

李盛辉, 夏春华, 姬长英, 等. 自主导航农业车辆的全景视觉同时定位与地图创建[J]. 江苏农业学报, 2017, 33(3): 598-609.
doi:10.3969/j.issn.1000-4440.2017.03.017

自主导航农业车辆的全景视觉同时定位与地图创建

李盛辉¹, 夏春华^{2,3}, 姬长英³, 周俊³, 田光兆³

(1. 南京理工大学紫金学院, 江苏 南京 210023; 2. 农业部南京农业机械化研究所, 江苏 南京 210014; 3. 南京农业大学工学院, 江苏 南京 210031)

摘要: 为更好地实现实际农业作业环境下智能农业车辆的自主导航, 提出了基于全景视觉的同时定位与地图创建方法(PV-SLAM)。首先对惯性测量单元(IMU)的姿态进行了解算分析, 并设计实现了惯性测量单元的硬件电路模块。其次研究建立了农业车辆运动模型和全景视觉系统观测模型。然后将多目全景视觉(PV)和惯性测量单元(IMU)结合, 采用扩展卡尔曼滤波(EKF), 实现了自主导航农业车辆的PV-SLAM过程, 并具体分析阐释了算法实现流程和步骤。试验结果表明, 相较传统视觉SLAM算法, 本研究提出的PV-SLAM方法, 在较少或无固定路标情况下, 获取的环境路标数平均增加80.2%, 成功率平均提高15.8个百分点, 在 x 和 y 方向的平均精度分别提高35.3%和37.8%, 定位平均精度提高36.2%。PV-SLAM能较准确完整地提取环境路标信息, 且对环境固定路标的依赖较小, 因此在实际农业路径作业中运行效果较好。

关键词: 全景视觉; 同时定位与地图创建; 农业车辆; 惯性测量单元; 自主导航

中图分类号: TP23 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-4440(2017)03-0598-12

Simultaneous localization and mapping for autonomously-navigating agricultural vehicle based on panoramic vision

LI Sheng-hui¹, XIA Chun-hua^{2,3}, JI Chang-ying³, ZHOU Jun³, TIAN Guang-zhao³

(1. Zijin College, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210023, China; 2. Nanjing Research Institute for Agricultural Mechanization, Ministry of Agriculture, Nanjing 210014, China; 3. College of Engineering, Nanjing Agricultural University, Nanjing 210031, China)

Abstract: Simultaneous localization and mapping based on panoramic vision(PV-SLAM) was developed for the autonomous navigation of agricultural vehicles. Firstly, the principle of inertial navigation system (INS) was analyzed to design the hardware circuit module of inertial measurement unit (IMU). Secondly, the motion model of agricultural vehicle and the observation model of panoramic vision system were established. Thirdly, the panoramic vision (PV) was combined with IMU and Extended Kalman Filtering (EKF) to realize the PV-SLAM process for autonomously navigating agricultural vehicles. Compared with traditional visual SLAM (vSLAM), the number of landmarks was averagely increased by 80.2%,

收稿日期: 2016-12-03

基金项目: 江苏高校“青蓝工程”项目; 江苏省高校自然科学研究项目(15KJD210002)

作者简介: 李盛辉(1984-), 男, 浙江舟山人, 博士, 讲师, 主要从事农业机器人视觉和导航技术研究。(E-mail) lshhui2006@163.com

and the success rate was increased by 15.8% using PV-SLAM, under the condition of little or no fixed landmarks. The average accuracies on x and y directions were enhanced by 35.3% and 37.8% respectively using PV-SLAM method. To conclude, PV-SLAM could perform better in agricultural work owing to its more accurate extraction of

environmental landmarks and less dependence on fixed landmarks.

Key words: panoramic vision; SLAM; agricultural vehicle; inertial measurement unit; autonomous navigation

定位 (Localization) 与地图创建 (Mapping) 虽为 2 个不同的步骤,但其两者紧密关联,不可独立处理。许多学者对其进行研究,并提出了同时定位与地图创建 (SLAM)^[1-2]。自主导航农业车辆的 SLAM 过程可描述为通过农业车辆自身携带的各种传感器获取自身的相对于环境参考点位置坐标 (即定位),与此同时通过农业车辆相对于环境参考点的自身位置信息,计算出环境参考点的坐标 (即地图创建)。由于 SLAM 是真正实现自主导航技术的核心问题,故在国内外一直是研究领域的热点问题。

Davison 等和 Civera 等采用单目相机对 SLAM 问题进行研究,并取得了较有价值的研究成果^[3-6]。Strasdat 等对视觉 SLAM 过程中的滤波方法进行了相关分析比较研究,提高了算法精度^[7]。Marks 等在非结构化的环境中采用网格地图方式,提出了 Gamma-SLAM 方法,且该方法实际室外测试结果较好^[8]。Guivant 等通过优化 SLAM 算法,提高在实际车辆使用过程中的算法实时性^[9]。Konolige 等提出了 FrameSLAM,提高了定位精度^[10]。虽然国内 SLAM 研究起步较晚,但取得了一些研究成果^[11-12]。季秀才等研究解决了在 SLAM 过程中机器人定位误差随距离增长的问题^[13]。祝继华等采用 ICP 算法与粒子滤波相结合的方法,实现了未知环境地图的创建^[14]。

为满足现代农业生产发展的需要,自主导航农

业车辆得到了广泛研究^[15-17],并取得了一定的成果^[18-21]。在实际农业作业环境中,环境信息通常是未知的,自主导航农业车辆较难实现通过已知地图信息,不断校正自身位置,进行精确导航。如何精确地进行同时定位与地图创建 (SLAM),将直接决定自主导航农业车辆能否安全地行驶作业,并调整优化自主导航路径,真正实现自主导航。国内在该领域研究较少,国外在该研究领域也处于起步阶段。

为更好地实现 SLAM 过程,从而提高在实际农业工作环境下,智能农业车辆的自主导航精度和适用性,本研究采用多目全景视觉来实现 SLAM 过程。相较于激光、声纳等传统传感方式,视觉拥有类似于“人眼”的特性,且全景视觉更具有 360°无视觉盲区的优点,能获取 SLAM 过程需要的完整准确的环境信息。本研究提出多目全景视觉 (PV) 和惯性测量单元 (IMU) 结合并采用扩展卡尔曼滤波 (EKF) 的 PV-SLAM 算法,来实现自主导航农业车辆的 SLAM 过程。

1 多目全景视觉系统

本研究的 Ladybug3 多目全景系统 (图 1) 由 6 个微镜头彩色 CCD 相机 (Sony ICX274) 组成,其结构分布为 5 个在边侧,1 个在顶侧。该 CCD 相机焦距为 3.3 mm,相机最大分辨率为 1 616 (H) * 1 232 (V),最大帧速率为 16 FPS。

