

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.05.004

基于融合深度信息的自动喷雾车全局非线性轨迹优化方法

刘 慧 刘加林 沈 跃 朱嘉慧 李尚龙

(江苏大学电气信息工程学院, 镇江 212013)

摘要: 针对传统的基于深度信息的喷雾车轨迹优化方法存在定位精度差、浮点漂移、深度信息帧易丢失等问题,提出了一种融合深度信息的全局非线性轨迹优化方法。在喷雾车前进过程中使用 RealSense 传感器实时获取连续彩色信息帧,提取并优化重叠区域的 FAST 特征点,计算 BRIEF 描述子,通过快速最近邻算法进行特征匹配,并使用 Nanoflann 算法加速特征匹配过程。在获取连续关键帧的匹配点对后,对特征点对进行校验,剔除误匹配点对,利用对极几何融合深度信息计算两相邻关键帧部分匹配点对的本质矩阵,并针对剩余匹配点对进行重投影获取重投影误差。统筹全局连续关键帧,综合所有关键帧中匹配点的重投影误差,构建图优化,并通过 Dogleg 算法多次迭代获取当前喷雾车的精确位姿。该方法避免了单一依赖深度信息估计喷雾车轨迹时,出现位姿估计误差较大和深度信息帧丢失导致无法定位的问题。采用本文算法估计的喷雾车行驶轨迹更加接近于真实轨迹,其偏离真实轨迹误差均值下降了 1.07 cm,方差下降了 2.14 cm,超调量降低了 2.13 cm,提高了车行驶轨迹的鲁棒性。

关键词: 喷雾车; 轨迹估计; 非线性优化; 融合; ORB 算法; 深度信息

中图分类号: TP391; S24 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2019)05-0033-10

Path Optimization Method Using Fusion Depth Information and Nonlinear Pose Estimation

LIU Hui LIU Jialin SHEN Yue ZHU Jiahui LI Shanglong

(School of Electrical and Information Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China)

Abstract: In the agricultural field spray application process, the traditional human spray, because of large amount of labor, toxic to human body, was gradually replaced by other spray methods. One of the most popular methods is the smart spray of mobile cars. For autonomous driving vehicles applied with intelligent variable spray, the detection and accurate positioning of feature points play an important role in autonomous driving of robots. Feature detection is equivalent to the eyes of the car to obtain plant information, road condition. Accurate positioning is equivalent to the brain of the car. After the car acquires color information and depth information, it finds its exact position and guides the car to drive independently. In the process of continuous development of the visual synchronous localization algorithm of self-propelled vehicle, the traditional path optimization based on the traditional filtering form has the phenomenon of poor positioning accuracy and floating point drift. For the stable running of the car, precise spray has a great impact. To solve this problem, a method of global nonlinear optimization with depth information was proposed. The RealSense camera was used to obtain continuous color and depth information frames in real time. Firstly, through the continuous color information frames obtained, the FAST feature points of the overlapped part were extracted, the scale invariance and rotation invariance were optimized, and the BRIEF description was calculated to obtain the feature description of two consecutive key frame repetition regions. Then, feature matching was performed by the nearest neighbor algorithm, and Nanoflann algorithm was used to accelerate the matching process. After obtaining the matching point pair of continuous key frames, the minimum distance method was used to screen the

收稿日期: 2018-11-11 修回日期: 2019-01-07

基金项目: 江苏省国际科技合作项目(BZ2017067)、江苏省重点研发计划项目(BE2018372)、江苏省自然科学基金项目(BK20181443)、镇江市重点研发计划项目(NY2018001)、江苏高校青蓝工程项目和江苏高校优势学科项目(PAPD)

作者简介: 刘慧(1980—),女,副教授,博士,主要从事农业电气化与自动化、智能控制与信号处理研究,E-mail: amity@ujs.edu.cn

通信作者: 沈跃(1978—),男,教授,博士,主要从事农业电气化与自动化、嵌入式系统与控制研究,E-mail: shen@ujs.edu.cn

mismatched points, and the random sampling consistency method (RANSAC) based on the basic matrix was used to test the matching point pair. After eliminating the false match and obtaining the correct match point, PnP was used to calculate the pose change of continuous key frames, calculate the residual error, and build the incremental equation. Dogleg algorithm was used to estimate the pose of continuous key frames for multiple iterations and optimization to obtain the precise pose of spray car. At the same time, in the process of calculating the residual error iterative optimization, the bit-pose calculated by the RealSense acquisition depth information and the bit-pose calculated by the polar constraint solution were integrated into the iterative optimization. Compared with the single depth information correction mode, the algorithm effectively improved the positioning accuracy of the car. When the depth information collection was lost, the polar constraint compensated the process of vehicle posture estimation, and improved the robustness of accurate real-time acquisition of vehicle track.

Key words: spray car; trajectory estimation; nonlinear optimization; fusion; ORB algorithm; depth information

0 引言

近年来,随着农业信息化、自动化的发展,林道间的植株施药从早期主要依靠人工完成逐渐向无人化、智能化发展。因此,基于高精度定位的自主行驶车技术^[1-4]在农业施药领域将成为智能变量喷雾的发展趋势,有望解决人工喷雾过程中劳动强度大、危害施药人员安全、浪费农药、污染环境等问题^[5-6]。

目前自主行驶车辆定位方法主要有:基于全球定位技术(GPS)^[7]的方法;基于激光雷达的定位方法^[8-12];基于单目、双目、RGBD的视觉定位方法^[13-19]。如文献[20]使用GPS提供精准的实时经纬度地理信息获取车辆位置,但室内和有枝叶遮蔽的果园林间GPS信号差,使得作业过程中经常需要重定位。文献[21]使用激光传感器对温室内道路边缘进行检测与深度数据提取,实现车辆自身定位和自主行驶,但其仅依赖道路边缘的深度信息检测,使得车辆在定位过程中易出现深度信息丢失,且激光传感器价格昂贵,成本较高。文献[22]基于Kinect深度摄像机使机器人从一个起始位置出发,利用单目视觉里程计进行自身定位,从而依据位置调整前进的方向,但由于依赖机器人前一位置状态,缺乏全局的非线性优化,定位误差大,行驶鲁棒性差。

