

基于改进 SLAM 算法的六足机器人运动轨迹规划

张锦贤¹, 刘志雄¹, 谢新就¹, 刘绍平²

(1. 广州商学院 信息技术与工程学院, 广州 511363;

2. 广州汉全信息科技股份有限公司, 广州 510670)

摘要: 针对现有控制算法存在的轨迹控制偏差大和避障能力差等问题, 对六足机器人控制过程进行了研究, 并提出一种基于改进 SLAM 算法的控制方案; 对 D-H 模型进行了研究, 分析了六足机器人的空间运动过程, 采用高清摄像采集作业现场的图像同时实现高清摄像头的坐标转换, 利用 IMU 单元提升 SLAM 算法模型的稳定性并进行误差与参数的标定, 基于局部二值化模型提取现场图像的特征; 在图像特征集训练中采用了 CNN 网络模型提升 SLAM 算法模型的数据训练能力, 并根据与现场环境交互后最大折扣奖励值, 提升机器人步态稳定性和局部区域的避障效果; 实验结果显示: 改进 SLAM 算法实现了机器人全局范围内的轨迹路径寻优, 路径耗时仅为 35.4 s, 在 10 次避障测试中与障碍发生碰撞的次数为 1 次, 优于其他避障控制算法。

关键词: 仿生六足机器人; 避障; 局部二值化; 最大折扣奖励值

Motion Trajectory Planning of Hexapod Robot Based on Improved SLAM Algorithm

ZHANG Jinxian¹, LIU Zhixiong¹, XIE Xinjiu¹, LIU Shaoping²

(1. School of Information Engineering, Guangzhou College of Commerce, Guangzhou 511363, China;

2. Guangzhou Hanquan Information Technology Co., Ltd., Guangzhou 510670, China)

Abstract: Existing control algorithms have the shortages of large trajectory control deviation and poor collision avoidance ability, this paper researches the control process of hexapod robot, and proposes a control scheme based on simultaneous localization and mapping (SLAM) algorithm. The Denavit-Hartenberg (D-H) model is studied, and the spatial motion process of the hexapod robot is analyzed. a high definition (HD) camera is used to acquire the images of the job site and realize the coordinate conversion of the HD camera at the same time. an inertial measurement unit (IMU) unit is used to improve the stability of the SLAM algorithm model and carry out the calibration of errors and parameters, the local binarization model is based on extracting the features from the field images. In the image feature set training, the convolutional neural network (CNN) network model is used to improve the data training ability of the SLAM algorithm model, and according to the maximum discount reward value after interacting with the field environment, the gait stability of the robot and collision avoidance effect of the local area are improved. Experimental results show that the improved SLAM algorithm can achieve a trajectory path optimization in global scope, with a path time of only 35.4 s, and only one of ten collision avoidance tests occurs the improved SLAM algorithm is superior to other collision control algorithms.

Keywords: bionic hexapod robot; collision avoidance; local binarization; maximum discount reward value

0 引言

在计算机科学技术、自动化控制技术、互联网技术及无线传感技术的共同推动下, 机器人走进了社会生产生活的多个领域, 并开始为人们的工作、学习和生活服务^[1-2]。目前, 基于运动方式的视角对机器人进行分类, 可以将机器人分为轮式机器人^[3]和步行机器人^[4], 其中轮式机器人主要靠车轮驱动, 行进的速度快、效率高, 但轮式机器人对

作业场地和活动场景的平整度要求较高, 例如, 物流仓储机器人、餐厅送餐机器人等; 但在更多的复杂、危险及有毒有害的场景 (例如, 军事侦察、核工程、排爆防爆、矿山开采勘探、消防救援等), 需要机器人代替人工作业, 只能选择步行机器人参与作业, 因为步行机器人可以稳定行走, 比较灵活, 而且具有较强的避障和脱困能力, 能够替代人工完成各种难度较大的任务。在众多步行机器人中,

收稿日期: 2024-01-23; 修回日期: 2024-03-11。

基金项目: 2020 年度广东省普通高校特色创新项目(自然科学)(2020KTSCX169)。

作者简介: 张锦贤(1988-), 女, 大学本科, 讲师。

引用格式: 张锦贤, 刘志雄, 谢新就, 等. 基于改进 SLAM 算法的六足机器人运动轨迹规划[J]. 计算机测量与控制, 2024, 32(8): 304-310.