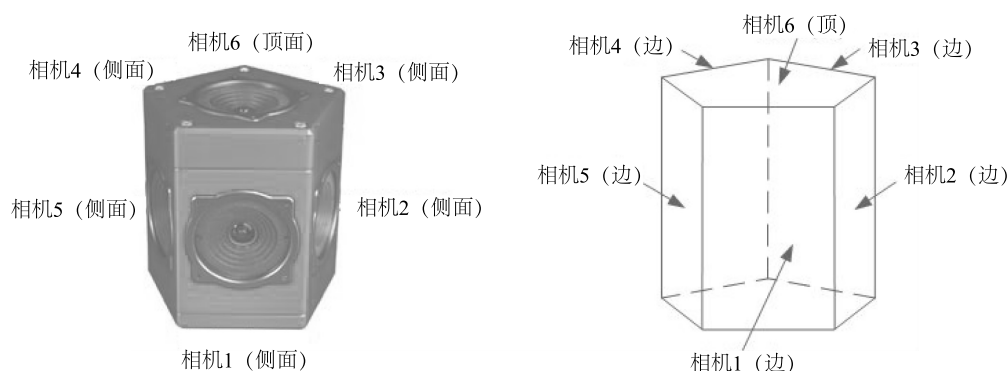
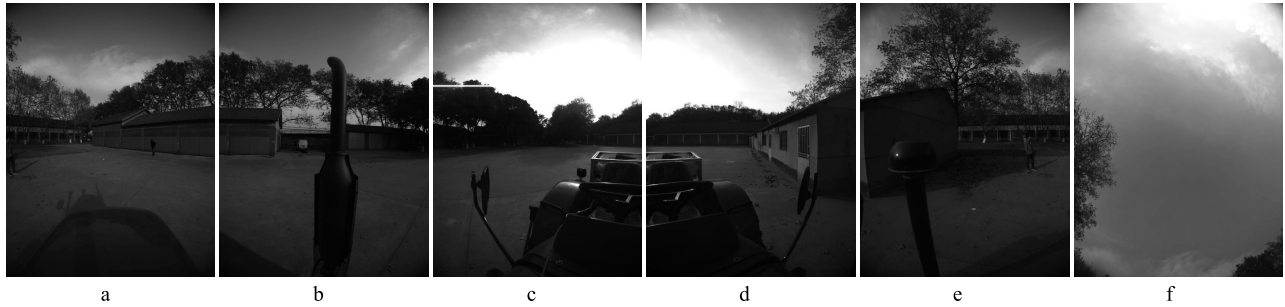


图 1 Ladybug3 多目全景视觉系统结构

Fig.1 Structure of Ladybug3 panoramic vision system

图 2 分别为多目全景视觉系统各个相机采集的图像,图 3 为根据多目相机采集的图像拼接完成的

全景图像。



a: 相机 1(侧面); b: 相机 2(侧面); c: 相机 3(侧面); d: 相机 4(侧面); e: 相机 5(侧面); f: 相机 6(顶面)。

图 2 全景系统各相机采集的图像

Fig.2 Camera images of panoramic vision system



图 3 全景拼接图

Fig.3 Panoramic stitching image

2 惯性导航系统

惯性导航系统(Inertial navigation system, INS), 是一种不需要依赖外部信息的自主导航系统,根据结构不同,分为捷联式系统和平台式系统。平台式系统虽具有测量精度高的优点,但需要惯性平台,故体积较大,价格较贵,应用范围也比较有局限性。捷联式系统由于直接固定于被测物体上,并不需要惯性平台,同时随着微机电系统(Micro electro mechanical systems, MENS)技术发展,已具有微小型化和低成本的优势,在机器人、自主导航车辆等领域得

到广泛研究与应用。姿态解算是惯性导航系统的核心步骤,其运动旋转的表示常用欧拉角、方向余弦矩阵和四元数这 3 种方法。考虑实际应用需要,本研究采用了 MENS 捷联式系统,作为自主导航农业车辆的惯性导航系统。

2.1 惯性测量单元(IMU)姿态解算

惯性测量单元(Inertial measurement unit, IMU)是惯性导航系统(INS)最基本组成部分,由三轴(X、Y、Z)加速度计和三轴(X、Y、Z)陀螺仪组成,分别测量运动载体三轴(X、Y、Z)的线加速度和角速度,进而解算出被测载体的运动姿态。

由于四元数法能更简便有效地解决农业车辆这样刚体的旋转与定位问题,故较适合捷联式惯性导航系统的姿态解算。单位四元数可用公式(1)表示,其描述了在四维单位球上的点。

$$m = \begin{bmatrix} m_0 \\ m_1 \\ m_2 \\ m_3 \end{bmatrix} \quad (1)$$

用四元数描述的旋转矩阵可用公式(2)表示,四元数与侧倾角、俯仰角、航向角的转换关系可用式(3)表示。

$$R = \begin{bmatrix} m_0^2 + m_1^2 - m_2^2 - m_3^2 & 2(m_1 m_2 + m_0 m_3) & 2(m_1 m_3 - m_0 m_2) \\ 2(m_1 m_2 - m_0 m_3) & m_0^2 - m_1^2 + m_2^2 - m_3^2 & 2(m_2 m_3 + m_0 m_1) \\ 2(m_1 m_3 + m_0 m_2) & 2(m_2 m_3 - m_0 m_1) & m_0^2 - m_1^2 - m_2^2 + m_3^2 \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$\begin{bmatrix} m_0 \\ m_1 \\ m_2 \\ m_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \frac{\phi}{2} \cos \frac{\theta}{2} \cos \frac{\varphi}{2} + \sin \frac{\phi}{2} \sin \frac{\theta}{2} \sin \frac{\varphi}{2} \\ \sin \frac{\phi}{2} \cos \frac{\theta}{2} \cos \frac{\varphi}{2} - \cos \frac{\phi}{2} \sin \frac{\theta}{2} \sin \frac{\varphi}{2} \\ \cos \frac{\phi}{2} \sin \frac{\theta}{2} \cos \frac{\varphi}{2} + \sin \frac{\phi}{2} \cos \frac{\theta}{2} \sin \frac{\varphi}{2} \\ \cos \frac{\phi}{2} \cos \frac{\theta}{2} \sin \frac{\varphi}{2} + \sin \frac{\phi}{2} \sin \frac{\theta}{2} \cos \frac{\varphi}{2} \end{bmatrix} \quad (3)$$

公式(2)中, $m_0^2 + m_1^2 + m_2^2 + m_3^2 = 1$; 公式(3)中, ϕ 、 θ 、 φ 分别为侧倾角、俯仰角、航向角, 其与四元数的换算关系为式(4)表示。

$$\begin{cases} \phi = \arctan \left[\frac{2(m_2 m_3 + m_0 m_1)}{m_0^2 - m_1^2 - m_2^2 + m_3^2} \right] \\ \theta = \arcsin \left[2(m_0 m_2 - m_1 m_3) \right] \\ \varphi = \arctan \left[\frac{2(m_1 m_2 + m_0 m_3)}{m_0^2 + m_1^2 - m_2^2 - m_3^2} \right] \end{cases} \quad (4)$$