本文在前人研究的基础上,提出一种融合深度信息的轨迹优化方法。应用RealSense^[23-24]二代传感器获得连续彩色图像和深度图像,提取关键帧,并通过全局非线性优化的方法不断迭代误差,使喷雾车在田间行驶过程中具有高精度定位,并在优化过程中融合深度信息对喷雾车林道间行驶进行实时定位,增强喷雾车实时获取自身精确轨迹的鲁棒性,从而避免依赖单一深度信息轨迹定位时,深度信息帧易丢失、无法进行实时定位、自身轨迹与真实轨迹偏离较大的问题。

1 试验和方法

1.1 RealSense 植株图像数据采集平台

试验地点选择室外林道,光照强度均为1 000 lx,将RealSense传感器安装在自主行驶喷雾车上,在林道间行驶并连续拍摄两侧植株。如图1所示,使用RealSense传感器获取彩色信息帧和深度信息帧,并通过RealSense自带的RealSense for Windows SDK对彩色信息帧和深度信息帧进行实时校准,获取相匹配的彩色帧和深度帧。



图1 试验车示意图

Fig. 1 Schematic of experimental vehicle

1. 主控制箱 2. 可调支架 3. RealSense 传感器 4. 搭载的嵌入式计算机 5. 车水箱 6. 喷雾喷头

如图2所示,本文采用的RealSense传感器,可以同时获得彩色信息和深度信息,性价比高,且其体积小,无需搭载220 V外接电源,通过自带的USB接口与嵌入式计算机相连进行供电和数据传输,使用安全轻便。

1.2 ORB 特征提取及匹配

1.2.1 Oriented FAST 特征点

FAST^[25-26]算法主要用于检测灰度图中像素灰度变化明显的地方,如图3所示,以像素点A为圆心,3为半径的圆上取16个像素点,若选取的圆上



图2 RealSense 传感器示意图

Fig. 2 Schematic of RealSense sensor

1. 深度摄像头 2. 彩色摄像头 3. 定位孔

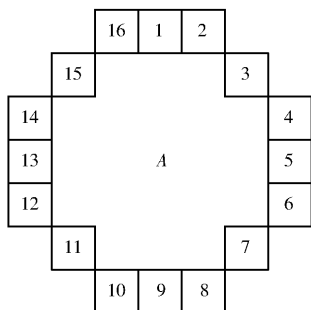


图3 FAST 特征点

Fig. 3 FAST feature point

有连续9个点的亮度大于A点像素值的20%,则这个点就为FAST特征点。由于是直接比较像素亮度的差值,所以计算速度非常迅速。但同时由于FAST特征点数量巨大,且不具备尺度不变性和旋转不变性,所以本文对FAST特征点进行改进。

(1) 为了提高检测效率,通过暴力检测,即直接检测邻域圆上1、5、9、13这4个像素的亮度,当这4个像素中有3个像素亮度值同时大于像素A亮度20%,则继续对该点进行FAST检测,否则直接排除。同时在第1遍检测出FAST特征点后,原始的FAST特征点经常会出现局部扎堆的现象,此时通过非极大值抑制的方法对FAST特征点进行进一步的筛选,即通过选取 5×5 的窗口,分别计算其中FAST特征点的Harris^[27]响应值,并按照分值排序,选取其中排名靠前的6个特征点作为最终的特征点集合。

(2) 由于FAST特征点不具备尺度不变性,所以通过构建多尺度空间进行改进。由于传统图像金字塔采用下采样的方式对每一层进行Harris响应值计算,提取FAST特征点。本文采用基于OpenCV库的高斯差分金字塔,通过利用高斯卷积构建非完整金字塔结构的图像尺度空间,大大减少了计算Harris响应值的金字塔层数,增强了提取FAST特征点的鲁棒性和实时性。其计算公式为

$$L(u, v, \delta) = I(u, v) * G(\delta) \quad (1)$$

式中 I ——图像中的像素值

δ ——高斯方差

$G(\delta)$ ——高斯核函数

$L(u, v, \delta)$ ——图像尺度空间

(3) 针对FAST特征点不具备旋转不变性,采用灰度质心法进行改进。通过选取计算FAST特征点所在邻域图像块 B 的质心,连接几何中心 O 到质心 C 构成一个方向向量 OC 。从而使得FAST特征点具有了良好的旋转描述性,大大提升了不同图像之间特征点表述的鲁棒性。其计算公式为

$$m_{pq} = \sum_{x,y \in B} x^p y^q I(u, v) \quad (p=0,1; q=0,1) \quad (2)$$

$$C = \left(\frac{m_{10}}{m_{00}}, \frac{m_{01}}{m_{00}} \right) \quad (3)$$

$$\theta = \arctan(m_{01}/m_{10}) \quad (4)$$

式中 m_{pq} ——图像块 B 的矩

θ ——特征点的方向角

x, y ——图像块中像素点坐标

p, q ——系数

1.2.2 BRIEF描述子

BRIEF^[28]是一种二进制的描述子,其描述向量由特征点附近两个像素的亮度关系决定,并使用二进制编码来加速存储。但原始的BRIEF描述子不具备旋转不变性和尺度不变性。通过结合Oriented FAST特征点计算的BRIEF描述子,可很好地解决这两个缺陷。其计算公式为

$$V_f = \begin{cases} 0 & (I(x_p, y_p) \leq I(x_q, y_q)) \\ 1 & (I(x_p, y_p) > I(x_q, y_q)) \end{cases} \quad (5)$$

式中 $I(x_p, y_p)$ ——图像中 p 点的像素值

$I(x_q, y_q)$ ——图像中 q 点的像素值

V_f —— p 到 q 的向量描述值

1.3 特征匹配算法

1.3.1 粗匹配算法

在获取了BRIEF描述子后,通过FLANN算法^[29]创建许多棵随机树,然后从具有最高距离方差的维度中随机选取若干维度,并使用这些维度对数据进行划分。本文通过BRIEF向量串之间的汉明距离作为查询点距离,将BRIEF描述子向量不断进行维度划分,建立树形结构,并通过由上而下的递归方法,将查询点和参考点按区域搜索,进行最终的匹配。FLANN算法相对于暴力匹配算法,在需要对大量特征点匹配时速度更快,鲁棒性更好。

