

基于骨架关键点重规划的 Voronoi 图法路径规划

朱建阳^{1,2} 张旭阳¹ 蒋林^{1,2} 李峻³ 雷斌^{1,2}

(1. 武汉科技大学冶金装备及其控制教育部重点实验室, 武汉 430081;

2. 武汉科技大学机器人与智能系统研究院, 武汉 430081;

3. 武汉科技大学机械传动与制造工程湖北省重点实验室, 武汉 430081)

摘要: 针对目前的 Voronoi 路径规划算法生成的 Voronoi 图弯曲冗余, 依据 Voronoi 地图规划路径实时性差, 规划出的路径弯曲, 机器人导航时转折次数多、时间成本高、效率低等问题, 提出一种基于骨架关键点重规划的 Voronoi 图法路径规划算法。首先对机器人构建的二维栅格地图进行预处理, 去掉地图中的噪点和毛边, 填充边界上细微的裂缝, 然后提取地图的骨架, 搜索出骨架中的关键点, 将关键点按原来的相邻点连接关系重新连接, 生成新的笔直的骨架, 并采用降梯度采样方法平滑依据骨架规划出的路径。在经过多次仿真实验和实际实验验证后, 证明本文算法生成的骨架比目前的 Voronoi 图和骨架更加简洁, 数据量更小, 机器人基于优化后的 Voronoi 地图能够更加快速规划出笔直的路径, 具有良好的实时性, 规划出的路径更短, 转折次数更少, 机器人导航过程中能够迅速到达目标点, 导航效率高。

关键词: 路径规划; Voronoi 图; 地图预处理; 关键点重规划; 路径平滑

中图分类号: TP242.6 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2022)03-0215-10

OSID:



Voronoi Diagram Path Planning Based on Skeleton Key Points Re-planning

ZHU Jianyang^{1,2} ZHANG Xuyang¹ JIANG Lin^{1,2} LI Jun³ LEI Bin^{1,2}

(1. Key Laboratory of Metallurgical Equipment and Control Technology, Ministry of Education, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430081, China

2. Institute of Robotics and Intelligent Systems, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430081, China

3. Hubei Key Laboratory of Mechanical Transmission and Manufacturing Engineering, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430081, China)

Abstract: The Voronoi diagram generated by the current Voronoi path planning algorithm is bending redundant. Real-time performance of planning path based on Voronoi map is poor. Robots have many turning points, high time cost and low efficiency when navigating. A Voronoi diagram path planning algorithm based on skeleton key points re-planning was proposed. Firstly, robots built a two-dimensional environmental grid map with a mapping algorithm. The grid map constructed by the robot was pretreated. The noise and edges in the map was removed, and the tiny cracks on the boundary were filled. Secondly, the skeleton of the map was extracted. The key points in the skeleton were searched. Then the extracted key points were divided into end points and branch points. The connection relationship between each key point was found and the key points were reconnected according to the new connection relationship between adjacent points to generate a new and simpler skeleton. Finally, the path planned in each navigation was sampled down gradiently and smoothed. It was proved that the skeleton generated by the proposed algorithm was more concise and had less data than the current Voronoi diagram and skeleton. The robot can plan the straight path more quickly and had good real-time performance based on the optimized Voronoi map. The planned path was shorter. Robot had less turning points. And robot can quickly arrive at destination in the navigation process, and the navigation efficiency was high.

Key words: path planning; Voronoi diagram; map pretreatment; key points re-planning; path smoothing

收稿日期: 2021-11-07 修回日期: 2021-12-18

基金项目: 国家重点研发计划项目(2019YFB1310000)、湖北省重点研发计划项目(2020BAB098)和武汉市应用基础前沿项目(2019010701011404)

作者简介: 朱建阳(1981—),男,副教授,博士,主要从事仿生机器人、机器人运动学及动力学研究,E-mail: zhujiy@wust.edu.cn

通信作者: 蒋林(1976—),男,教授,博士,主要从事室内移动机器人地图构建、定位、导航等研究,E-mail: jianglin76@wust.edu.cn

0 引言

根据对环境信息掌握的程度,机器人路径规划可分为基于环境先验信息完全已知的全局路径规划和基于传感器信息的局部路径规划^[1]。全局路径规划大多都是基于栅格法实现的,例如主流算法中的 A* 算法和 Dijkstra 算法,但是在栅格法中,栅格粒度越小,栅格图中障碍物位置会越精确,但需要的存储空间会越大,算法的搜索范围将会指数级扩大;栅格粒度越大,最终搜索出的路径就越不精确。确定栅格尺寸是栅格法的重要问题^[2]。

在 LOZANO-PEREZ^[3] 提出了路径规划中构型空间的概念后,构型空间法逐渐成为了路径规划的一种重要方案,构型空间法的出现,使路径规划方案有了新的选择,不再完全依赖受限于栅格尺寸的栅格法方案。Voronoi 图法就是一种典型的构型空间法,Voronoi 图法就是连接机器人的起始点和终点到已经生成的 Voronoi 图上,由此生成整体路径^[4]。每次规划时只需要通过图搜索法找到起点和终点到 Voronoi 图的最短路径,中间部分路径依据 Voronoi 图生成。这种路径生成方式与栅格法中对整个栅格图进行搜索计算量减小了很多,实时性较好,生成的路径比较安全,远离障碍物。近年来一些学者针对 Voronoi 图法进行了改进,MAGID 等^[5] 提出了一种利用全局信息构建 Voronoi 图,然后通过局部地区的参数调整进行优化的一种移动机器人路径规划算法,虽然生成的路径较为简洁,但是路径弯曲,存在较大转角,对机器人导航效率有较大的影响。蒋林等^[6] 提出一种改进骨架提取的 Voronoi 路径规划算法,该算法首先对地图进行处理,去除地图中的的噪点,解决了 Voronoi 地图臃肿的问题,但该算法同样存在生成路径曲折,路径长度冗余,机器人导航过程中实时性差、转折较多、耗时较长等问题。

以上研究都针对 Voronoi 的缺点进行了优化,但是优化后的结果都存在相同的问题,即 Voronoi 地图路径弯曲冗余,依据 Voronoi 地图进行规划时实时性差,规划出的路径较长,导致机器人导航过程中的时间成本较高。本文针对该问题,在当前研究基础上提出在生成的弯曲的 Voronoi 图中寻找出关键点,确定关键点之间的连接关系,然后进行重规划,精简全局 Voronoi 地图,并对依据重规划的 Voronoi 地图生成的路径进行降梯度采样,平滑路径,以实现在路径规划过程中快速搜索出优质路径。

1 栅格地图预处理

机器人通过建图算法构建环境栅格地图,地图

以 3 色灰度图的形式呈现出室内环境轮廓。如图 1a 所示,地图上共有黑色、白色、灰色 3 种颜色,其中黑色为不可行区域,白色为可行区域,灰色为未知区域^[7]。由于构建的栅格地图存在毛边,并且边界可能出现未完全封闭的情况,所以需要地图进行预处理。