农业车辆在运行过程中, 设 x, y, z 3 个方向的速度分量为 $v = [v_x, v_y, v_z]$, 则 v'_x, v'_y, v'_z 分别为除重力加速度 g 以外的 x, y, z 3 个方向的加速度, x, y, z 3 个方向的角速度为 $\omega = [\omega_x, \omega_y, \omega_z]$ 。

农业车辆在 x, y, z 3 个方向的加速度, 由重力加速度分量和其他除重力以外的加速度分量构成, 其表达式为:

$$\begin{bmatrix} s_x \\ s_y \\ s_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} g \sin \theta \\ -g \sin \phi \cos \theta \\ -g \cos \phi \cos \theta \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v'_x - \omega_z v_x + \omega_y v_z \\ v'_y + \omega_z v_x - \omega_x v_z \\ v'_z - \omega_y v_x + \omega_x v_y \end{bmatrix} \quad (5)$$

公式(5)中, s_x, s_y, s_z 分别为 x, y, z 3 个方向的加速度, g 为重力加速度, ϕ 和 θ 分别为侧倾角、俯仰角。

农业车辆在正常稳定工作的情况下, 考虑到重力加速度分量远大于其他加速度分量, 其他加速度量可近似看作系统的噪声, 故实际处理时, 公式(5)可近似表达为:

$$\begin{bmatrix} s_x \\ s_y \\ s_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} g \sin \theta \\ -g \sin \phi \cos \theta \\ -g \cos \phi \cos \theta \end{bmatrix} \quad (6)$$

农业车辆运动姿态用四元数表示的关系, 可用公式(7)表示。

$$Z(k) = \begin{bmatrix} \Delta \phi \\ \Delta \theta \\ \Delta \varphi \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \arctan \left(\frac{2(m_2 m_3 + m_0 m_1)}{m_0^2 - m_1^2 - m_2^2 + m_3^2} \right) \\ \arcsin(2(m_0 m_2 - m_1 m_3)) \\ \arctan \left(\frac{2(m_1 m_2 + m_0 m_3)}{m_0^2 + m_1^2 - m_2^2 - m_3^2} \right) \end{bmatrix} + \omega(k) \quad (7)$$

公式(7)中, $\omega(k)$ 表示观测过程中的高斯噪声; $\Delta \phi, \Delta \theta, \Delta \varphi$ 分别为侧倾角、俯仰角、航向角的变化。

2.2 惯性测量单元硬件电路模块

随着微机电系统(MEMS)技术的发展, 越来越多的惯性测量单元(IMU)都采用该技术, 相较于传统机械结构的惯性测量单元(IMU), 在提高精度的同时, 也使系统更微型化, 并降低成本。从实际应用成本考虑, 本研究设计完成的惯性测量单元(IMU)由三轴陀螺仪和三轴加速度计组成, 分别采用 Freescale 公司的 FXAS21002 芯片作为三轴陀螺仪和 Freescale 公司的 MMA8451 芯片作为三轴加速度计, 其具体参数如表 1 和表 2 所示。

表 1 FXAS21002 主要参数

Table 1 Key parameters of FXAS21002

硬件名称	具体参数
ODR(输出数据频率)	12.5~800.0 Hz
工作电流	工作模式电流 2.7 mA 待机电流 2.8 μ A
分辨率	16 位
动态测量范围	$\pm 250 \sim \pm 2\,000^\circ$
角速度测量灵敏度	最高 0.00 781 $^\circ/\text{s}$
数据接口	I ² C、SPI

表 2 MMA8451 主要参数

Table 2 Key parameters of MMA8451

硬件名称	具体参数
ODR(输出数据频率)	1.56~800.00 Hz
工作电流	6~165 μ A
分辨率	14 位/8 位
动态测量范围	$\pm 2 \sim \pm 8\text{ g}$
加速度测量灵敏度	最高 0.000 24 g
数据接口	I ² C

3 模型建立

为更好地描述与分析本研究提出的全景视觉同

时定位与地图创建(PV-SLAM)过程,本研究建立了农业车辆运动模型和全景视觉系统观测模型。

3.1 农业车辆运动模型

本研究试验平台为东方红 SG250,并且考虑到大多数农业车辆为四轮前转向的机械结构和运动方式,因此建立了农业车辆的运动模型^[22-24],如图 4 所示。

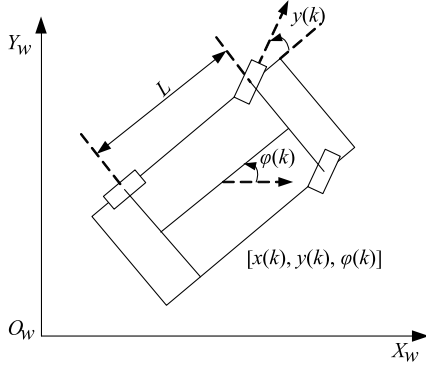


图 4 农业车辆运动模型

Fig.4 Motion model of agricultural vehicle

通常情况下,农业车辆的运动模型是非线性模型,其数学描述可用公式(8)表示。

$$X(k+1) = f[X(k), u(k)] + \omega(k) \quad (8)$$

公式中 $\omega(k)$ 为农业车辆在 k 时刻的高斯噪声,其协方差矩阵为 $Q(k)$ 。

设 k 时刻车辆的状态向量为 $X(k)$,其可用公式(9)表示。

$$X(k) = \begin{bmatrix} x(k) \\ y(k) \\ \phi(k) \end{bmatrix} \quad (9)$$

公式(9)中, $x(k)$ 、 $y(k)$ 、 $\phi(k)$ 为农业车辆 k 时刻在世界坐标系中的横坐标、纵坐标、航向角。

公式(8)中设 k 时刻车辆的运动控制向量 $u(k)$ 可用公式(10)表示。

$$u(k) = \begin{bmatrix} V(k) \\ \gamma(k) \end{bmatrix} \quad (10)$$

公式(10)中 $\gamma(k)$ 、 $V(k)$ 分别为农业车辆 k 时刻在世界坐标系中的转角、速度,因此在采样间隔周期为 ΔT 的条件下,农业车辆的运动模型可用公式(11)表示。

$$\begin{bmatrix} x(k+1) \\ y(k+1) \\ \phi(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x(k) + \Delta T V(k) \cos[\phi(k)] \\ y(k) + \Delta T V(k) \sin[\phi(k)] \\ \phi(k) + \frac{\Delta T V(k) \tan[\gamma(k)]}{L} \end{bmatrix} + \omega(k) \quad (11)$$