六足仿生机器人的稳定性最佳, 与双足机器人和四足机器人相比, 六足机器人模拟了蜘蛛等节肢动物的行走方式, 即使在大角度斜坡甚至纵向攀爬过程中, 也具有更好的稳定性和可靠性^[5-6]。

仿生六足机器人相对于轮式机器人, 具有较强的适应能力和避障能力, 仿生六足机器人的工作场景更为复杂, 在轨迹规划中既要考虑到行进路径的路况, 还要轨迹各种障碍物。关于六足机器人的避障与轨迹控制, 现有研究集中于规则控制、数学模型控制、神经网络控制等。文献 [7] 提出一种基于局部规则的避障与轨迹控制方法, 根据机器人传感器采集的环境信息, 解决步态协同性问题。该种控制方法的适应性较强, 机器人通过传感器的反馈和后台的指令自主学习脱困规则, 有助于完成较为困难的任务。但该种避障和轨迹控制方法的轨迹执行效率较低, 规则学习的耗时也较长; 文献 [8] 提出一种基于数学模型的避障与轨迹规划方法, 通过高清摄像头采集机器人工作现场的环境, 并构建机器人运动数学模型同步编写控制程序指令, 由后台上位机指导机器人完成指定任务。但该种控制方法无法应对较为复杂的作业场景, 也无法实施对轨迹的精确修正及步态切换, 而且数学模型构建复杂度较高; 文献 [9] 提出基于神经网络的轨迹规划和避障方法, 神经网络模型在六足机器人的坐标数据、轨迹数据强化训练方面具有较大的优势, 制定延迟较低, 但神经网络模型的参数集选择难度较大, 需要实时观测神经网络训练中的梯度变化情况, 避免数据维度过高引起网络梯度值的过大或消失, 进而影响到对六足机器人的控制和轨迹优化。

通过分析现有的六足机器人轨迹规划与避障方法可知, 现有的研究方法仍旧集中于基于现场传感器数据采集, 进而构建模型对六足机器人的轨迹加以控制, 同时躲避障碍物。基于传感器数据建模的直观性较差, 且模型构建复杂, 为进一步提升对六足机器人行动轨迹的控制精度, 本文提出一种基于视觉惯性 SLAM (同时定位与地图构建, Simultaneous Localization and Mapping) 算法的机器人轨迹控制与纠偏方案。视觉惯性 SLAM 算法主要依靠多个高清相机采集现场图像, 并借助 IMU 单元 (惯性测量单元, Inertial Measurement Unit) 辅助六足机器人的定位, 多视觉传感器融合的方式有助于实现对机器人当前位置、姿态及周围障碍物的精确定位, 提升机器人躲避障碍物的能力。同时视觉惯性 SLAM 算法能够将图像采集中的运动过程进行参数化表达, 有助于实现对机器人的高精度控制, 多传感器融合可以消除图像畸变, 融合 IMU 单元的辅助定位, 能够为现场的六足机器人提供更加精确的指令, 以实现局部的避障和全局的轨迹规划。

1 六足机器人空间动力学分析

六足机器人又叫蜘蛛机器人, 是多足机器人的一种, 在实际的生产、生活、救援及勘探等环境中, 六足机器人具有其他机器人不可比拟的优势, 如较强的稳定性和较强

的攀爬能力等。通过时间间隔密度大小的调整, 可以减少噪声值的波动, 同时整合陀螺仪、加速度值的异常波动, 继而抑制噪声的异常波动, 同时使随机噪声误差值得到有效控制。为实现六足机器人的图像采集、轨迹规划和自主避障, 机器人采用了以主控模块为核心的结构设计, 并通过无线网络与后台同步信息, 如图 1 所示。