为进一步加速近邻搜索,本文采用Nanoflann算法^[30]加速,Nanoflann算法是从内存和编译的角度来对近邻搜索进行优化。此算法还可以在近邻搜索前直接定义目标点云的最小包围盒,避免了近邻搜索中的重复计算,对不同类型的数据兼容性更高,适用性更广泛。通过对多组图像进行特征点提取,按

特征点数量进行排序,分别对 FLANN 搜索算法和经过 Nanoflann 加速过后的搜索算法进行快速性对比,如图 4 所示。在特征点数量很大时,Nanoflann 算法比 FLANN 算法快速性得到了较大提高。

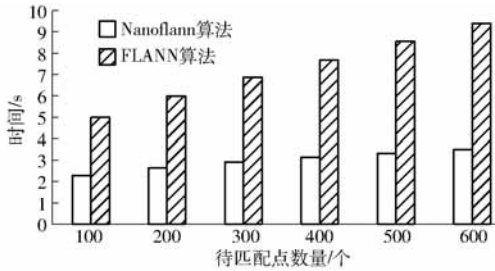


图 4 Nanoflann 算法和 FLANN 算法快速性对比

Fig. 4 Comparison of fastness between Nanoflann algorithm and FLANN algorithm

1.3.2 剔除误匹配点

由于喷雾车行驶过程中存在运动误差和路标点观测误差,所以在特征匹配后,特征点之间存在着很多误匹配点对。针对这些误匹配点对,需要对匹配的特征点对进行筛选。

首先对匹配的特征点进行最小距离过滤的初始筛选。计算统计描述子之间的最小汉明距离和最大汉明距离,当描述子之间的距离大于两倍的最小距离时,即认为匹配有误。由于存在描述子之间的最小汉明距离非常小的情况,所以设定一个经验值作为下限,取汉明距离 30 作为经验值。计算公式为

$$G = \begin{cases} 1 & (d_b \leq \max(2d_{\min}, 30)) \\ 0 & (d_b > \max(2d_{\min}, 30)) \end{cases} \quad (6)$$

式中 d_b ——匹配特征点对之间的汉明距离

d_{\min} ——匹配特征点对之间的最小汉明距离

G ——匹配特征点正确匹配标志

在进行初始筛选后,为了进一步消除图像背景纹理和相似物体干扰造成的误匹配,采用基于本质矩阵的 RANSAC 方法对匹配结果进行后验。首先,从初始筛选后的点集 D 中,随机采样 10 组匹配点,通过对极约束 (Perspective-n-point, PnP)^[31] 方程计算本质矩阵 E ,由本质矩阵对喷雾车进行运动恢复,解算出喷雾车的位姿变换矩阵 T 。再通过本质矩阵^[32]和位姿变换分别计算图像 I_1 和 I_2 中点到各自极线的距离方差。如果每个匹配点对到极线的距离平方和小于初始阈值 χ ,则将这些匹配点对加入到内点点集 D_{in} ,并记录距离方差;否则认为是错误匹配点对,从初始筛选点集 D 中移除。重复上述过程,直到初始筛选点集 D 中的点对都被访问过,则将内点点集 D_{in} 作为 D 的更新点集,计算距离方差的均值作为阈值更新量,重复筛选过程,直到阈值 χ

近似收敛于一个常值。内点中的点对集合即为正确的匹配点对集。

1.4 融合深度信息非线性全局轨迹优化

1.4.1 对极几何

对极约束就是通过二维图像匹配对应的特征点,恢复两帧之间的相机运动的方法。如图 5 所示,通过一个路标点 P 在相机前后运动的两帧上的投影所获得的像素 (P_i, P_j) 就是特征匹配的特征点对,通过多组特征点对代入公式求解出本质矩阵 E ,在获取喷雾车的本质矩阵后,将剩余的特征点 Q_i 重新代入公式中,得到重投影点 Q'_j ,计算匹配点 Q_j 与重投影点 Q'_j 之间的误差作为重投影误差。

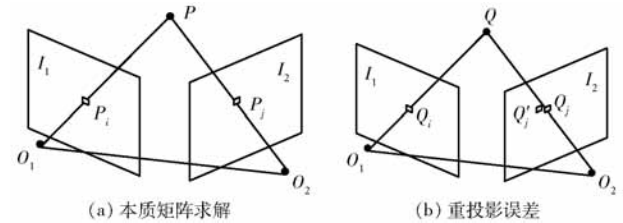


图 5 对极约束几何图

Fig. 5 Polar constraint geometries

通过上文得到的有效匹配点对结合对极约束计算重投影误差

$$p_i^T K^{-T} E K^{-1} p_j = 0 \quad (7)$$

式中 (p_i, p_j) ——图像中用于求解本质矩阵的观测点的坐标向量

K ——运动相机的内部参数矩阵

1.4.2 基于深度信息的车位置解算

当喷雾车在行驶过程中,对已经匹配好的有效特征点对进行深度信息的采集,通过计算相邻两关键帧获取的匹配特征点到喷雾车的深度信息和位姿变换角即可计算出小车行驶过程中具体位置变化,如图 6 所示,图中 C_1, C_2 为车在相邻两关键帧中的位置, P_1, P_2, P_3 为相邻关键帧中的有效特征点, $P_1 C_1$ 为第 1 帧特征点到车的深度信息, $P_1 C_2$ 为第 2 帧特征点到车的深度信息, $C_1 C_2$ 为相邻两帧车的位置变化。喷雾车从 C_1 行驶到 C_2 过程中, RealSense 传感器采集到相邻两关键帧间喷雾车的位置变化,经过特征点匹配后,观测目标点 P_1 场景

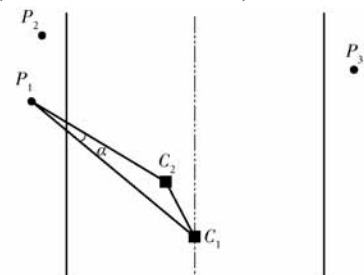


图 6 喷雾车深度信息位置解算图

Fig. 6 Position of depth information of spray vehicle

位置不变,由对极约束获取的本质矩阵 E 解算出喷雾车旋转矩阵 R ,从而获得旋转角 α 。最后通过三角余弦定理即可求出喷雾车在相邻关键帧间移动的距离 $l_{c_1c_2}$ 。其计算公式为

$$E = tR \quad (8)$$

$$l_{c_1c_2} = \sqrt{l_{p_1c_1}^2 + l_{p_1c_2}^2 - 2l_{p_1c_1}l_{p_1c_2}\cos\alpha} \quad (9)$$