3.2 全景视觉系统观测模型

本研究的多目全景视觉系统,具有无视觉盲区的优点,能观测获取到更多的环境路标(或特征点)信息,减少观测结果的误差,提高农业车辆同时定位与地图创建过程的可靠性,图 5 为全景视觉系统观测模型。

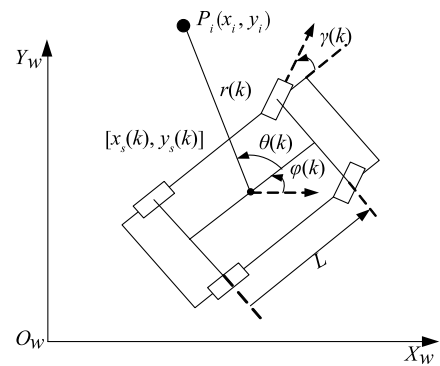


图 5 全景视觉系统观测模型

Fig.5 Observation model of panoramic vision system

图 5 中, $[x_s(k), y_s(k)]$ 为 k 时刻全景视觉系统的观测位置(观测点), (x_i, y_i) 为观测路标(或特征点)的坐标位置。 $r(k)$ 和 $\theta(k)$ 分别为 k 时刻观测位置到观测路标之间的距离和角度,其描述式为:

$$\begin{cases} r(k) = \sqrt{[x_i - x_s(k)]^2 + [y_i - y_s(k)]^2} + \omega_r(k) \\ \theta(k) = \arctan\left[\frac{y_i - y_s(k)}{x_i - x_s(k)}\right] - \phi(k) + \omega_\theta(k) \end{cases} \quad (12)$$

本研究设计的全景视觉系统安装于农业车辆的中心位置,即全景视觉系统观测位置 $[x_s(k), y_s(k)]$ 与农业车辆运动位置一致,则 $x_s(k) = x(k)$, $y_s(k) = y(k)$,故公式(12)可变化为:

$$\begin{cases} r(k) = \sqrt{[x_i - x(k)]^2 + [y_i - y(k)]^2} + \omega_r(k) \\ \theta(k) = \arctan\left[\frac{y_i - y(k)}{x_i - x(k)}\right] - \phi(k) + \omega_\theta(k) \end{cases} \quad (13)$$

设 $P_i(k)$ 为 k 时刻的 1 组观测路标(或特征点), $\omega(k)$ 为噪声, H_i 为无噪声时的观测模型,系统实际观测模型描述式为 $P_i(k) = H_i[X(k)] + \omega(k)$, $i = 1, \dots, n$,其矩阵形式表示为:

$$P_i(k) = \begin{bmatrix} \sqrt{[x_i - x(k)]^2 + [y_i - y(k)]^2} \\ \arctan\left[\frac{y_i - y(k)}{x_i - x(k)}\right] - \phi(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \omega_r(k) \\ \omega_\theta(k) \end{bmatrix} \quad (14)$$

其中 $\omega_r(k)$ 和 $\omega_\theta(k)$ 分别为 k 时刻观测位置到

观测路标之间的距离和角度的观测噪声。

4 PV-SLAM 算法

在实际农业作业环境中,地图信息通常是未知的,本研究提出的 PV-SLAM 算法,能获取更完整的周围环境信息,同时提高视觉 SLAM (vSLAM) 的准

确性和可靠性。

4.1 算法流程

本研究提出的 PV-SLAM 算法的主要流程,如图 6 所示,其将多目全景视觉(PV)和惯性测量单元(IMU)结合,采用扩展卡尔曼滤波(EKF),实现自主导航智能农业车辆的 PV-SLAM 过程。

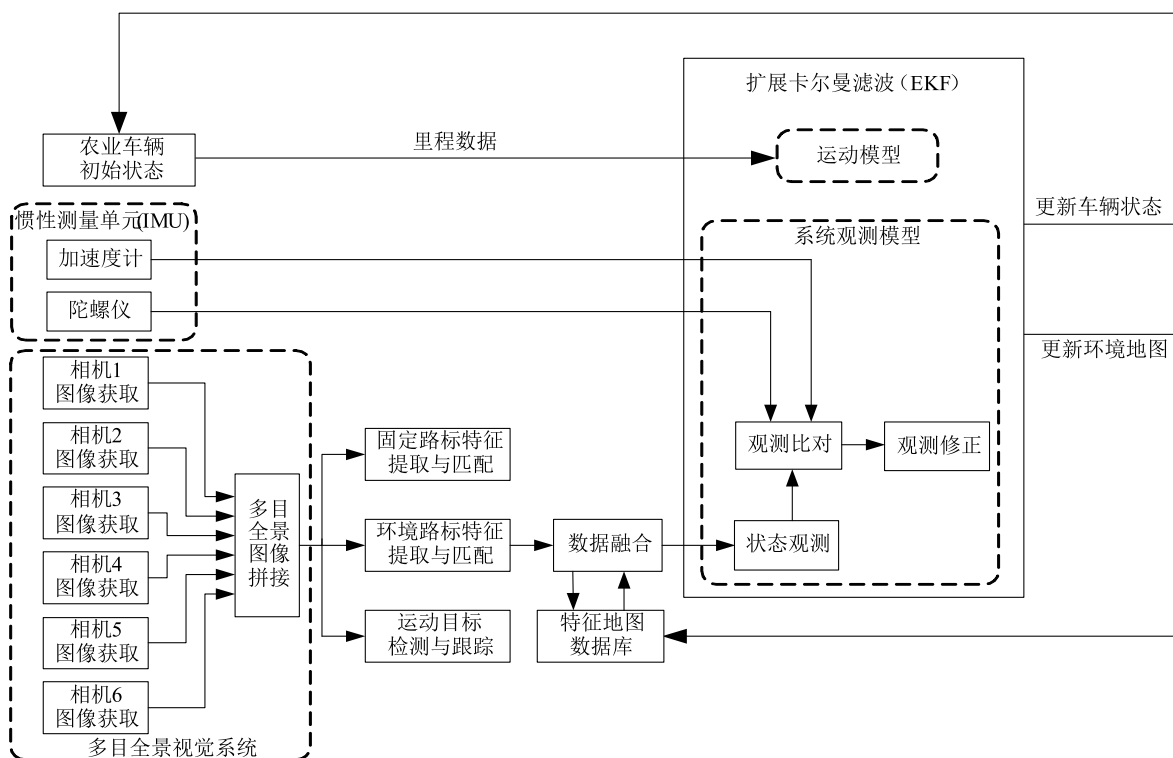


图 6 PV-SLAM 算法流程

Fig.6 Flow chart of PV-SLAM algorithm

4.2 算法实现

Kalman 等首次提出卡尔曼滤波算法(Kalman filter, KF)^[25],并已广泛应用于相关科学研究领域,取得较多成果。经典的 KF 算法只适用于线性且噪声符合高斯分布的系统,而本研究建立的模型为非线性模型,为解决此问题,故在 SLAM 过程中,使用扩展卡尔曼滤波算法(Extended kalman filter, EKF)。该算法的核心是将非线性系统通过一阶泰勒级数展开,转化为线性系统, EKF 算法已在自动控制、机器视觉、数据分析、信号处理等领域有了较广泛的应用,并产生了较为显著的价值。