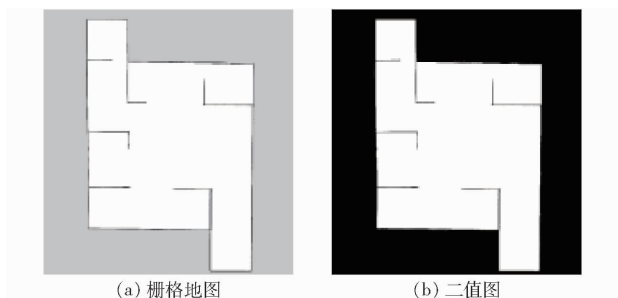


图 1 栅格地图二值化

Fig. 1 Raster map binarization

1.1 地图二值化

栅格地图为包含黑、白、灰 3 种颜色的灰度图,如图 1a 所示,其中黑色像素值为 0,白色像素值为 255,灰色像素值为 205,首先设置阈值为 200,依次对地图中的每个像素值进行二值化处理。二值化处理后的图像中数据量大为减少,并且能够更加清晰地凸显出地图中环境边界的轮廓^[8],如图 1b 所示。

1.2 地图的膨胀腐蚀

在得到二值图后需要对图像进行腐蚀和膨胀^[9],所谓腐蚀和膨胀就是对像素值都为 255 的白色区域进行处理。如图 2a 所示,假设白色区域为 A,定义一个结构元素 B,依次遍历 A 中的像素,在遍历时将 B 的中心与 A 的像素点重合^[10],求出此时结构元素 B 覆盖区域最小的像素值,并将该值赋予此刻结构元素 B 所覆盖的所有像素,如果结构元素 B 覆盖区域中有黑色像素值 0,则此刻结构元素 B 覆盖区域的像素值将都变为 0,即该覆盖区域中的白色会变为黑色,当遍历完成后,白色区域会缩小一圈,因此该过程被称为腐蚀,整个计算过程中不会改变原始数据,输出的新图像矩阵为新生成的单独矩阵^[11]。如图 2b 所示,若在遍历时求出此时结构元素 B 覆盖区域最大的像素值,并将该值赋予结构元素 B 覆盖的所有像素,如果结构元素 B 覆盖区域中有黑色像素值 0,则此刻结构元素 B 覆盖区域的像素值将变为 255,则该覆盖区域中的黑色会变为白色,当遍历完成后,白色区域会扩大一圈,因此该过程被称为膨胀。

在图像操作中,腐蚀一般用于去除孤立点,膨胀一般用于连接相对靠近的空隙,将腐蚀和膨胀配合在一起使用时,先腐蚀后膨胀被称为开运算,先膨胀

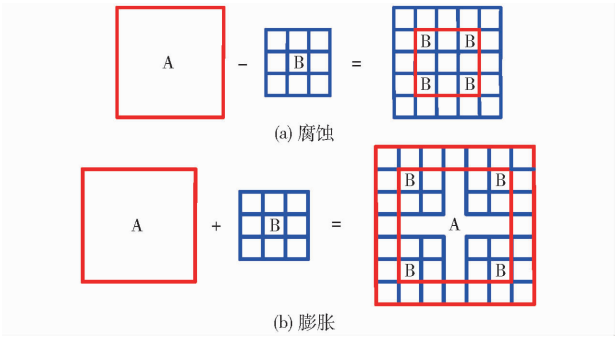


图 2 腐蚀膨胀原理图
Fig. 2 Principle of corrosion expansion

后腐蚀被称为闭运算^[12]。本文采用开运算,开运算可以在原始位置和形状几乎不变的情况下,去除毛刺和噪点。图 3a 为预处理前的二值图,为了更加清晰地展示地图特点,选取两处具有代表性的区域进行放大。如放大区域所示,预处理前的地图普遍存在毛边和噪点。在进行开运算时,二值地图中白色区域会先缩小,去除孤立的点,再扩大,连接相对靠近的孤立点。整个开运算过程,可以消除地图上的噪点^[13],连接相距很近却未连续的障碍物边界,平滑地图上的毛边和毛刺,整体区域尺寸和位置几乎不变^[14],预处理结果如图 3b 所示。地图预处理可以防止后续提取骨架时出现骨架溢出和生成不必要的骨架分支等问题。

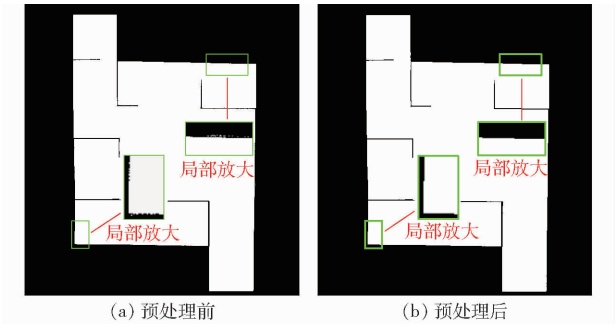


图 3 预处理结果
Fig. 3 Pretreatment result

2 骨架提取

依次遍历图像上的像素点,如图 4 所示,设此刻遍历到的像素点为 P_1 ,其周围的像素点依次标记为 $P_2 \sim P_9$,设黑色像素点的 P 值为 0,白色像素点的 P 值为 1。由于图像最外围的一圈像素不存在 8 邻域,所以不对其进行处理。

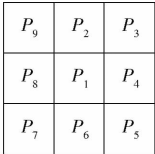


图 4 8 邻域示意图

Fig. 4 Eight neighborhood diagram

将点 P_1 的 8 邻域 $P_2 \sim P_9$ 中, P 值从 0 变为 1 的出现次数设置为 M ,每个像素的 8 邻域 P 值和为 $N(P_x)$,将满足表 1 中条件的 P_1 点像素值设置为 0。

表 1 像素值条件
Tab. 1 Pixel value condition

序号	内容	目的
1	$2 \leq P_2 + P_3 + P_4 + P_5 + P_6 + P_7 + P_8 + P_9 \leq 6$	防止孤立点、端点和内部点被删除
2	P_1 的 8 邻域中 0 到 1 的变化次数 $M = 1$	保证删除 P_1 后的连通性
3	$P_2 P_4 P_8 = 0$ 或 $N(P_2) \neq 1$	防止 2 个像素宽的垂直条完全被删除掉
4	$P_2 P_4 P_6 = 0$ 或 $N(P_4) \neq 1$	防止 2 个像素宽的水平条完全被删除掉

通过此算法对预处理后的地图进行多次迭代处理,可以得到如图 5a 所示的骨架^[15],为了表示骨架和原地图的相对关系,将骨架以黑色加载到原地图上得到如图 5b 所示的骨架全局图,图 5c 为未对地图进行预处理得到的骨架全局图,通过对比可以发现,未经过预处理的地图由于具有噪点,并且地图边界存在空隙,导致生成的骨架杂乱,甚至溢出边界,无法用于后续导航,经过预处理的地图提取出的骨架清晰简洁,可以为后续导航提供更优质的路线选择。

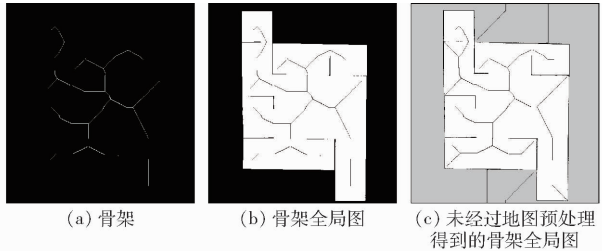


图 5 骨架提取结果
Fig. 5 Skeleton extraction result

3 骨架关键点重规划

3.1 骨架关键点的提取与分类

在生成的骨架图基础上,首先提取出骨架中关键点,将关键点分为端点和分支点两类,端点即为骨架分支的末端点,分支点为骨架的交叉点。为了将骨架上的关键点都找出来,对骨架进行遍历。如图 5a 所示,由于生成的骨架为像素值 255 的白色,非骨架部分为像素值 0 的黑色,在寻找关键点时,主要关注像素值为 255 的骨架部分^[16]。遍历地图中所有骨架点,设每个点的像素值为 S ,通过分析其如图 6 所示的 8 邻域的像素值的和确定其是否为关键点,白点 S 设为 255,黑点 S 设为 0。