式中 t ——运动相机的平移向量

$l_{p_1c_1}$ ——第1帧特征点到喷雾车的距离

$l_{p_1c_2}$ ——第2帧特征点到喷雾车的距离

将融合深度信息计算的位移 $l_{c_1c_2}$ 作为对极约束解算平移向量 t 的模长优化量,将优化后的平移向量 t' 和旋转矩阵 R 回代入公式,获得融合深度信息的本质矩阵 E' ,并将该本质矩阵作为特征点获取重投影点的本质矩阵,用于计算融合深度信息重投影误差。其计算公式为

$$t' = [\beta|t| + (1-\beta)l_{c_1c_2}] \frac{t}{|t|} \quad (0 < \beta < 1) \quad (10)$$

式中 β ——位移长度比例参数

t' ——融合深度信息计算的平移向量

1.4.3 融合深度信息非线性全局优化

在特征点观测和喷雾车运动过程中存在着大量的观测误差和运动误差,而传统基于滤波的线性优化方法对前一个时刻喷雾车状态的依赖性强,喷雾车在行驶过程中关键帧丢失对其正确计算重投影误差的影响极大,两帧间重投影误差迭代优化易陷入局部最优。因此本文算法通过获取喷雾车整个运动过程中一定时间间隔的所有连续关键帧,对全部匹配点累积重投影误差进行迭代优化,获得一个全局的最优解。

$$r_i = \frac{e - e_i}{\gamma} \quad (i = 0, 1, \dots, \gamma) \quad (11)$$

式中 r_i ——车运动过程中采集每帧的时间间隔

i ——车运动过程中采集帧序号

e ——车当前运行的时间段序号

γ ——车运动过程中采集的帧数

喷雾车从初始位置到当前运动位置时间段 e 内,按照式(11)计算相应时间间隔 r_i ,并按此时间间隔采集全局轨迹的连续关键帧作为参考帧,进行特征点提取和特征匹配从而估计出各个连续关键帧间的本质矩阵 E ,并解算本质矩阵获得位移向量 t 和旋转矩阵 R 。然后通过 RealSense 传感器采集深度信息计算喷雾车实际位移,优化位移向量 t ,再结合旋转矩阵反求本质矩阵,获得融合深度信息的本质矩阵 E' ,再将特征点通过新的本质矩阵进行重投影,计算重投影误差。

$$\xi = \operatorname{argmin} \frac{1}{2} \sum_i^n \left\| \eta_i - \frac{1}{s_i} K \exp(\xi') P'_i \right\| \quad (12)$$

式中 ξ ——车运动过程中重投影叠加误差

η_i ——重投影点像素坐标

s_i ——尺度因子

ξ' ——相机运动过程中的扰动分量

P'_i ——相机运动过程中观测的路标点像素坐标

最后综合全局各关键帧间的重投影叠加误差,构建最小二乘问题,并基于 G2O 库进行图优化,使总投影误差迭代收敛于一个全局最小误差值。其中在优化过程中,喷雾车位姿和观测路标点作为图顶点,重投影误差 ξ 作为图边,不断迭代更新喷雾车位姿和路标点观测值,获取喷雾车最优位姿和路标观测点最优位置。另外,针对迭代优化过程中的梯度下降策略,本文选取 Dogleg 算法进行更新值的求解,使其具有更高的效率和鲁棒性。

融合深度信息非线性全局轨迹优化算法流程图如图7所示。

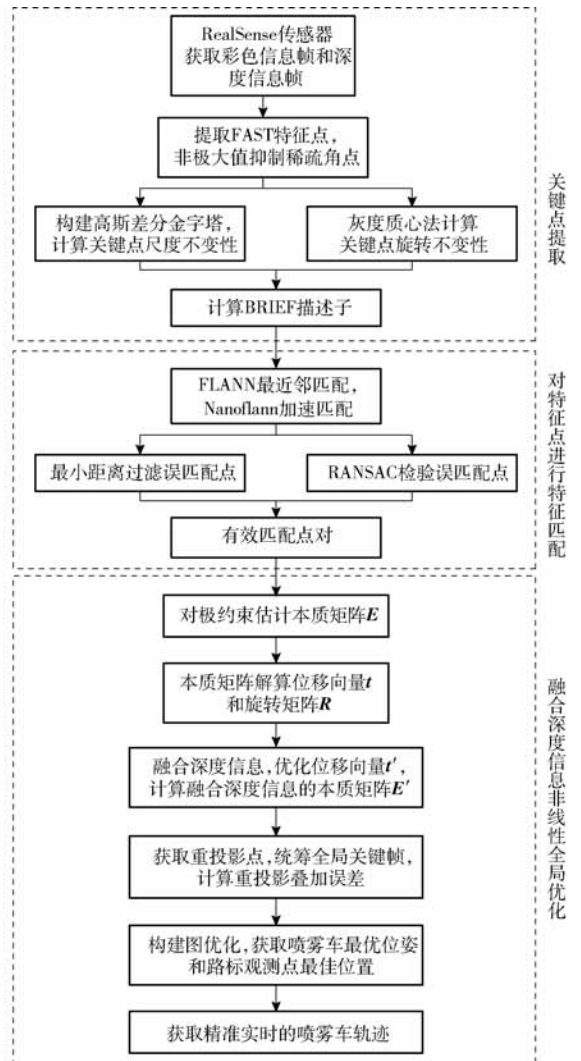


图7 融合深度信息和非线性位姿估计算法流程图

Fig. 7 Flow chart of fusion depth information and nonlinear pose estimation algorithm

2 结果与分析

2.1 FAST 特征点获取

对 RealSense 传感器采集到的彩色信息关键帧提取 FAST 特征点。如图 8 所示,红色的点为 FAST 特征点。由图可知,图 8a 的 FAST 特征点密集冗余,在后期的特征点匹配过程中会占用大量计算时间,因此,图 8b 中在经过非极大值抑制后,减少了大量冗余点,消除了扎堆的现象,极大提高了匹配效率。