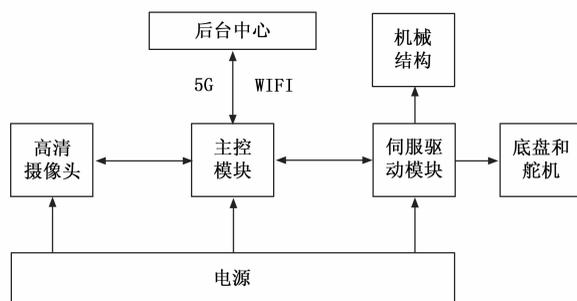


图 1 六足机器人控制系统结构设计

六足机器人控制系统的核心是主控模块, 内置了通信模块具有通信功能, 通过 5G 网络或 WIFI 与后台控制中心连接并传递指令信息; 高清摄像头负责采集现场数据, 经过主控模块的合成处理将现场的信息传递给后台中心, 后台中心再根据已有规划路线及现场局部实际情况对六足机器人发出控制指令; 舵机配备专门的控制模块用于控制机器人的方向和步态, 电源模块负责对其他模块的供电, 当六足机器人的电量低于 20% 时, 系统会主动发出预警, 提醒后台中心机器人的剩余有效工作时间。伺服驱动模块控制六足机器人的舵机方向和机械结构, 同时控制机器人的运动和行进方向。

要实现对六足机器人的动态轨迹规划和躲避障碍物, 要先将机器人置于笛卡尔空间内, 对其整个运动过程进行系统化分析, 本文先构建了 D-H 模型 (Denavit-Hartenberg 机器人经典建模方法), 推导出仿生六足机器人的运动过程。仿生六足机器人每条机械足的自由度可根据具体作业环境确定, 自由度越大六足机器人的灵活性越好, 但控制难度也越大, 本文所构建了机器人 D-H 模型坐标系, 如图 2 所示。

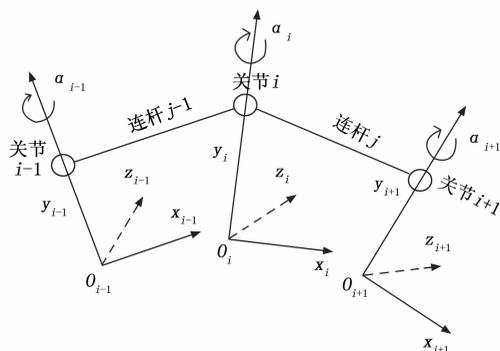


图 2 六足机器人 D-H 坐标系统模型构建

图 1 中的机器人包括 3 个自由度, 有 $i-1, i, i+1$ 等 3 个关节, 各关节对应的偏置分别为 d_{i-1}, d_i 和 $d_{i+1}, j-1, j$ 为两个连接关键的连杆, 3 个关键对应的转角分别为 α_{i-1}, α_i 和 α_{i+1} , 连杆 $j-1$ 的长度为 l_{i-1} , 连杆 j 的长度为 l_j 。以中心关节 i 为基准, 连杆 $j-1$ 和连杆 j 对应的偏移角度分别为 β_{i-1}, β_i 。在 D-H 坐标空间内通过连杆的偏移和关节的旋转模拟六足机器人的运动过程, 得到的齐次变换矩阵 ${}^{i-1}\mathbf{H}^{[10]}$ 表示如下 (以关节 $i-1$ 和关节 i 之间的变换为例):

$${}^{i-1}\mathbf{H} = \begin{bmatrix} \cos\alpha_i & -\sin\alpha_i \sin\beta_i & \sin\alpha_i \sin\beta_i & l_i \cos\beta_i \\ \sin\alpha_i & \cos\beta_i \cos\alpha_i & -\cos\beta_i \sin\alpha_i & l_i \sin\alpha_i \\ 0 & \sin\beta_i & \cos\beta_i & d_i \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

通过关节和连杆之间的坐标变换, 可得到六足机器人任意两个关键和连杆之间的运动模型、空间位置和姿态, 进而判断笛卡尔坐标系内机器人的运动轨迹, 并实现机器人在局部空间内的避障。

2 基于改进 SLAM 模型的机器人轨迹规划

2.1 SLAM 算法模型的构建与优化

SLAM 算法模型是一种基于视觉图像定位的轨迹规划算法, 算法的使用稳定性和应用的最终效果与机器人的空间动力学变化及坐标变换密切相关。在确定六足机器人的初始状态后, 高清摄像头开始采集工作现场环境信息, 六足机器人的高清摄像头配备视觉惯性传感器和 IMU 单元, 既能够获取环境信息又能够获取到机器人的加速度和角速度信息, 便于机器人的精确与轨迹规划。

