一规律计算该帧光流,直至金字塔底层。

由于机器人在运动中有跟踪不确定性和障碍物遮挡等问题,若使用金字塔 LK 光流算法时,获得的新位置特征点会产生干扰,因此本文改进算法中将前后向轨迹结合起来提高定位精度,即分别估计前一帧到当前帧和当前帧与前一帧的特征点位置,从而筛选不好的特征点光流。

金字塔 LK 算法可从不同复杂的场景中搜寻物体,但运算速度慢,且搜索会受环境影响导致跟踪出错。为此,本文进一步采用卡尔曼 Kalman 滤波实现物体的实时跟踪,有效解决了以上问题。

若系统在 $t-1$ 和 t 时刻的状态分别设为 z_{t-1} 和 z_t ,是 $n \times 1$ 维向量; $A_{t,t-1}$ 是 $t-1$ 时刻到 t 时刻的 $n \times n$ 维转移矩阵; Q_{t-1} 为 $t-1$ 步协方差; Γ_t 为系数矩阵; H_t 是 t 时刻的 $m \times n$ 维观测矩阵; x_t 是 t 时刻的 $m \times 1$ 维观测值;系统的初始条件为 $\hat{z}_0 = E[z_0] = \mu_0$, $Var(x_0) = Q_0$,卡尔曼 Kalman 滤波器在不断地迭代中得到滤波估计值和误差协方差阵,从而可进行方差分析。其算法的流程为:

(1)经过 $t-1$ 次测量,得到状态估计值 $\hat{z}_{t-1} = \hat{z}_{t-1/t-1}$,预测下一步的状态值 $\hat{z}_{t/t-1}$,则:

$$\hat{z}_{t/t-1} = A_{t,t-1} \hat{z}_{t-1} \quad (4)$$

(2)由上式得到先验估计误差:

$$e_{t/t-1} = x_t - \hat{z}_{t/t-1} \quad (5)$$

则一步的方差预测为:

$$Q_{t/t-1} = E[e_{t/t-1} e_{t/t-1}^T] = A_{t,t-1} Q_{t-1} A_{t,t-1}^T + \Gamma_{t-1} P_{t-1} \Gamma_{t-1}^T \quad (6)$$

(3)计算滤波增益 K_t :

$$K_t = Q_{t/t-1} H_t^T [H_t Q_{t/t-1} H_t^T + R_t]^{-1} \quad (7)$$

(4)估计第 t 步状态:

$$\hat{z}_t = \hat{z}_{t/t-1} + K_t (x_t - H_t \hat{z}_{t/t-1}) \quad (8)$$

(5)计算第 t 步的误差协方差:

$$Q_t = [I - K_t H_t] Q_{t/t-1} \quad (9)$$

应用以上方法对目标物体进行跟踪测试,用 Kalman 滤波算法对目标质心位置进行预测,然后更新 Kalman 滤波,再进入下一步预测,共进行3次迭代,以检验本方法的可靠性。

任意抽取机器人摄像头拍摄的一段视频中的连续图像帧,实验结果显示,Kalman 滤波随着迭代次数的增加,其估计误差逐渐减小,预测的准确性逐渐增加,算法共迭代了3次即可达到了稳定状态,减少了算法的迭代次数,提高了算法的整体运算速度,且在出现遮挡的情况时,还能完成较准确的跟踪。实验获得的 Kalman 滤波器的估计误差变化情况如图5所示。

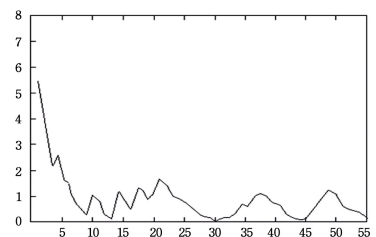


图5 Kalman 滤波误差统计变化情况图

Fig. 5 Statistical change of Kalman filtering error

得到规模化应用。但目前仍需要用户预先下载数据至 U 盘后升级。随着通讯行业发展,在新一代的显示器中已开始内置 4G 通讯模块,下一步计划通过显示器联网自动检查并下载新版固件,用户仅需根据需求点击按键选择是否升级。

针对这类处于系统末端的嵌入式设备,其固件升级均可采用邮递式升级方案,即通过层叠式按一定时序逻辑转发升级数据包,来实现固件 IAP 升级,避免拆机/开箱等流程,减少人工干预带来的其他风险。