图 8 FAST 特征点提取图

Fig. 8 Extraction graphs of FAST feature points

2.2 特征匹配

在非极大值抑制后获得 FAST 特征点后,通过基于高斯差分金字塔分层提取特征点,灰度质心法计算特征点方向向量。获取具有尺度不变性和旋转不变性的特征点,并计算 BRIEF 描述子。使用 FLANN 快速最近邻算法进行粗匹配,并利用 Nanoflann 算法加速匹配时间,获取匹配结果后,对匹配点对进行筛选,移除误匹配点对。相对于传统 ORB(Oriented FAST and rotated BRIEF)特征匹配过程中使用图像金字塔计算尺度不变性,暴力匹配算法对特征点进行特征匹配,并使用单一最小距离过滤误匹配点对进行筛选。本文算法在特征点提取上通过非极大值抑制减少冗余点,使用高斯差分金字塔计算尺度不变性,采用 FLANN 快速最近邻算法

进行匹配,并增加了基于本质矩阵的匹配校验。使特征匹配在效率和精度上得到了很大的提升。匹配效果如图 9 所示。

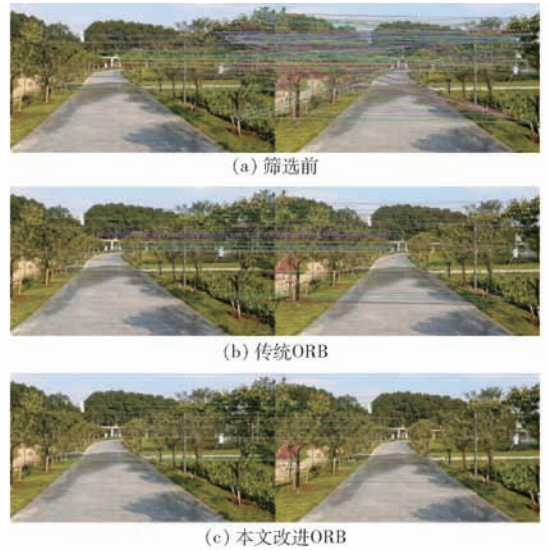


图 9 特征点匹配结果

Fig. 9 Matching graphs of feature points

图 9a 由于未对匹配点对进行筛选,其水平方向匹配线密集扎堆,匹配消耗大量时间,并出现许多倾斜的误匹配线。图 9b 为传统 ORB 匹配结果图,其误匹配线已经减少了一部分,但仍有较多误匹配对。图 9c 为本文算法匹配效果图,经过进一步筛选和校验后,可以明显看到匹配线稀疏得多,准确率也得到了很大提升。为验证试验结果的准确性,通过多次匹配试验,比较传统 ORB 匹配算法与本文算法,结果如表 1 所示。本文算法相对于传统 ORB 匹配算法,消除了 63 对误匹配对,匹配准确率提高了 9 个百分点,在时间上减少了 3.33 s,使准确率和效率得到了较大的提高。

表 1 传统 ORB 匹配算法和本文改进 ORB 匹配算法对比

Tab. 1 Comparison of traditional method based on ORB feature points matching algorithm and presented method

试验组	算法	试验次数	匹配数	消除的误匹配对数	正确匹配对	匹配准确率/%	时间/s
林道试验	传统 ORB 匹配算法	50	197		169	85.8	6.04
	本文算法	50	134	63	127	94.8	2.71

2.3 喷雾车行驶轨迹

在获取正确的特征匹配点对后,融合 RealSense 传感器深度信息对车位姿进行全局非线性轨迹优化,其行驶轨迹曲线如图 10 所示。图中,散点为车行驶过程中提取的特征点。方框为经过本文算法优化后喷雾车的具体位姿。直线为喷雾车行驶轨迹。

2.4 行驶轨迹误差分析

由于室外林道光线强度大,RealSense 深度信息传感器对光线敏感,单一使用 RealSense 深度传感器对喷雾车行驶轨迹进行优化,易出现深度信息丢失,

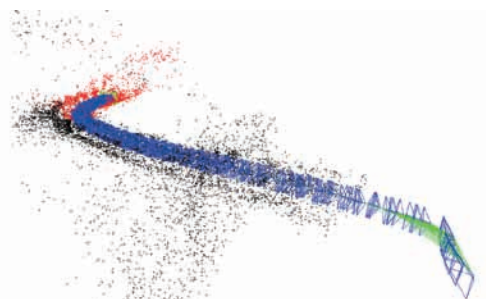


图 10 车行驶轨迹路线

Fig. 10 Track map of car

喷雾车偏航误差较大的问题,如图 11 所示。喷雾车在林道间行驶过程中,单一基于深度信息帧定位的轨迹在第 61 帧开始出现大幅偏离真实轨迹的现象。而本文算法,通过加入基于全局的非线性轨迹优化后,补偿了喷雾车深度信息帧丢失情况下偏离的行驶轨迹,使喷雾车行驶轨迹能够继续波动在真实轨迹附近。

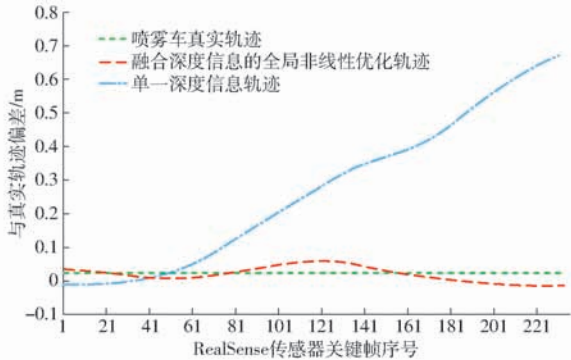


图 11 深度信息帧丢失轨迹误差分析

Fig. 11 Analysis of tracking error of depth information frame loss

此外,在正常行驶过程中,本文算法通过融合深度信息帧对喷雾车行驶轨迹进行基于全局的非线性优化,相较于单一基于 RealSense 传感器深度信息,行驶轨迹估计具有更高的鲁棒性。其行驶轨迹如图 12 所示,其在第 21 帧到 91 帧和第 171 帧到 231 帧过程中,本文算法获得轨迹曲线更加贴近期于喷雾车真实轨迹曲线。