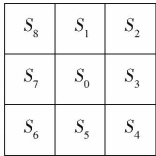


图 6 关键点 8 邻域示意图

Fig. 6 Schematic of eight neighborhoods of key points

- (1)端点确定
- 骨架端点的 8 邻域中只有 1 个像素值为 255 的白点,因此将满足 $S_1 + S_2 + S_3 + S_4 + S_5 + S_6 + S_7 + S_8 = 255$ 的骨架点定义为端点。
- (2)分支点确定
- 骨架分支点是 3 个分支的交点,即分支点 8 邻域中会有 3 个像素值为 255 的白点,因此将 8 邻域的和满足表 2 中条件的骨架点定义为分支点。

表 2 分支点条件
Tab. 2 Branch point condition

序号	内容
1	$S_1 + S_3 + S_5 + S_7 = 765$
2	$S_2 + S_4 + S_6 + S_8 = 765$
3	$S_2 + S_4 + S_7 = 765$
4	$S_2 + S_5 + S_8 = 765$
5	$S_3 + S_6 + S_8 = 765$
6	$S_1 + S_4 + S_6 = 765$
7	$S_3 + S_5 + S_8 = 765$
8	$S_1 + S_3 + S_6 = 765$
9	$S_1 + S_4 + S_7 = 765$
10	$S_2 + S_5 + S_7 = 765$

采用上述方法遍历骨架上所有的点,并将骨架和搜索出的关键点以黑色加载到地图上,并将关键点加粗显示,如图 7 所示,骨架上的所有关键点基本上都被搜索出来。

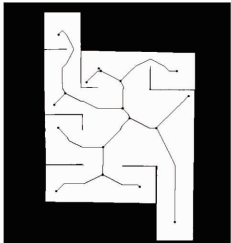


图 7 骨架关键点
Fig. 7 Key points of skeleton

3.2 关键点重规划

在确定关键点后需要进行骨架重规划,骨架重规划首先需要确定各个点之间的连接关系,连接关系共分为 2 种,一种是端点和分支点的连接关系,另一种是分支点之间的连接关系。

首先,确定端点和分支点的连接关系,遍历所有端点,以某个端点为起点,将所有分支点都设为终点,依次在原始骨架上搜索从该端到分支点之间

的路径。如果搜索出的路径中有且只有设为终点的那一个分支点,则该端点与分支点具有直接连接关系,并将该关系存储起来。

然后,确定分支点与分支点之间的连接关系,遍历所有的分支点,将遍历到的分支点设为起点,其他分支点设为终点,依次在原有骨架上搜索该起点到每个终点的路径。如果搜索到的路径中,有且只有设为终点的那一个分支点,则该端点与分支点具有直接连接关系,并将该关系存储起来。

在明确关键点之间的关系后,将关键点连接起来,连接图像上的 2 个点,就是将 2 个像素点连接起来,处理的基本单位是像素^[17]。

两点连接一条直线,因为直线的一阶导数是连续的,两点 X 和 Y 方向上的间距 ΔX 和 ΔY 具有一定的比例关系, $X_{i+1} = X_i + \Delta X \varepsilon$, $Y_{i+1} = Y_i + \Delta Y \varepsilon$, $\varepsilon = 1/\max(|\Delta X|, |\Delta Y|)$,采用这个原理^[18],将连线分为以下几个步骤:

- (1)确定 2 个点的坐标。
- (2)分别计算 X 和 Y 方向上的间距 ΔX 和 ΔY 。
- (3)确定单位步进,取 $K = \max(\Delta X, \Delta Y)$,如果 $\Delta X \geq \Delta Y$,则将 ΔX 方向设为单位步进, ΔX 方向每步进一个单位, ΔY 方向以 $\Delta Y/K$ 的步长向前步进一个单位;否则相反^[19]。
- (4)设置该点的像素值。
- (5)设置循环值为 0,循环次数为 K ,设置 2 个新的变量 X 和 Y ;开始进入以下循环计算:① X 向前步进一个单位, Y 向前步进一个单位。②设置此时 (X, Y) 的像素值。

按照以上步骤完成连线后,得到如图 8 所示的初次连接结果图,图中的骨架经过重新连接后路径变得简洁笔直,但是出现了骨架穿越障碍物的情况,因此在连接前需要加入判断条件并添加中间点。

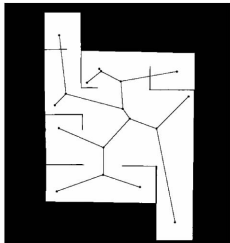
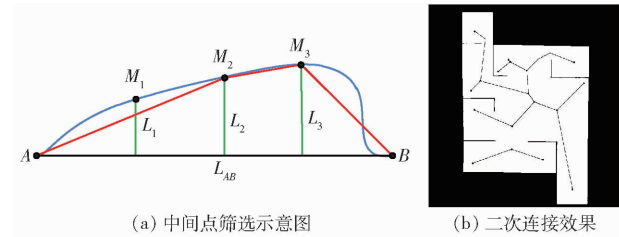


图 8 初次连接效果
Fig. 8 Initial connection effect

3.3 中间点添加

直接将关键点重连后,存在连接线穿越障碍物的问题,因此在连接关键点时需要先进行判断。如果直接连接穿越了障碍物,则需要添加中间点。如图 9a 所示,点 A 和点 B 为具有直接连接关系的中间点,两点之间直线距离为 L_{AB} ,首先将关键点 A 、 B 间

的原始连接线 4 等分,取出中间的 3 个点 M_1 、 M_2 、 M_3 ,分别计算出 3 个点 to 直线 AB 的距离 L_1 、 L_2 、 L_3 ,将距离大于 $0.25L_{AB}$ 的点筛选出来作为连接的中间点,如果重新连接的路线依然穿越障碍物^[20],将原始连接线再次以等分的方式多取出 2 个点,并使距离阈值自动增加 10%,再次进行筛选来寻找中间点,因为原始路线并未穿越障碍物,并且离障碍物较远,所以最终可以搜索出使连接线不穿越障碍物的中间点。最终连接的效果如图 9b 所示,重规划后的路径笔直,整体 Voronoi 路径数据量减少。



(a) 中间点筛选示意图

(b) 二次连接效果

图 9 添加中间点示意图

Fig. 9 Secondary connection effect

3.4 路径平滑

机器人在导航时,会先根据起点和目标点在生成的 Voronoi 全局路径上寻找出相对应的路径,但是由于 Voronoi 图的天然缺点,即使采用基于关键点重规划后的 Voronoi 图生成的路径依然存在锯齿状和转折角度较大等问题^[21]。

为了解决该方法中存在的问题,在生成路径时融入改进的降梯度采样方法,优化生成的不平滑路径^[22],优化过程为:

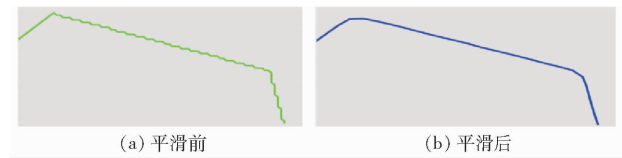
(1)生成的初始路径实质上就是连续的点,将点依次设置为 $D_1(X_1, Y_1)$ 、 $D_2(X_2, Y_2)$ 、 $D_3(X_3, Y_3)$ 、 $\dots$ 、 $D_n(X_n, Y_n)$ 。