本研究提出的 PV-SLAM 算法,采用全景视觉系统能通过获取完整的周围环境信息,来得到更多的环境路标(或特征点),同时采用全景视觉(PV)

与惯性导航(INS)结合,能更精准地获取转角信息,并有效解决了采用视觉技术来获取环境路标的误差问题,减少累计误差。

系统状态矩阵为车辆状态和环境路标状态的增广矩阵。车辆状态与环境路标状态之间的关系通过协方差矩阵描述。系统的状态描述为:

$$X(k) = \begin{bmatrix} X_v(k) \\ X_L(k) \end{bmatrix} \quad (15)$$

公式(15)中, $X_v(k)$ 为 k 时刻车辆状态,其表示为:

$$X_v(k) = [x_v(k) \quad y_v(k) \quad \theta_v(k)]^T = \begin{bmatrix} x_v(k) \\ y_v(k) \\ \vdots \\ \theta_v(k) \end{bmatrix} \quad (16)$$

公式(15)中, $X_L(k)$ 为 k 时刻观测到的 i 个环境路标(或特征点)的位置,其表示为:

$$X_L(k) = [X_L^1(k) \quad X_L^2(k) \quad \dots \quad X_L^i(k)]^T = \begin{bmatrix} X_L^1(k) \\ X_L^2(k) \\ \vdots \\ X_L^i(k) \end{bmatrix} \quad (17)$$

协方差矩阵 $P(i|j)$ 表示为:

$$P(i|j) = \begin{bmatrix} P_{vv}(i|j) & P_{vm}(i|j) \\ P_{vm}^T(i|j) & P_{mm}(i|j) \end{bmatrix} \quad (18)$$

式中:

$P_{vv}(i|j)$ 为农业车辆状态估计误差的协方差矩阵;

$P_{mm}(i|j)$ 为环境路标(或特征点)状态估计的协方差矩阵;

$P_{vm}(i|j)$ 为农业车辆状态与环境路标(或特征点)状态间的互协方差矩阵。

本研究提出的 PV-SLAM 方法,其具体步骤如

$$P(k+1|k) = \begin{bmatrix} F_v(k)P_{vv}(k|k)F_v^T(k) + Q_{vv}(k) & F_v(k)P_{vm}(k|k) \\ F_v^T(k)P_{vm}^T(k|k) & P_{mm}(k|k) \end{bmatrix} \quad (24)$$

(2) 基于全景视觉的环境路标(或特征点)的实际观测

全景视觉系统具有 360° 无视觉盲区的优点,能获取更完整的环境信息,设第 i 个路标的实际状态的实际观测值为 $Z_i(k+1)$,从而推出农业车辆的姿态 $X_v(k+1)$,得到航向角 $\varphi(k+1)$ 并判断 $Z_i(k+1)$ 的实际观测值是否在历史观测值中重复出现,从而在闭环路径的标记量中进行累加。

(3) 基于惯性测量单元(IMU)的观测修正

根据本研究 2.1 中的算法原理,通过车载惯性测量单元(IMU)得到农业车辆的姿态为 $X'_v(k+1)$,得到航向角 $\varphi'(k+1)$,对观测进行修正,具体如图 7 所示。

当 $|\varphi(k+1) - \varphi'(k+1)| \leq \sigma_s$ 则说明全景视觉与惯性测量单元(IMU)观测值一致,农业车辆的 SLAM 过程正确,将观测值 $Z_i(k+1)$ 和农业车辆姿态 $X_v(k+1)$ 代入步骤(4)进行状态更新。

当 $|\varphi(k+1) - \varphi'(k+1)| > \sigma_s$ 时,则说明全景视觉与惯性测量单元(IMU)两者的观测值偏差超过设定范围,表明两者之一或两者全部都出现错误。判

下:

(1) 系统预测

$\hat{X}(k+1|k)$ 为从 k 时刻的状态估计 $\hat{X}(k|k)$,可用公式(19)表示,预测到的 $k+1$ 时刻的状态,其协方差为 $P(k+1|k)$,可用公式(20)表示。

$$\hat{X}(k+1|k) = F(k)\hat{X}(k|k) + u(k) \quad (19)$$

$$P(k+1|k) = \begin{bmatrix} P_{vv}(k+1|k) & P_{vm}(k+1|k) \\ P_{vm}^T(k+1|k) & P_{mm}(k+1|k) \end{bmatrix} \quad (20)$$

式中

$$P_{vv}(k+1|k) = F_v(k)P_{vv}(k|k)F_v^T(k) + Q_{vv}(k) \quad (21)$$

$$P_{vm}(k+1|k) = F_v(k)P_{vm}(k|k) \quad (22)$$

$$P_{mm}(k+1|k) = P_{mm}(k|k) \quad (23)$$

故将公式(21)、公式(22)和公式(23)代入公式(20),可得表达式(24)。

断有如下 3 种情况:

若 $|\varphi(k+1) - \varphi(k)| - |\varphi(k) - \varphi(k-1)| \leq \varepsilon_1$ 且 $|\varphi'(k+1) - \varphi'(k)| - |\varphi'(k) - \varphi'(k-1)| > \varepsilon_2$,则说明全景视觉通过环境路标(或特征点)的观测值是正确的,由于农业车辆可能发生轮胎打滑等原因导致惯性测量单元(IMU)观测值发生错误,则根据全景视觉观测的值来修正惯性测量单元(IMU)的观测值,进入步骤(4)进行状态更新。

若 $|\varphi(k+1) - \varphi(k)| - |\varphi(k) - \varphi(k-1)| > \varepsilon_1$ 且 $|\varphi'(k+1) - \varphi'(k)| - |\varphi'(k) - \varphi'(k-1)| \leq \varepsilon_2$,则说明惯性测量单元(IMU)观测的农业车辆姿态是正确的,而全景视觉通过环境路标(或特征点)观测值出现错误,则根据惯性测量单元(IMU)的观测值来修正全景视觉的观测值,进入步骤(4)进行状态更新。

若 $|\varphi(k+1) - \varphi(k)| - |\varphi(k) - \varphi(k-1)| > \varepsilon_1$ 且 $|\varphi'(k+1) - \varphi'(k)| - |\varphi'(k) - \varphi'(k-1)| > \varepsilon_2$,则说明全景视觉和惯性测量单元(IMU)都发生错误,则需要全景视觉通过固定路标特征进行读取,从而对观测值进行修正,进入步骤(4)进行状态更新。