为验证本文算法的稳定性,经过多次试验并与

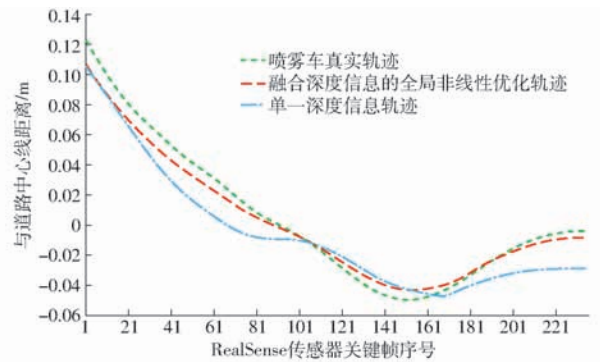


图 12 单一深度信息轨迹优化方法和融合深度信息的全局非线性轨迹优化方法优化轨迹误差对比

Fig. 12 Comparison of trajectory errors between single depth information trajectory optimization method and global nonlinear depth information fusion trajectory optimization method

单一基于 RealSense 传感器深度信息行驶轨迹优化方法进行对比,结果如表 2 所示,在 10 组单次最大采集 300 帧关键帧试验中,单一依赖 RealSense 传感器深度信息对喷雾车进行轨迹定位出现了 13 帧关键帧的丢失,极易出现图 11 中大幅偏离真实轨迹的情况,不利于喷雾车对自身的精准定位。而本文算法由 RealSense 传感器获取彩色信息帧,通过特征匹配对的观测数据在深度信息帧丢失时进行喷雾车的精准定位,并且融合深度信息进一步提高了喷雾车位姿估计的鲁棒性和准确性,使喷雾车获取的实时轨迹偏离真实轨迹误差均值下降了 1.07 cm,方差下降了 2.14 cm,超调量降低了 2.13 cm。

表 2 单一深度信息帧轨迹优化算法和本文轨迹优化算法对比

Tab. 2 Comparison of single depth frame trajectory optimization algorithm and presented algorithm

试验组	算法	试验次数	单次采集关键帧数	丢失关键帧数	与真实轨迹误差均值/cm	偏离真实轨迹线方差/cm	超调量/cm
林道试验	RealSense 传感器深度信息	10	300	13	3.46	5.27	7.04
	本文算法	10	300		2.39	3.13	4.91

3 结论

(1) 提出了改进的 ORB 特征提取筛选算法,使用高斯差分金字塔,减少了计算 Harris 响应值的金字塔层数,加快了 FAST 特征点的提取速度。

(2) 在获取 FAST 特征点后,通过近邻算法进行特征匹配,并使用 Nanoflann 算法进行加速匹配过程。随后采用最小距离过滤和基于本质矩阵的 RANSAC 算法校验误匹配点对。相对于传统 ORB 特征匹配算法,匹配准确率提高了 9 个百分点,时间

缩短了 3.33 s。

(3) 相对基于单一 RealSense 传感器深度信息定位喷雾车位置,本文算法通过 RealSense 传感器采集的彩色信息帧中特征匹配点对的观测数据进行定位补偿,并融合深度信息对喷雾车进行非线性全局轨迹优化,使喷雾车获取的实时轨迹始终波动于真实轨迹附近,相对于单一依赖深度信息帧的轨迹定位具有更高的精确性和鲁棒性,其喷雾车估计轨迹偏离真实轨迹误差均值下降了 1.07 cm,方差下降了 2.14 cm,超调量降低了 2.13 cm。

参 考 文 献

[1] 宋宇,刘永博,刘路,等. 基于机器视觉的玉米根茎导航基准线提取方法[J/OL]. 农业机械学报,2017,48(2):38-44.

- SONG Yu, LIU Yongbo, LIU Lu, et al. Extraction method of navigation baseline of corn roots based on machine vision [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(2):38-44. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20170205&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.02.005. (in Chinese)
- [2] 林桂潮,邹湘军,张青,等. 基于主动轮廓模型的自动导引车视觉导航[J/OL]. 农业机械学报,2017,48(2):20-26. LIN Guichao, ZOU Xiangjun, ZHANG Qing, et al. Visual navigation for automatic guided vehicles based on active contour model [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(2):20-26. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20170203&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.02.003. (in Chinese)
- [3] 高国琴,李明. 基于 K-means 算法的温室移动机器人导航路径识别[J]. 农业工程学报,2014,30(7):25-33. GAO Guoqin, LI Ming. Navigating path recognition for greenhouse mobile robot based on K-means algorithm [J]. Transactions of the CSAE, 2014, 30(7):25-33. (in Chinese)
- [4] 孟庆宽,张漫,仇瑞承,等. 基于改进遗传算法的农机具视觉导航线检测[J/OL]. 农业机械学报,2014,45(10):39-46. MENG Qingkuan, ZHANG Man, QIU Ruicheng, et al. Navigation line detection for farm machinery based on improved genetic algorithm[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014,45(10):39-46. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20141007&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2014.10.007. (in Chinese)
- [5] 王大帅,张俊雄,李伟,等. 植保无人机动态变量施药系统设计与试验[J/OL]. 农业机械学报,2017,48(5):86-93. WANG Dashuai, ZHANG Junxiong, LI Wei, et al. Design and test of dynamic variable spraying system of plant protection UAV [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017,48(5):86-93. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20170510&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.05.010. (in Chinese)
- [6] 蒋焕煜,张利君,刘光远,等. 基于 PWM 变量喷雾的单喷头动态雾量分布均匀性实验[J/OL]. 农业机械学报,2017,48(4):41-46. JIANG Huanyu, ZHANG Lijun, LIU Guangyuan, et al. Experiment on dynamic spray deposition uniformity for PWM variable spray of single nozzle[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2017,48(4):41-46. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20170405&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.04.005. (in Chinese)
- [7] 黎永键,赵祚喜,黄培奎,等. 基于 DGPS 与双闭环控制的拖拉机自动驾驶系统[J/OL]. 农业机械学报,2017,48(2):11-19. LI Yongjian, ZHAO Zuoxi, HUANG Peikui, et al. Automatic navigation system of tractor based on DGPS and double closed-loop steering control[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017,48(2):11-19. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20170202&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.02.002. (in Chinese)
- [8] 薛金林,张顺顺. 基于激光雷达的农业机器人导航控制研究[J/OL]. 农业机械学报,2014,45(9):55-60. XUE Jinlin, ZHANG Shunshun. Navigation of an agricultural robot based on laser radar[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2014,45(9):55-60. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20140909&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2014.09.009. (in Chinese)
- [9] 苏伟,赵晓凤,张明政,等. 基于机载激光雷达点云的飞行障碍物提取方法研究[J/OL]. 农业机械学报,2017,48(增刊):79-85. SU Wei, ZHAO Xiaofeng, ZHANG Mingzheng, et al. Extracting flying obstacles using airborne LiDAR point cloud data[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017,48(Supp.):79-85. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=2017s013&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.S0.013. (in Chinese)
- [10] 季宇寒,李寒,张漫,等. 基于激光雷达的巡检机器人导航系统研究[J/OL]. 农业机械学报,2018,49(2):14-21. JI Yuhuan, LI Han, ZHANG Man, et al. Navigation system for inspection robot based on LiDAR[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018,49(2):14-21. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20180202&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.02.002. (in Chinese)
- [11] SIADAT A, KASKE A, KLAUSMANN S, et al. An optimized segmentation method for a 2D laser-scanner applied to mobile robot navigation[J]. IFAC Proceedings Volumes, 1997, 30(7):149-154.
- [12] BORGES G A. A split-and-merge segmentation algorithm for line extraction in 2D range images[C]//International Conference on Pattern Recognition, 2000. Proceedings. IEEE, 2000:441-444.
- [13] 武星,张颖,李林慧,等. 复杂光照条件下视觉导引 AGV 路径提取方法[J/OL]. 农业机械学报,2017,48(10):15-24. WU Xing, ZHANG Ying, LI Linhui, et al. Path extraction method of vision-guided AGV under complex illumination conditions [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017,48(10):15-24. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20171002&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.