(2)将平滑后路径上的点依次设置为 $C_1(X_1, Y_1)$ 、 $C_2(X_2, Y_2)$ 、 $C_3(X_3, Y_3)$ 、 $\dots$ 、 $C_n(X_n, Y_n)$ 。

(3)定义平滑函数 $T_{\text{smooth}} = m(D_i - C_i) + k(C_i - C_{i+1})$, m 和 k 分别代表函数中前后 2 项的权重,第 1 项表示平滑后的点与平滑前的点之间的距离,第 2 项表示相邻的平滑点之间的距离, m 较 k 越大,平滑后的点越靠近原始点, m 较 k 越小,相邻平滑点互相之间越靠近,得到的路径就越平滑,在经过多次反馈分析后,最终选取 m 为 0.5, k 为 0.4。整个平滑的过程就是将 T_{smooth} 缩小到阈值范围,所以采用梯度下降法不断迭代更新 C_i ,从而不断缩小 T_{smooth} 。循环迭代表达式为 $C_i = C_i + m(D_i - C_i) + k(C_{i-1} - 2C_i + C_{i+1})$,通过不断迭代这个表达式,使 T_{smooth} 不断缩小,直到 T_{smooth} 小于阈值 0.000 1。

平滑前后效果如图 10 所示,通过对比,经过平

滑后,路径中的锯齿状部分被消除掉^[23],路径转折点更少,转折角度^[24]更小,路径更短。



(a) 平滑前

(b) 平滑后

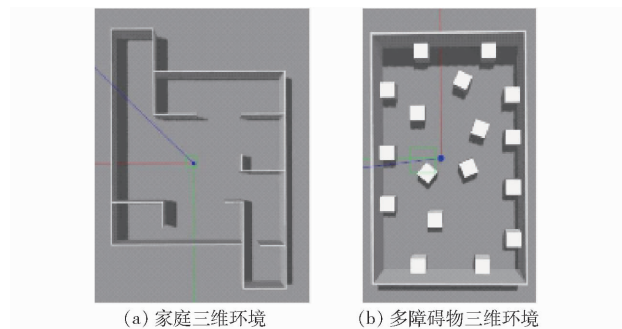
图 10 路径平滑对比

Fig. 10 Path smoothing contrast

4 仿真实验

先通过仿真实验来证明本文算法的可行性。仿真实验在 Ubuntu 16.04 的系统中基于 ROS 机器人操作系统进行,主要使用的是 Gazebo 仿真平台和 Rviz 图形化工具^[25],其中 Gazebo 用于搭建三维环境模型,包括机器人本体和周围环境,Rviz 用来实时显示机器人运动状态和导航路径。本仿真实验中机器人本体模型为轮式差动机器人,底盘为圆柱形,机器人正上方搭载一台二维激光雷达。

为了验证本文算法的环境适应性和可行性,搭建了 2 种复杂环境,如图 11 所示。仿真实验首先建立 2 种环境的栅格地图,将该地图作为先验信息输入算法,使用本文算法生成相应的 Voronoi 图用于机器人导航。



(a) 家庭三维环境

(b) 多障碍物三维环境

图 11 三维环境模型

Fig. 11 Three dimensional environment models

4.1 栅格地图预处理

图 11a 为家庭三维环境模型,内部结构仿照家庭环境通过墙体划分为不同区域;图 11b 为多障碍物三维环境,环境中无规则放置的矩形块代表障碍物^[26]。采用建图算法分别构建环境二维栅格地图,使用本文算法对栅格地图进行预处理,如图 12、13 所示,预处理后的地图与原地图相比噪点更少,边界清晰且完全封闭,可以防止在提取骨架时出现冗余骨架和骨架溢出等问题。

4.2 骨架提取

栅格地图预处理后进行骨架提取,如图 14a、15a 所示,原始 Voronoi 算法^[2]由于自身的特点,并且未对栅格地图进行预处理,栅格地图存在噪点,部

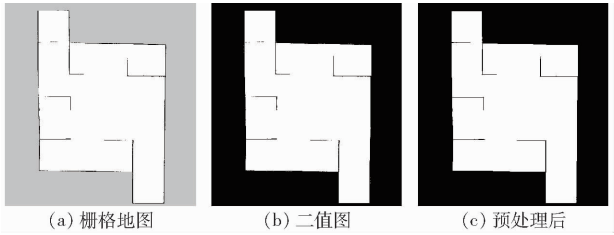


图 12 家庭环境地图预处理效果

Fig. 12 Pre-processing renderings of home environment maps

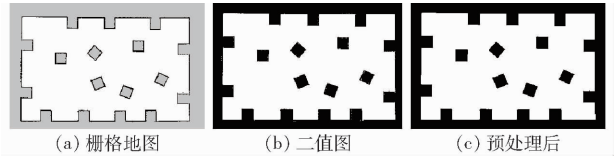


图 13 多障碍物环境地图预处理效果

Fig. 13 Pre-processing rendering of multi-obstacle environment map

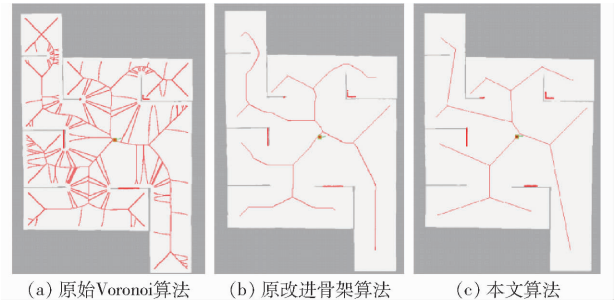


图 14 家庭环境骨架对比

Fig. 14 Family environment skeleton contrast

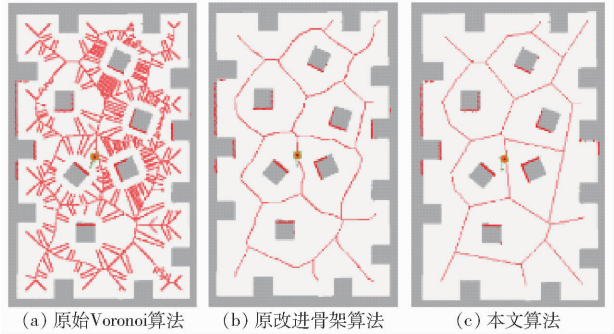


图 15 多障碍物环境骨架对比

Fig. 15 Skeleton comparison of multi-obstacle environment

分边界呈锯齿状,导致生成的 Voronoi 全局路径有很多非必要的分支;如图 14b、15b 所示,原改进骨架算法^[5]通过改进骨架提取方式精简并优化了生成的全局路径,但生成的路径转折多,转折角度大,长度冗余;如图 14c、15c 所示,本文算法生成的全局路径笔直,转折极少,转折角度较小。通过比较 Voronoi 全局路径包含的像素点的数量来比较 3 种算法分别生成的全局路径数据量。如表 3 所示,采用本文算法生成的全局路径数据量相对原 Voronoi 算法生成的全局路径数据量平均降低了 82.69%,采用本文算法生成的全局路径数据量相对原改进骨