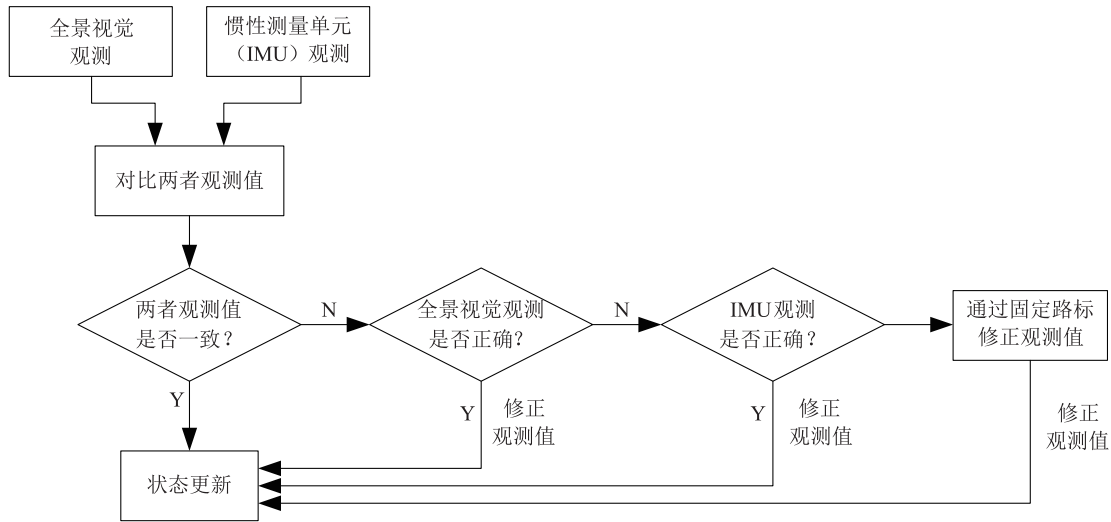


图7 惯性测量单元 (IMU) 的观测修正

Fig.7 Modification of observed value based on inertial measurement unit (IMU)

(4) 计算新息和卡尔曼增益

在 $k+1$ 时刻,对提取匹配的路标和特征地图数据库中的相关数据进行关联,并根据公式(25)计算新息 $v_i(k+1)$,根据公式(26)计算新息方差 $S_i(k+1)$

$$v_i(k+1) = Z_i(k+1) - \hat{Z}_i(k+1|k) \quad (25)$$

$$S_i(k+1) = H_i(k) P(k+1|k) H_i^T(k) + R_i(k+1) \quad (26)$$

(5) 运动物体检测

对周围环境的运动物体进行检测,并对其在地图数据库中进行标记,提高自主导航农业车辆作业行驶的安全性。

(6) 农业车辆自身状态和地图更新

在 $k+1$ 时刻,根据公式(27)计算系统状态 $\hat{X}(k+1|k+1)$,根据公式(28)计算误差协方差的后验概率最优估计 $P(k+1|k+1)$,更新农业车辆自身状态和特征地图数据库。

$$\hat{X}(k+1|k+1) = \hat{X}(k+1|k) + W_i(k+1) v_i(k+1) \quad (27)$$

$$P(k+1|k+1) = P(k+1|k) - W_i(k+1) \times S(k+1) \times W_i^T(k+1) \quad (28)$$

公式(27)和公式(28)中矩阵增益 $W_i(k+1)$ 为

$$W_i(k+1) = P(k+1|k) H_i^T(k) S_i^{-1}(k+1) \quad (29)$$

5 系统整体试验数据及分析

试验以加装 GPS 导航系统和 Ladybug3 多目全景视觉系统并经过电控液压转向改造的中国一拖东

方红 SG250 型拖拉机为自主导航农业车辆试验平台,在南京农业大学工学院的校园内进行试验。试验数据的硬件处理平台的主要参数:CPU 为 Intel Core i3-2348(主频 2.3 GHz,双核),显卡为 NVIDIA HVS 5400 M+Intel GMA HD 3000(1 GB 显存),内存为 DDR3 4 GB,硬盘为 500 GB(7 200 转)。试验算法在 Visual Studio 2008 软件开发平台下编程实现。

为有效地验证本研究提出的基于全景视觉的同时定位与地图创建方法,本研究设计进行了环境路标获取试验和 PV-SLAM 测试试验。

5.1 环境路标获取试验

SLAM 过程需要依赖环境路标进行定位与地图构建,如何有效地较多地获取环境路标将直接影响 SLAM 过程的准确度和成功率。而视觉 SLAM 则根据获取周围环境的视觉图像信息,对环境路标特征点进行提取与匹配,进而实现视觉 SLAM 过程。但受制于实际应用中各种干扰条件影响,特别是相机视觉范围小、成像质量低等影响,传统视觉 SLAM 往往需要借助较多固定点路标,才能完成 SLAM 过程,而在农业环境放置较多的固定路标,将会影响农业作业,不利于自主导航农业车辆的实际应用。为解决此问题,本研究提出的 PV-SLAM 采用多目全景视觉系统,能 360°无视觉盲区地对周围环境信息进行获取,能较多地获取环境路标。

为排除图像像素对试验的影响,试验均采用

512×256 像素图像进行测试,将试验分成 3 组,第 1 组在较多(30 个)固定路标情况下进行测试,第 2 组在少量(5 个)固定路标情况下进行测试,第 3 组在不放任何固定路标情况下进行测试。为使试验数据更有效,各组独立进行 60 次试验。

如表 3 所示,试验第 1 组中,由于存在较多固定路标,虽然采用本研究提出的 PV-SLAM 算法获取的环境路标数大于传统视觉 SLAM,但两者获取的路标数都较多,故测试成功率均较高。试验第 2 组中,由于减少了固定路标数,传统视觉 SLAM 算法获取环境路标数和成功率都受到一定影响,虽然其成功率下降到 86.7%,但算法尚能运行,而本研究提出

的 PV-SLAM 算法受影响较小,相较传统 SLAM 算法,获取的环境路标数增加 73.7%,算法成功率达到 96.7%,能正常运行。试验第 3 组中,由于没有放任何固定路标,获取的环境路标数较少,传统视觉 SLAM 算法成功率进一步下降为 71.7%,已无法稳定运行,而本研究的 PV-SLAM 算法获取的环境路标数比传统视觉 SLAM 算法增加 86.7%,算法成功率为 93.3%,系统仍能正常稳定运行。

综上试验数据分析,相较传统视觉 SLAM 算法,本研究提出的 PV-SLAM 算法,在较少或无固定路标情况下,环境路标数平均增加 80.2%,成功率平均提高 15.8 个百分点。

表 3 环境路标获取试验结果

Table 3 Acquirement of environment landmark

试验组	试验次数	传统视觉 SLAM				本研究提出的 PV-SLAM					
		获取环境路标数	算法成功次数	成功率 (%)	单次运算平均耗时 (s)	获取环境路标数	算法成功次数	成功率 (%)	单次运算平均耗时 (s)	环境路标数增加 (%)	成功率提高百分点
1	60	43	58	96.7	0.016	57	59	98.3	0.024	32.6	1.6
2	60	19	52	86.7	0.024	33	58	96.7	0.026	73.7	10.0
3	60	15	43	71.7	0.032	28	56	93.3	0.027	86.7	21.6