参 考 文 献

- [1] JIANG X M, LI X H. IAP online upgrade and teleupgrade resolvent based on ARM[J]. Journal of Computer Applications, 2008, 28(2): 519-521.
- [2] ZHANG W J, NAN Y M. Design and implementation of IAP techniques based on STM32F103VB[J]. Journal of Computer Applications, 2009, 29(10): 2820-2822.
- [3] JIANG J C, WANG Z S, FENG H Z, et al. Design and implementation of IAP on-line upgrading technology based on software trigger[J]. Journal of Computer Applications, 2012, 32(6): 1721-1723.
- [4] LIU R. A method of remote update for DSP system based on CAN bus[J]. Information Technology and Network Security, 2016, 35(13): 71-72, 75.
- [5] HANG W L, ZHANG R. Design of online software updating for embedded devices [J]. Electronic Design Engineering, 2018(14): 167-171.
- [6] MIRFAKHRAIE T, VITOR G, GROGAN K. Applicable Protocol for Updating Firmware of Automotive HVAC Electronic Control Units (ECUs) Over the Air, 2018[C]. IEEE, 2018.
- [7] ZHAN K X. Auto ECU Upgrade Scheme Base On UDS Protocol

[J]. Computer Applications and Software, 2019, 36(1): 191-196, 203.

- [8] LO N W, HSU S H. A Secure IoT Firmware Update Framework Based on MQTT Protocol[C]//International Conference on Information Systems Architecture and Technology. Springer, Cham, 2019: 187-198.
- [9] CIAN G. Efficient Firmware Update Transmission for LoRa Low Power Wide Area Technology [D]. Dublin 2: Trinity College Dublin, 2019.
- [10] O'CONNOR M, BELL T, ELKAIM G, et al. Automatic steering of farm vehicles using GPS[J]. Minneapolis, MN, 1996(6): 23-26.
- [11] 俞瑜. 我国首款自研北斗导航农机自动驾驶系统通过鉴定[J]. 新疆农机化, 2016(3): 21.
- [12] HE J, ZHU J G, LUO X W, et al. Design of steering control system for rice transplanter equipped with steering wheel-like motor[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2019, 35(6): 10-17.
- [13] ISO 11783-3 Tractors and machinery for agriculture and forestry — Serial control and communications data network — Part 3: Data link layer[S]. 2014.
- [14] ISO 11898-1 Road vehicles Controller area network (CAN) — Part 1: Data link layer and physical signalling[S]. 2015.



CHEN Yun, born in 1983, postgraduate, engineer. His main research interests include GNSS application in Agriculture, machine control, marine and timing and embedded device products research & development.

(上接第 633 页)

结束语 本文设计的方案运用 5G 强大的视频在线能力和短时延特性,研究利用三角法原理确定机器人周围环境的三维信息,将其实时上传到视频处理云平台,利用金字塔 Lucas-Kanade 算法和 Kalman 滤波进行光流计算图像处理得到速度、位移等定位参数与 BDS 定位信息进行数据融合,通过方案设计创新与算法改进,经数学建模和实际仿真及测试。这种组合导航定位将两种有很强互补性的定位系统有机结合起来,充分利用两种定位技术的优点,极大地提高了恶劣环境下移动机器人导航定位的精确度和可靠性。

参 考 文 献

- [1] 周牧,王斌,田增山,等. 室内 BLE/MEMS 跨楼层融合定位算法[J]. 通信学报, 2017(5): 1-10.
- [2] 徐国保. 智能移动机器人技术现状及展望[J]. 机器人技术与应用, 2017(2): 29-34.
- [3] 王洪涛. 基于北斗卫星导航系统的移动机器人定位技术及应用[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2014.
- [4] 李卫东,贾洪明,冯祥雨. 基于扩展卡尔曼滤波的列车定位[J]. 大连交通大学学报, 2015(6): 102-103.
- [5] 李卫东,黄晨阳,刘杨,等. 基于 PSO 小波神经网络辅助卡尔曼滤波的 BDS/INS 定位[J]. 自动化仪表, 2018(1): 76-77, 39.
- [6] HU Z T, YUAN G Y, HU Y M. Training method of neural net-

work based on cubature Kalman filter[J]. Control and Decision, 2016, 31(2): 355-360.

- [7] SISWANTORO J, PRABUWONO A S, ABDULLAH A. Linear model based on Kalman Filter for improving neural network classification performance[J]. Expert System with Application, 2016, 49(15): 112-122.
- [8] 王慧,王光宇,潘德文. 基于改进粒子群算法的移动机器人路径规划[J]. 传感器与微系统, 2017, 36(5): 77-79.
- [9] VIDAL C, JEDYNAK B. Derving Optimal Template—Matching Algorithm from Probabilistic Image Models [L]. International Journal of Computer Vision, 2010, 88(2): 189-213.
- [10] 王亮. 光流技术及其在运动目标检测和跟踪中的应用研究[D]. 长沙: 国防科技大学, 2007.
- [11] BARRON J L, FLEET D J, BEAUCHEMIN S S, et al. Performance of optical flow techniques [J]. International Journal of Computer Vision, 1994, 12(1): 73-77.



MA Hong, born in 1979, graduate, associate professor. Her main research interests include data communication, and intelligent optimization algorithm.