架算法生成的全局路径数据量平均降低了 11.81%,因此机器人依据本文算法生成的 Voronoi 图可以更加快速地规划出路径,机器人导航时具有更好的实时性。

表 3 全局路径数据量对比

Tab. 3 Global path comparison

环境类型	原始 Voronoi 算法/ 像素	原改进 骨架 算法/ 像素	本文 算法/ 像素	相对原始 Voronoi 算法降低 率/%	相对原改 进骨架算 法降低 率/%
家庭环境	8 217	1 670	1 522	81.48	8.86
多障碍物环境	7 428	1 403	1 196	83.90	14.75

4.3 路径平滑实验对比

机器人在导航过程中会依据 Voronoi 图搜索出相应的路径,当机器人的起始点或目标点不在 Voronoi 全局路径上时,此时就通过图搜索算法连接起点和终点到骨架图上,再基于 Voronoi 全局路径搜索出起点和终点间的最短路径,得到最终的导航路径^[27]。机器人在规划出起始点和终点之间的路径后,就可以开始向目标点移动,但是由于 Voronoi 全局路径并不平滑,导致搜索出的路径转折次数多,转折角度大,部分路径段呈锯齿状,机器人按照锯齿状路径行走时会依据锯齿多次转向,导致机器人运动缓慢,很大程度上降低了机器人的效率和稳定性^[28]。本文针对该问题提出使用降梯度采样法对生成的路径进行平滑处理,平滑前后结果如图 16、17 所示,为了更加鲜明地对比效果,将图上的局部地区放大 2 倍,经过本文算法平滑后锯齿状的问题得到解决,路径的转折次数减少,转角变小,转角弧线的长度也变短,路径总长也相应得到缩短^[29],因此经过本文算法处理的路径质量得到了很大提升。

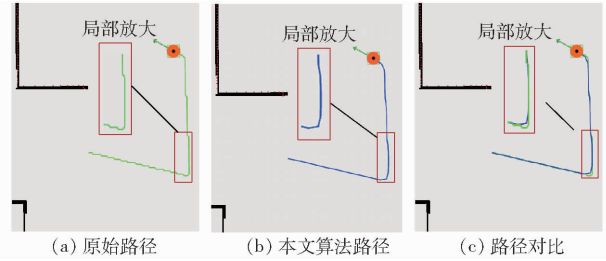


图 16 家庭环境路径对比

Fig. 16 Family environment path comparison

4.4 本文算法与原算法生成的路径比较

如图 18 ~ 21 所示,在 2 种环境中分别选取 6 组相同的起点和终点,采用 2 种算法规划出相应的路径,通过对比原算法^[5]与本文算法生成的实际路径,可知本文算法生成的导航路径更短,规划速度更快,整体路径更平直,转折少且转折角度小。如表 4、5 所示,将 2 种

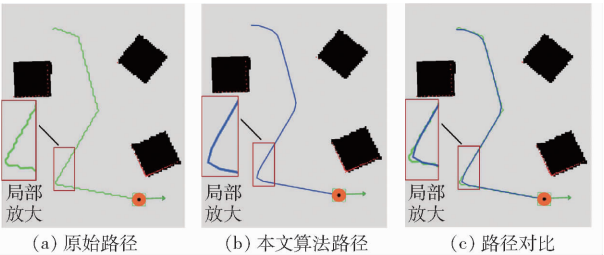


图 17 多障碍物环境路径对比

Fig. 17 Multi-obstacle environment path comparison

算法规划的路径长度、规划路径的时间,以及规划路径中转折次数进行对比,其中规划路径长度用路径中包含的像素数表示。由表 4、5 可知,在 2 种环境下共规划的 12 组路径中,本文算法相对于原算法规划出的路径长度平均减少了 11.43%,规划路径的时间平均减少了 15.65%,转折次数平均减少了 51.13%。由此证明本文算法相对于原算法在规划路径质量和规划路径实时性上有明显优势。

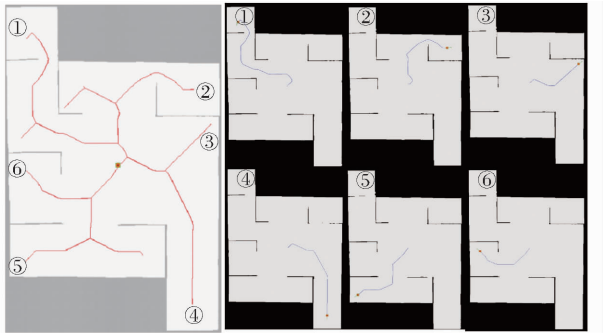


图 18 基于原改进骨架算法家庭环境导航路径

Fig. 18 Home environment navigation path based on improved skeleton algorithm

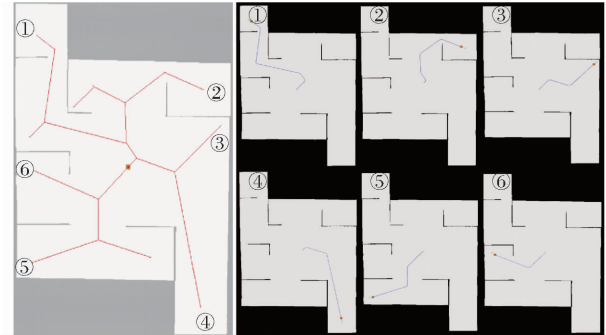


图 19 基于本文算法家庭环境导航路径

Fig. 19 Home environment navigation path based on proposed algorithm

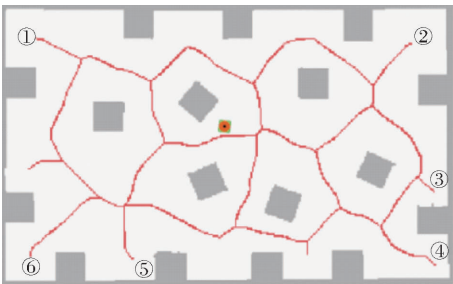


图 20 基于原改进骨架算法多障碍物环境导航路径

Fig. 20 Multi-obstacle environment navigation path based on improved skeleton algorithm

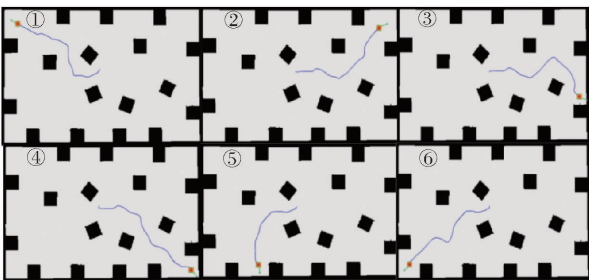


图 21 基于本文算法多障碍物环境导航路径

Fig. 21 Multi-obstacle environment navigation path based on proposed algorithm

5 实际实验

通过多次仿真实验基本证明了本文算法的可行性和稳定性后,在实际环境中对本文算法进行验证,实际环境中使用的机器人为本实验室自主搭建的轮式差分机器人。如图 22 所示,该机器人由机械部分、传感器部分、控制器部分组成;机械部分主要包括连接件和玻璃纤维加工板;传感器部分主要由

SICKlms111 型激光雷达、光电编码器、KinectV2 相机构成;控制器由 Intel-NUC 和驱动控制器构成。

在实验室搭建如图 23a 所示实验场景,该场景通过围墙将实验室划分为不同尺寸和形状的区域,并在墙角部分放置一定数量的柜子。机器人在该环境中使用 Gmapping 建图算法构建如图 23b 所示栅格地图,采用本文算法对地图进行预处理并生成 Voronoi 图。