第 1 组在较多(30 个)固定路标情况下进行测试,第 2 组在少量(5 个)固定路标情况下进行测试,第 3 组在不放任何固定路标情况下进行测试。

5.2 PV-SLAM 测试试验

由于自主导航农业车辆在实际农业作业环境中的路径可分为非闭环和闭环 2 种情况,而实际农田作业中,存在较多重复作业的闭环路径。在农业车辆以 1.2 m/s 的速度运行时,在 2 种不同路径情况下,对 PV-SLAM 进行测试。

非闭环路径的试验结果(图 8),表明农业车辆的平均定位误差为 0.091 m。闭环路径的试验结果(图 9),表明农业车辆的平均定位误差为 0.053 m。通过试验比较发现,相较于非闭环路径,在闭环路径情况下,农业车辆的平均定位误差明显减小,从而提高自主导航的运行准确性。

为更全面准确地分析 PV-SLAM 过程的实际情况,根据环境固定路标放置情况和路径是否闭环,将试验分为 A、B、C 3 组。A 组放置较多(30 个)固定路标,B 组放置少量(5 个)固定路标,C 组不放任何固定路标。试验中,A1、B1、C1 的运行路径不闭环,A2、B2、C2 的运行路径闭环,各组独立进行

50 次试验。

试验结果(表 4)表明,B 组试验中,在环境固定路标数较少(5 个)的情况下,不闭环路径时,本研究提出的 PV-SLAM 算法相比传统视觉 SLAM 算法, x 方向平均精度提高 29.1%, y 方向平均精度提高 32.4%,定位平均精度提高 30.7%;闭合路径时, x 方向平均精度提高 42.3%, y 方向平均精度提高 46.3%,定位平均精度提高 45.6%。

综合试验数据分析,本研究提出的 PV-SLAM 算法, x 方向平均误差 0.065 m, y 方向平均误差 0.062 m,定位平均误差 0.108 m,相较于传统视觉 SLAM 算法, x 方向平均精度提高 35.3%, y 方向平均精度提高 37.8%,定位平均精度提高 36.2%。其中在路径不闭环情况下, x 方向平均精度提高 27.4%, y 方向平均精度提高 29.5%,定位平均精度提高 28.3%;在路径闭合情况下, x 方向平均精度提高 43.1%, y 方向平均精度提高 46.1%,定位平均精度提高 44.1%。

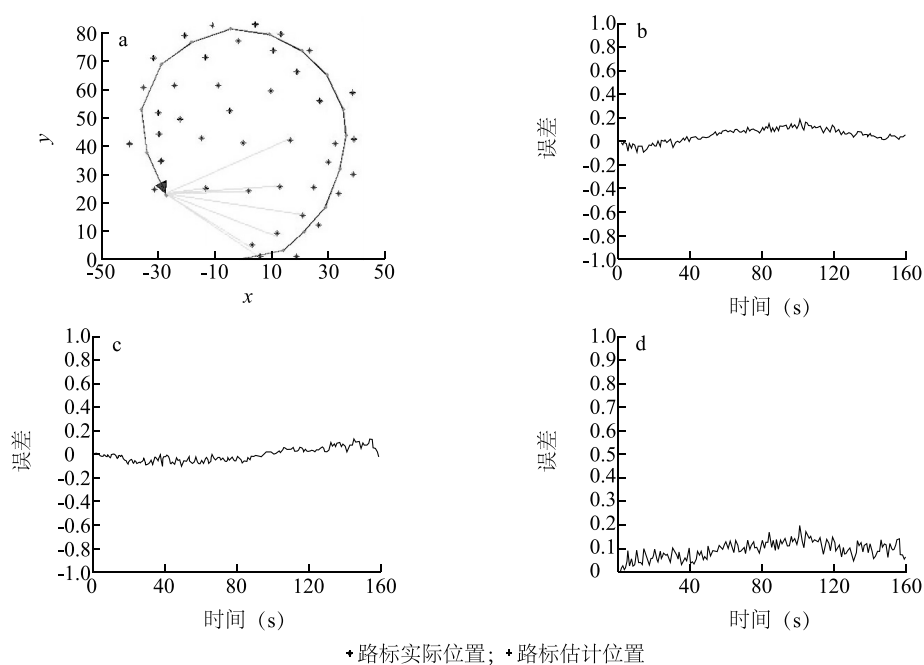
a:农业车辆 PV-SLAM 过程运行情况;b:农业车辆 x 方向误差;c:农业车辆 y 方向误差;d:农业车辆定位误差。

图8 非闭环路径下试验结果

Fig.8 The results on open loop path

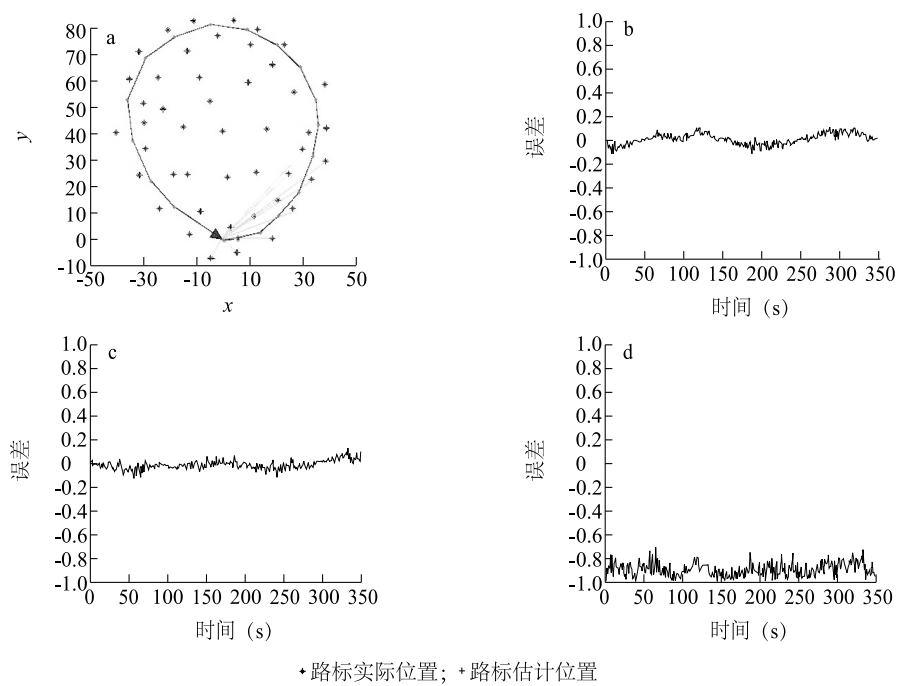
a:农业车辆 PV-SLAM 过程运行情况;b:农业车辆 x 方向误差;c:农业车辆 y 方向误差;d:农业车辆定位误差。