- 2017.10.002. (in Chinese)
- [14] 武星,沈伟良,楼佩煌,等. 视觉导引 AGV 鲁棒特征识别与精确路径跟踪研究[J/OL]. 农业机械学报,2016,47(7): 48-56.
WU Xing, SHEN Weiliang, LOU Peihuang, et al. Robust feature recognition and precise path tracking for vision-guided AGV [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016,47(7):48-56. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20160708&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2016.07.008. (in Chinese)
- [15] 李盛辉,田光兆,姬长英,等. 自主导航农业车辆的全景视觉多运动目标识别跟踪[J/OL]. 农业机械学报,2015,46(1):1-7.
LI Shenghui, TIAN Guangzhao, JI Changying, et al. Multiple moving objects tracking based on panoramic vision for autonomous navigation of agricultural vehicle[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(1):1-7. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20150101&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.01.001. (in Chinese)
- [16] 田光兆,顾宝兴,IRSHAD A M,等. 基于三目视觉的自主导航拖拉机行驶轨迹预测方法及试验[J]. 农业工程学报,2018,34(19):40-45.
TIAN Guangzhao, GU Baoxing, IRSHAD A M, et al. Traveling trajectory prediction method and experiment of autonomous navigation tractor based on trinocular vision[J]. Transactions of the CSAE, 2018,34(19):40-45. (in Chinese)
- [17] 彭顺正,坎杂,李景彬. 矮化密植枣园收获作业视觉导航路径提取[J]. 农业工程学报,2017,33(9):45-52.
PENG Shunzheng, KAN Za, LI Jingbin. Extraction of visual navigation directrix for harvesting operation in short-stalked and close-planting jujube orchard[J]. Transactions of the CSAE, 2017,33(9):45-52. (in Chinese)
- [18] 白晓平,胡静涛,王卓. 基于视觉伺服的联合收割机群协同导航从机定位方法[J]. 农业工程学报,2016,32(24):59-68.
BAI Xiaoping, HU Jingtao, WANG Zhuo. Slave positioning method for cooperative navigation of combine harvester group based on visual servo[J]. Transactions of the CSAE, 2016,32(24):59-68. (in Chinese)
- [19] GEOVANY A B, MARIE-JOSE A. Line extraction in 2D range images for mobile robotics[J]. Journal of Intelligent and Robotic Systems, 2004, 40(3):267-297.
- [20] 张美娜,尹文庆,林相泽,等. RTK-DGPS 融合惯性传感器的车辆导航参数计算方法[J/OL]. 农业机械学报,2015,46(5):7-12.
ZHANG Meina, YIN Wenqing, LIN Xiangze, et al. Method for calculating navigation parameters via RTK-DGPS fusing inertial sensor for agricultural vehicle[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015,46(5):7-12. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20150502&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.05.002. (in Chinese)
- [21] 钱晓明,张浩,王晓勇,等. 基于激光扫描匹配的移动机器人相对定位技术研究[J/OL]. 农业机械学报,2016,47(3):14-21.
QIAN Xiaoming, ZHANG Hao, WANG Xiaoyong, et al. Relative localization technology for mobile robot based on laser scan matching[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2016,47(3):14-21. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20160303&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2016.03.003. (in Chinese)
- [22] 江隼. 基于 Kinect 的温室喷雾机器人视觉导航定位系统的研究[D]. 北京:北京林业大学,2015.
JIANG Huang. Research on the vision navigation and positioning system of greenhouse spray robot based on Kinect [D]. Beijing: Beijing Forestry University, 2015. (in Chinese)
- [23] YANG K, WANG K, CHEN H, et al. Reducing the minimum range of a RGB-depth sensor to aid navigation in visually impaired individuals[J]. Appl. Opt., 2018, 57(11):2809-2819.
- [24] KESELMAN L, WOODFILL J I, GRUNNET-JEPSEN A, et al. Intel RealSense stereoscopic depth cameras[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops,2017:1-10.
- [25] 沈跃,朱嘉慧,刘慧,等. 基于深度和彩色双信息特征源的 Kinect 植物图像拼接[J]. 农业工程学报,2018,34(5):176-182.
SHEN Yue, ZHU Jiahui, LIU Hui, et al. Image mosaic based on depth and color dual information feature source from Kinect [J]. Transactions of the CSAE, 2018,34(5):176-182. (in Chinese)
- [26] NAIN N, LAXMI V, BHADVIYIA B, et al. Fast feature point detector[C]//IEEE International Conference on Signal Image Technology and Internet Based Systems. IEEE, 2008:301-306.
- [27] XIAN-FENGA X U, TAN J Q. An improved multi-scale Harris feature point detection method[J]. Computer Engineering, 2012, 38(17):174-177.
- [28] CALONDER M,LEPETIT V,STRECHA C,et al. BRIEF:binary robust independent elementary features[C]//ECCV European Conference on Computer Vision,Heraklion,Crete,Greece,2010.
- [29] 冯亦东,孙跃. 基于 SURF 特征提取和 FLANN 搜索的图像匹配算法[J]. 图学学报, 2015, 36(4):650-654.
FENG Yidong, SUN Yue. Image matching algorithm based on SURF feature extraction and FLANN search [J]. Journal of Graphics, 2015, 36(4):650-654. (in Chinese)