表 4 室内环境下规划路径参数

Tab. 4 Planning path parameters in an indoor environment

路径序号	原改进骨架	本文算法	路径长度	原改进骨架	本文算法	规划时间	原改进骨架	本文算法	转折次数 降低率/%
	算法路径 长度/像素	路径长度/ 像素	降低率/ %	算法规划 时间/s	规划时间/s	降低率/ %	算法转折 次数/次	转折次数/ 次	
①	392	349	10. 97	0. 051	0. 044	13. 73	8	4	50. 00
②	262	258	1. 53	0. 046	0. 039	15. 22	8	4	50. 00
③	197	170	13. 71	0. 044	0. 035	20. 45	3	2	33. 33
④	350	326	6. 86	0. 048	0. 038	20. 83	5	2	60. 00
⑤	269	239	11. 15	0. 051	0. 039	23. 53	4	2	50. 00
⑥	197	166	15. 74	0. 044	0. 037	15. 91	3	1	66. 67

表 5 多障碍物环境下规划路径参数

Tab. 5 Planning path parameters in a multi-obstacle environment

路径序号	原改进骨架	本文算法	路径长度	原改进骨架	本文算法	规划时间	原改进骨架	本文算法	转折次数 降低率/%
	算法路径 长度/像素	路径长度/ 像素	降低率/ %	算法规划 时间/s	规划时间/s	降低率/ %	算法转折 次数/次	转折次数/ 次	
①	186	161	13. 44	0. 053	0. 046	13. 21	8	2	75. 00
②	162	146	9. 88	0. 050	0. 041	18. 00	7	5	28. 57
③	204	169	17. 16	0. 046	0. 044	4. 35	6	3	50. 00
④	207	171	17. 39	0. 050	0. 041	18. 00	10	5	50. 00
⑤	130	119	8. 46	0. 054	0. 048	11. 11	6	2	66. 67
⑥	166	148	10. 84	0. 052	0. 045	13. 46	6	4	33. 33

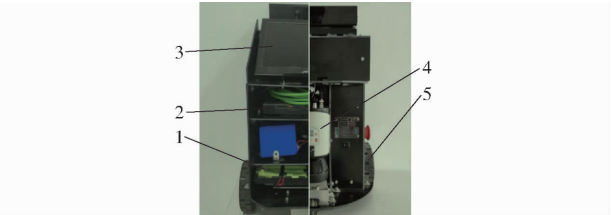


图 22 实验平台

Fig. 22 Experiment platform

1. 供电电池 2. Intel-NUC 3. 显示器 4. 激光雷达 5. 光电编码器

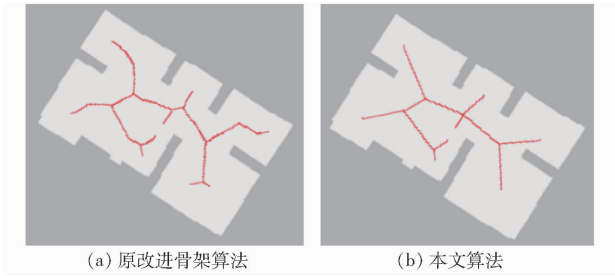


图 24 实际实验骨架

Fig. 24 Actual experimental skeleton diagram



图 23 实际实验环境

Fig. 23 Actual experimental environment

通过 2 种算法生成的 Voronoi 图如图 24 所示, 图 24a 为原改进骨架算法^[5]生成的 Voronoi 图, 整体路径清晰简洁, 但路径弯曲冗长, 转折次数多, 图 24b 为本文算法生成的 Voronoi 图, 路径笔直简洁, 数据存储量也在一定程度上有所降低。

在实际实验中, 机器人利用原改进骨架算法和本文骨架算法生成的 Voronoi 图分别进行导航, 在相同起点和终点的条件下, 规划路径如图 25、26 所示。图 25a、26a 和图 25c、26c 为基于原改进骨架算

法^[5]和本文算法生成的 Voronoi 图规划出的导航路径 1 和路径 2, 图 25b、26b 和图 25d、26d 为使用 Odometry 记录的实际导航路径。对比机器人采用原改进骨架算法^[5]和本文算法走出的实际路径, 依据原算法进行导航时, 机器人实际运行路径长且存在很多大角度转向, 原算法由于生成的 Voronoi 图弯曲, 导致机器人依据原算法规划出的路径导航时转折次数多且转折角度大, 大角度转向时, 机器人会减速, 极大地降低了机器人的导航效率, 总体运动路径不合理; 依据本文算法进行导航时由于最终生成的 Voronoi 图笔直, 不仅在原算法的基础上缩短了路径, 笔直的路径相对于原算法的弯曲路径消除了不必要的转向, 提高了机器人的导航效率, 整体运动路径也更加合理。