图9 闭环路径下试验结果

Fig.9 The results on closed loop path

表 4 PV-SLAM 测试试验结果

Table 4 The result of PV-SLAM algorithm

试验组号	路径是否闭环	传统视觉 SLAM			本研究提出的 PV-SLAM		
		x 方向平均误差 (m)	y 方向平均误差 (m)	定位平均误差 (m)	x 方向平均误差 (m)	y 方向平均误差 (m)	平均定位误差 (m)
A1	否	0.084	0.081	0.149	0.069	0.065	0.121
A2	是	0.081	0.079	0.142	0.052	0.048	0.089
B1	否	0.103	0.102	0.179	0.073	0.069	0.124
B2	是	0.097	0.095	0.171	0.056	0.051	0.093
C1	否	0.128	0.127	0.195	0.083	0.081	0.126
C2	是	0.121	0.119	0.188	0.059	0.056	0.095

A1、B1、C1 分别表示放置较多(30 个)、少量(5 个)和无固定路标,运行路径不闭合;A2、B2、C2 分别表示放置较多(30 个)、少量(5 个)和无固定路标,运行路径闭合。

6 结 论

(1) 相较传统视觉 SLAM 算法,本研究提出的 PV-SLAM 算法,在较少或无固定路标情况下,获取的环境路标数平均增加 80.2%,成功率提高 15.8 个百分点。

(2) 本研究提出的 PV-SLAM 算法, x 和 y 方向平均误差分别为 0.065 m 和 0.062 m,定位平均误差 0.108 m,相较于传统视觉 SLAM 算法, x 和 y 方向平均精度分别提高 35.3%和 37.8%,定位平均精度提高 36.2%。其中在路径不闭合情况下, x 和 y 方向平均精度分别提高 27.4%和 29.5%,定位平均精度提高 28.3%;在路径闭合情况下, x 和 y 方向平均精度分别提高 43.1%和 46.1%,定位平均精度提高 44.1%。

(3) 本研究提出的 PV-SLAM 采用多目全景视觉系统,能较准确提取环境路标信息,故对环境固定路标的依赖较小,能较好地实现自主导航农业车辆的同时定位与地图创建,并能较好地工作于实际农田作业的闭环路径重复作业中。在后续工作中,将通过深入研究人工智能算法,进一步提高算法精度和算法鲁棒性。

参考文献:

- [1] SMITH R C, CHEESEMAN P. On the representation and estimation of spatial uncertainty[J]. The International Journal of Robotics Research, 1986, 5(4): 56-68.
- [2] SE S, LOWE D, LITTLE J. Mobile robot localization and mapping with uncertainty using scale-invariant visual landmarks[J]. The International Journal of Robotics Research, 2002, 21(8): 735-758.
- [3] DAVISON A J, REID I D, MOLTON N D, et al. MonoSLAM: real-time single camera SLAM[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(6): 1052-1067.
- [4] DAVISON A J, MURRAY D W. Simultaneous localization and map-building using active vision[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(7): 865-880.
- [5] CIVERA J, DAVISON A J, MONTIEL J M M. Inverse depth parametrization for monocular SLAM[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2008, 24(5): 932-945.
- [6] CIVERA J, GRASA O G, DAVISON A J, et al. 1-Point RANSAC for extended Kalman filtering: Application to real-time structure from motion and visual odometry[J]. Journal of Field Robotics, 2010, 27(5): 609-631.
- [7] STRASDAT H, MONTIEL J M M, DAVISON A J. Visual SLAM: why filter? [J]. Image and Vision Computing, 2012, 30(2): 65-77.
- [8] MARKS T K, HOWARD A, BAJRACHARYA M, et al. Gamma-SLAM: visual SLAM in unstructured environments using variance grid maps[J]. Journal of Field Robotics, 2009, 26(1): 26-51.
- [9] GUIVANT J E, NEBOT E M. Optimization of the simultaneous localization and map-building algorithm for real-time implementation [J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 2001, 17(3): 242-257.
- [10] KONOLIGE K, AGRAWAL M. Frame SLAM: From bundle adjustment to real-time visual mapping[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2008, 24(5): 1066-1077.
- [11] 庄严, 王伟, 王珂, 等. 移动机器人基于激光测距和单目视觉的室内同时定位和地图构建[J]. 自动化学报, 2005, 31(6): 925-933.
- [12] 梁明杰, 闵华清, 罗荣华. 基于图优化的同时定位与地图创建综述[J]. 机器人, 2013, 35(4): 500-512.

- [13] 季秀才,郑志强,张 辉.SLAM 问题中机器人定位误差分析与控制[J].自动化学报,2008,34(3):323-330.
- [14] 祝继华,郑南宁,袁泽剑,等.基于 ICP 算法和粒子滤波的未知环境地图创建[J].自动化学报,2009,35(8):1107-1113.
- [15] LI M, IMOU K, WAKABAYASHI K, et al. Review of research on agricultural vehicle autonomous guidance[J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2009, 2(3): 1-16.
- [16] MIZUSHIMA A, ISHII K, NOGUCHI N, et al. Development of a low-cost attitude sensor for agricultural vehicles [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2011, 76(2): 198-204.
- [17] 姬长英,周 俊.农业机械导航技术发展分析[J].农业机械学报,2014,45(9):44-54.
- [18] 刘 沛,陈 军,张明颖.基于激光导航的果园拖拉机自动控制系统[J].农业工程学报,2011,27(3):196-199.
- [19] 李 明,李 旭,孙松林,等.基于全方位视觉传感器的农业机械定位系统[J].农业工程学报,2010,26(2):170-174.
- [20] 张闻宇,丁幼春,王雪玲,等.基于 SVR 逆向模型的拖拉机导航纯追踪控制方法[J].农业机械学报,2016,47(1):29-36.
- [21] 孟庆宽,仇瑞承,张 漫,等.基于改进粒子群优化模糊控制的农业车辆导航系统 [J].农业机械学报,2015,46(3):29-36.
- [22] DURRAN-WHYTE H, BAILEY T. Simultaneous localization and mapping: part 1 [J]. IEEE Robotics and Automation Magazine, 2006, 13(2): 99-108.
- [23] DURRAN-WHYTE H, BAILEY T. Simultaneous localization and mapping: Part 2 [J]. IEEE Robotics and Automation Magazine, 2006, 13(2): 108-117.
- [24] DISSANAYAKE M, NEWMAN P, CLARK S, et al. A solution to the simultaneous localization and map building (SLAM) problem [J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 2001, 17(3): 229-241.
- [25] KALMAN R E. A new approach to linear filtering and prediction problems[J]. Journal of Basic Engineering, 1960, 82(1): 35-45.

(责任编辑:张震林)