- [30] 沈跃,潘成凯,刘慧,等. 基于改进 SIFF-ICP 算法的 Kinect 植株点云配准方法[J/OL]. 农业机械学报,2017,48(12): 183-189.
SHEN Yue, PAN Chengkai, LIU Hui, et al. Method of plant point cloud registration based on Kinect of improved SIFT-ICP [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(12): 183-189. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20171221&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.12.021. (in Chinese)
- [31] 赵红蕊,陆胜寒. 基于特征尺度分布与对极几何约束的高清影像快速密集匹配方法[J]. 测绘学报,2018,47(6): 104-112.
ZHAO Hongrui, LU Shenghan. A fast dense matching method for high-definition images based on feature scale distribution and polar geometric constraints [J]. Journal of Surveying and Mapping, 2018, 47(6):104-112. (in Chinese)
- [32] 颜坤,刘恩海,赵汝进,等. 快速鲁棒的基础矩阵估计[J]. 光学精密工程,2018,26(2):461-470.
YAN Kun, LIU Enhai, ZHAO Rujin, et al. A fast and robust method for fundamental matrix estimation [J]. Optics and Precision Engineering, 2018, 26(2):461-470. (in Chinese)
- [33] 王新忠,韩旭,毛罕平,等. 基于最小二乘法的温室番茄垄间视觉导航路径检测[J/OL]. 农业机械学报,2012,43(6): 161-166.
WANG Xinzhong, HAN Xu, MAO Hanping, et al. Navigation line detection of tomato ridges in greenhouse based on least square method[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2012,43(6):161-166. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20120629&journal_id=jcsam DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2012.06.029. (in Chinese)
- [34] XIN G X, ZHANG X T, WANG X, et al. A RGBD SLAM algorithm combining ORB with PROSAC for indoor mobile robot [C]//International Conference on Computer Science and Network Technology. IEEE, 2016:71-74.

(上接第 32 页)

- [22] 曾明如,徐小勇,刘亮,等. 改进的势场蚁群算法的移动机器人路径规划[J]. 计算机工程与应用,2015,51(22):33-37.
ZENG Mingru, XU Xiaoyong, LIU Liang, et al. Improved ant colony optimization with potential field heuristic for robot path planning[J]. Computer Engineering and Applications,2015,51(22):33-37. (in Chinese)
- [23] 王晓燕,杨乐,张宇,等. 基于改进势场蚁群算法的机器人路径规划[J]. 控制与决策,2017,33(10):1775-1781.
WANG Xiaoyan, YANG Le, ZHANG Yu, et al. Robot path planning based on improved ant colony algorithm with potential field heuristic[J]. Control and Decision, 2017,33(10):1775-1781. (in Chinese)
- [24] 徐雪松,杨胜杰,陈荣元. 复杂环境移动群机器人最优路径规划方法[J]. 电子测量与仪器学报,2016,30(2):274-282.
XU Xuesong, YANG Shengjie, CHEN Rongyuan. Dynamic differential evolution algorithm for swarm robots search path planning[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation,2016,30(2):274-282. (in Chinese)
- [25] 屈鸿,黄利伟,柯星. 动态环境下基于改进蚁群算法的机器人路径规划研究[J]. 电子科技大学学报,2015,44(2):260-265.
QU Hong, HUANG Liwei, KE Xing. Research of improved ant colony based robot path planning under dynamic environment [J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2015,44(2):260-265. (in Chinese)
- [26] 樊征,曹其新,杨扬,等. 面向移动机器人的拓扑地图自动生成[J]. 华中科技大学学报(自然科学版),2008,36(增刊1):163-166.
FAN Zheng, CAO Qixin, YANG Yang, et al. Automatic generation of topological map for mobile robot [J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology(Science and Technology), 2008,36(Supp.1):163-166. (in Chinese)
- [27] KHATIB O. Real-time obstacle avoidance for manipulators and mobile robots[J]. Int J Robotics Research,1986,5(1):90-98.
- [28] 张建英,刘瞰. 基于人工势场法的移动机器人最优路径规划[J]. 航空学报,2007,28(增刊1):183-188.
ZHANG Jianying, LIU Tun. Optimized path planning of mobile robot based on artificial potential field[J]. Chinese Journal of Aeronautics,2007,28(Supp.1):183-188. (in Chinese)
- [29] HWANG Y K, AHUJA N. A potential field approach to path planning[J]. IEEE Transaction on Robotics and Automation, 1992,8(1):23-32.
- [30] 孟偲,王田苗. 一种移动机器人全局最优路径规划算法[J]. 机器人,2008,27(3):217-222.
MENG Si, WANG Tianmiao. A global optimal path planning algorithm for mobile robot[J]. Robot,2008,27(3):217-222. (in Chinese)
- [31] DORIGO M, GAMBARDELLA L M. A cooperative learning approach to the traveling salesman problem [J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, Man, and Cybernetics,1996,26(1):29-41.
- [32] 李士勇. 蚁群算法及其应用[M]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学出版社,2003.
- [33] ERIN B, ABIYEV R, IBRAHIM D. Teaching robot navigation in the presence of obstacles using a computer simulation program[J]. Procedia Social and Behavioral Sciences,2010,2(2):565-571.