图 27 展示了机器人采用本文算法在实际环境中的运行情况。机器人基于本算法运动时能够避开障碍物并快速到达目标点。

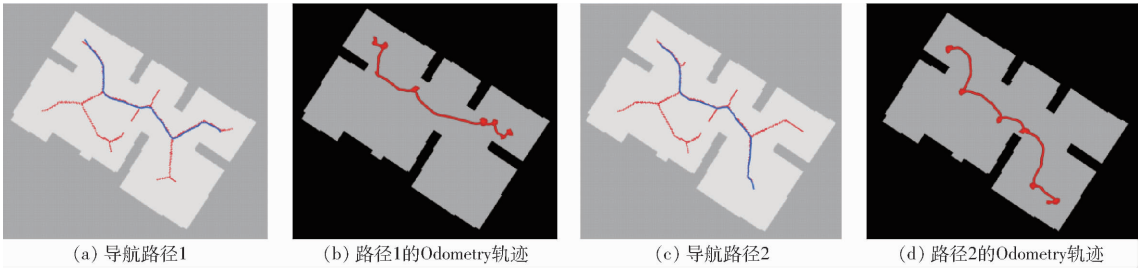


图 25 原改进骨架算法实际导航路径

Fig. 25 Actual navigation path of original improved skeleton algorithm

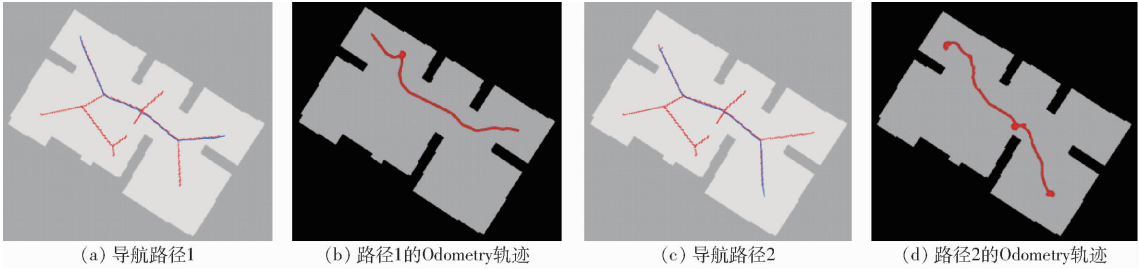


图 26 本文算法实际导航路径

Fig. 26 Actual navigation path of proposed algorithm

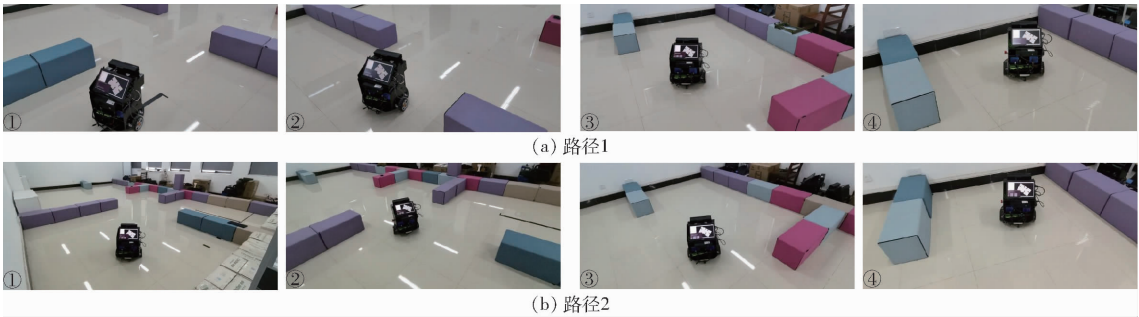


图 27 机器人实际运行情况

Fig. 27 Actual operation of robot

6 结束语

针对现有的 Voronoi 算法生成的 Voronoi 地图路径弯曲冗余,依据 Voronoi 地图规划路径时实时性较差,机器人导航时转折次数多,角度大,时间成本高等问题,采用提取骨架中关键点,并基于关键点重规划的方法,解决 Voronoi 地图路径弯曲冗余的

问题,得到的骨架相对于原改进骨架算法的数据量更加精简,机器人依据本算法生成的数据量精简后的 Voronoi 地图规划路径时更加快速,规划出的路径更短、质量更高,并且对规划出的路径进行降梯度采样平滑处理,尤其是对转角路径进行降梯度采样,既平滑了转角处路径,又缩短了转角路径长度,机器人在运动过程中转向次数减少,从而提高了机器人的导航效率。

参 考 文 献

[1] 周俊,何永强.农业机械导航路径规划研究进展[J].农业机械学报,2021,52(9):1-14.
ZHOU Jun, HE Yongqiang. Research progress on navigation path planning of agricultural machinery[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(9): 1-14. (in Chinese)

[2] 赵永利.基于 Voronoi 图的机器人局部路径规划[D].南京:南京理工大学,2006.
ZHAO Yongli. Robot local path planning based on Voronoi diagram[D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2006. (in Chinese)

[3] LOZANO-PEREZ T. Spatial planning: a configuration space approach[C]//IEEE Transactions on Computers. Piscataway, USA:IEEE,2006,C-32(2):108-120.

[4] 刘金义,刘爽.Voronoi 图应用综述[J].工程图学报,2004(2):125-132.
LIU Jinyi, LIU Shuang. Overview of Voronoi diagram application[J]. Journal of Engineering Graphics, 2004(2): 125-132. (in Chinese)

[5] MAGID E, LAVRENOV R, AFANASYEVA I, et al. Voronoi-based trajectory optimization for UGV path planning[C/OL]//

- IEEE International Conference on Mechanical. Piscataway, USA:IEEE. DOI:10.1109/ICMSC.2017.7959506.
- [6] 蒋林,李峻,马先重,等. 一种改进骨架提取的 Voronoi 路径规划[J]. 机械工程学报,2020,56(13):138–148.
JIANG Lin,LI Jun,MA Xianzhong,et al. An improved Voronoi path planning for skeleton extraction[J]. Journal of Mechanical Engineering,2020,56(13):138–148. (in Chinese)
- [7] 史思总. 基于 ROS 的室内变电站设备巡检机器人定位技术[D]. 绵阳:西南科技大学,2016.
SHI Sizong. Positioning technology of inspection robot for indoor substation equipment based on ROS[D]. Mianyang: Southwest University of Science and Technology, 2016. (in Chinese)
- [8] HAN Zheng, SU Bin,LI Yan'ge,et al. Image binarization enhancement algorithm based on monte carlo simulation[J]. Journal of Central South University,2019,26(6):1661–1671.
- [9] 邓仕超,黄寅. 二值图像膨胀腐蚀的快速算法[J]. 计算机工程与应用,2017,53(5):207–211.
DENG Shichao, HUANG Yin. Fast algorithm for dilation and corrosion of binary image[J]. Computer Engineering and Applications,2017,53(5):207–211. (in Chinese)
- [10] 罗盼. 室内移动机器人区域语义地图创建及目标搜索方法研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学,2018.
LUO Pan. Research on regional semantic map creation and target search method of indoor mobile robot[D]. Harbin:Harbin Institute of Technology, 2018. (in Chinese)
- [11] 蒲石,龙文光. 基于膨胀和腐蚀的迭代优化算法[J]. 四川师范大学学报(自然科学版),2014,37(3):408–412.
PU Shi, LONG Wenguang. Iterative optimization algorithm based on expansion and corrosion[J]. Journal of Sichuan Normal University (Natural Science), 2014,37(3):408–412. (in Chinese)
- [12] 张成斌,王开福. 基于形态开闭算子的高浓度椒盐噪声去除方法[J]. 计算机工程,2015(2):199–202.
ZHANG Chengbin, WANG Kaifu. High-concentration salt and pepper noise removal method based on morphological opening and closing operator[J]. Computer Engineering,2015(2):199–202. (in Chinese)
- [13] 张雪峰,闫慧. 基于中值滤波和分数阶滤波的图像去噪与增强算法[J]. 东北大学学报(自然科学版),2020,41(4):482–487.
ZHANG Xuefeng, YAN Hui. Image denoising and enhancement algorithm based on median filter and fractional filter[J]. Journal of Northeastern University (Natural Science), 2020,41(4):482–487. (in Chinese)
- [14] 吕永标,赵建伟,曹飞龙. 基于复合卷积神经网络的图像去噪算法[J]. 模式识别与人工智能,2017,30(2):97–105.
LÜ Yongbiao, ZHAO Jianwei, CAO Feilong. Image denoising algorithm based on compound convolutional neural network[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence,2017,30(2):97–105. (in Chinese)
- [15] 刘远刚,郭庆胜,孙雅庚,等. 地图目标群间骨架线提取的算法研究[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2015,40(2):264–268.
LIU Yuangang, GUO Qingsheng, SUN Yageng, et al. Research on the algorithm of extracting skeleton lines between map target groups[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University,2015,40(2):264–268. (in Chinese)
- [16] 王钰婷. 图像目标的显著性骨架计算方法研究[D]. 济南:山东大学,2021.
WANG Yuting. Research on the saliency skeleton calculation method of image targets[D]. Ji'nan:Shandong University, 2021. (in Chinese)
- [17] 贺洪江,王国杰,王淑欣. 基于等分像素点的直线生成算法[J]. 计算机应用与软件,2007,24(6):147–148.
HE Hongjiang, WANG Guojie, WANG Shuxin. Straight line generation algorithm based on equally divided pixels[J]. Computer Applications and Software,2007,24(6):147–148. (in Chinese)
- [18] 余鹏程,张迎宾,赵兴权,等. 一种改进的二维 DDA 接触查找方法[J]. 岩土力学,2017,38(3):902–910.
YU Pengcheng, ZHANG Yingbin, ZHAO Xingquan, et al. An improved two-dimensional DDA contact search method[J]. Rock and Soil Mechanics,2017,38(3):902–910. (in Chinese)
- [19] 游达章,谈太振,张业鹏,等. DDA 圆弧插补算法改进研究[J]. 现代电子技术,2021,44(3):87–90.
YOU Dazhang, TAN Taizhen, ZHANG Yepeng, et al. Research on improvement of DDA arc interpolation algorithm[J]. Modern Electronic Technology,2021,44(3):87–90. (in Chinese)
- [20] 王梓强,胡晓光,李晓筱,等. 移动机器人全局路径规划算法综述[J]. 计算机科学,2021,48(10):19–29.
WANG Ziqiang, HU Xiaoguang, LI Xiaoxiao, et al. Summarization of global path planning algorithms for mobile robots[J]. Computer Science,2021,48(10):19–29. (in Chinese)
- [21] SPYROS G, TZAFESTAS S. Mobile robot control and navigation: a global overview[J/OL]. Journal of Intelligent & Robotic. DOI: 10.1007/s10846–018–0805–9.
- [22] 黄健萌,吴宇雄,林谢昭. 移动机器人平滑 JPS 路径规划与轨迹优化方法[J]. 农业机械学报,2021,52(2):21–29,121.
HUANG Jianmeng, WU Yuxiong, LIN Xiezhaohao. Smooth JPS path planning and trajectory optimization method for mobile robots[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2021,52(2):21–29,121. (in Chinese)
- [23] 孙瑞,张文胜. 基于改进蚁群算法的移动机器人平滑路径规划[J]. 图学学报,2019,40(2):344–350.
SUN Rui, ZHANG Wensheng. Smooth path planning of mobile robot based on improved ant colony algorithm[J]. Journal of Graphics,2019,40(2):344–350. (in Chinese)
- [24] WANG Wenming, ZHAO Jiangdong, LI Zebin. Smooth path planning of mobile robot based on improved ant colony algorithm[J/OL]. Journal of Robotics,2021. DOI:10.1155/2021/4109821.

- [11] 翟肇裕,曹益飞,徐焕良,等.农作物病虫害识别关键技术研究综述[J].农业机械学报,2021,52(7):1-18.
ZHAI Zhaoyu, CAO Yifei, XU Huanliang, et al. Review of key techniques for crop disease and pest detection[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(7): 1-18. (in Chinese)
- [12] 孙俊,谭文军,毛罕平,等.基于改进卷积神经网络的多种植物叶片病害识别[J].农业工程学报,2017,33(19):209-215.
SUN Jun, TAN Wenjun, MAO Hanping, et al. Plant disease identification based on improved convolutional neural network[J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(19): 209-215. (in Chinese)
- [13] 刘洋,冯全,王书志.基于轻量级CNN的植物病害识别方法及移动端应用[J].农业工程学报,2019,35(17):194-204.
LIU Yang, FENG Quan, WANG Shuzhi. Plant disease identification method and mobile application based on lightweight CNN[J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(17): 194-204. (in Chinese)
- [14] HOWARD A G, ZHU M, CHEN B, et al. MobileNets: efficient convolutional neural networks for mobile vision applications[EB/OL]. [2017-04-17]. <https://arxiv.org/abs/1704.04861>.
- [15] 贾鹤鸣,郎春博,姜子超.基于轻量级卷积神经网络的植物叶片病害识别方法[J].计算机应用,2021,41(6):1812-1819.
JIA Heming, LANG Chunbo, JIANG Zichao. Plant leaf disease identification method based on lightweight convolution neural network[J]. Computer Applications, 2021, 41(6): 1812-1819. (in Chinese)
- [16] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 770-778.
- [17] JIE H, LI S, GANG S, et al. Squeeze-and-excitation networks[C]//IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2018: 7132-7141.
- [18] 曾伟辉,李森,李增,等.基于高阶残差和参数共享反馈卷积神经网络的农作物病害识别[J].电子学报,2019,47(9):1979-1986.
ZENG Weihui, LI Miao, LI Zeng, et al. Crop disease identification based on high-order residual and parameter shared feedback convolutional neural network[J]. Acta Electronica Sinica, 2019, 47(9): 1979-1986. (in Chinese)
- [19] 刘翱宇,吴云志,朱小宁,等.基于深度残差网络的玉米病害识别[J].江苏农业学报,2021,37(1):67-74.
LIU Aoyu, WU Yunzhi, ZHU Xiaoning, et al. Identification of maize diseases based on deep residual network[J]. Jiangsu Journal of Agricultural Sciences, 2021, 37(1): 67-74. (in Chinese)
- [20] 王春山,周冀,吴华瑞,等.改进 Multi-Scale ResNet 的蔬菜叶部病害识别[J].农业工程学报,2020,36(20):209-217.
WANG Chunshan, ZHOU Ji, WU Huarui, et al. Identification of vegetable leaf diseases based on Multi-Scale ResNet[J]. Transactions of the CSAE, 2020, 36(20): 209-217. (in Chinese)
- [21] XIE S, GIRSHICK R, DOLLAR P, et al. Aggregated residual transformations for deep neural networks[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 1492-1500.
- [22] HUGHES D P, SALATHE M. An open access repository of images on plant health to enable the development of mobile disease diagnostics[EB/OL]. [2015-11-25]. <https://arxiv.org/abs/1511.08060>.
- [23] MA N, ZHANG X, ZHENG H T, et al. ShuffleNet V2: practical guidelines for efficient CNN architecture design[EB/OL]. [2018-07-30]. <https://arxiv.org/abs/1807.11164v1>.
- [24] HOWARD A, SANDLER M, CHU G, et al. Searching for MobileNet V3[EB/OL]. [2019-05-06]. <https://arxiv.org/abs/1905.02244v2>.
- [25] DARWISH A, EZZAT D, HASSANIEN A E. An optimized model based on convolutional neural networks and orthogonal learning particle swarm optimization algorithm for plant diseases diagnosis[J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2020, 52: 100616.
- [26] KAMAL K C, YIN Z, WU M, et al. Depthwise separable convolution architectures for plant disease classification[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 165: 104948.

(上接第 224 页)

- [25] 陈超,张志昂,丁丽君.一种改进粒子群优化算法的多机器人地图拼接方法[J].电子技术应用,2020,46(12):139-143.
CHEN Chao, ZHANG Zhiang, DING Lijun. A multi-robot map stitching method based on improved particle swarm optimization algorithm[J]. Application of Electronic Technology, 2020, 46(12): 139-143. (in Chinese)
- [26] 刘正锋,张隆辉,魏纳新,等.环境地图的格栅化及路径规划研究[J].舰船科学技术,2021,43(7):141-145.
LIU Zhengfeng, ZHANG Longhui, WEI Naxin, et al. Research on gridization and path planning of environmental map[J]. Ship Science and Technology, 2021, 43(7): 141-145. (in Chinese)
- [27] 史红玉,刘淑芬.基于 Voronoi 图的无人机航路改进规划[J].吉林大学学报(理学版),2018,56(4):945-952.
SHI Hongyu, LIU Shufen. Improved planning of UAV route based on Voronoi diagram[J]. Journal of Jilin University (Science Edition), 2018, 56(4): 945-952. (in Chinese)
- [28] 黄辰,费继友,刘洋,等.基于动态反馈 A* 蚁群算法的平滑路径规划方法[J].农业机械学报,2017,48(4):34-40,102.
HUANG Chen, FEI Jiyu, LIU Yang, et al. Smooth path planning method based on dynamic feedback A* ant colony algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(4): 34-40, 102. (in Chinese)
- [29] 劳彩莲,李鹏,冯宇.基于改进 A* 与 DWA 算法融合的温室机器人路径规划[J].农业机械学报,2021,52(1):14-22.
LAO Cailian, LI Peng, FENG Yu. Path planning of greenhouse robot based on fusion of improved A* and Dynamic Window Approach[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(1): 14-22. (in Chinese)