在 SLAM 模型的构建过程中, 先通过高清摄像投射角度的调整, 使其 D-H 模型中的某一个关节的坐标系重合 (本文假定通过摄像头的位置调整使摄像头的坐标系与 $Ox_i y_i z_i$ 在各个轴向上保持一致), 摄像头的坐标系为 $Ox_y z$, 其中: O' 为光芯, f 为摄像头的焦距, 高清摄像头成像的坐标系为 $O'x' y' z'$, 设成像空间内的任一点 P 对应的坐标为 (x_p, y_p, z_p) , 成像平面中对应的点 $P'(x'_p, y'_p)$, 成像空间内点 P 坐标和成像平面中点 P' 之间的坐标关系, 表示如下:

$$\begin{cases} x' = f \frac{x}{z} \\ y' = f \frac{y}{z} \end{cases} \quad (2)$$

在成像后还需要通过平移、旋转或缩放等操作将坐标变换到图像平面上^[10-11], 若在 x' 和 y' 轴上分别缩放了 a 倍和 b 倍原点移动了 $[c_x, c_y]^T$ 距离, 则在平面上 $P'(x'_p, y'_p)$ 表示如下:

$$\begin{cases} x' = ax + c_x \\ y' = by + c_y \end{cases} \quad (3)$$

令 $f_x = af, f_y = bf$, 可以得出:

$$\begin{cases} x' = f_x \left(\frac{x}{z} \right) + c_x \\ y' = f_y \left(\frac{y}{z} \right) + c_y \end{cases} \quad (4)$$

依旧在笛卡尔坐标系内对高清摄像机采集到的图像进行齐次坐标变换。

$$z \begin{bmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f_x & 0 & c_x \\ 0 & f_y & c_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

在六足机器人运动的过程中高清摄像头的位置角度等会发生变化, D-H 模型中的基准坐标系也会发生变化, 高清摄像头通过不断调整位姿并连续进行坐标变换, 始终能够捕捉到真实没有畸变的现场图像。SLAM 算法在过程上分为前端检测、后端优化、回环检测和建图等 4 个环节, 其中前端检测以传感器数据采集为基础, 基于采集到的图像信息建立实地信息与图像信息之间的关系; 后端优化的内容是实物与图像数据之间的对应关系, 在机器人移动过程中相对位姿将发生变化, 该环节对图像多帧之间关联性和稳定性进行系统化的优化^[12], 以消除连续播放图像过程之中的卡顿和不流畅, 同时消除由于视觉误差带来的图像畸变或失真, 提升图像定位精度, 进而改善机器人躲避障碍物的能力和在局部区域避碰的成功率; 由于六足机器人在工作中会历经大量相似的场景, 容易导致图像识别出现错误和偏差, 通过回环检测能够降低近似场景图像识别的错误率。在回环检测中六足机器人的主控模块可以计算图像之间各帧的相似性, 进而评估图像的相似性或同一性。通过回环检测六足机器人能够判断当前的路径是否为正确路径, 并将信息传递给后端同步调整六足机器人的空间运动姿态。建图是视觉惯性 SLAM 算法的核心步骤, 通过前端检测和后端优化标定了行进轨迹的目标点, 并根据视觉图像的特征建图。

2.2 基于局部二值化的特征提取

本文采用局部二值化模型提取图像的特征, 同时根据特征的变化, 来纠正六足机器人运动中的方向偏差。局部二值化模型是一种描述数字图像局部特征纹理的算子^[13], 本文在应用该算子先将待处理图像划分为 16×16 的子块, 最大化保留图像纹理特征, 子块的划分并非越细化越好而且具体的划分方式也可以修改, 子块越多可以细化图像的特征, 但容易增加特征向量维数和特征提取算法的复杂度, 以点 $P(x_p, y_p)$ 为例, 二值化函数 L 的图像特征提取过程如下:

$$L(x_p, y_p) = \sum_{p=1}^{256} s[g(x_c, y_c) - g(x_p, y_p)] \times 2^p \quad (6)$$

其中: $g(x_c, y_c)$ 为图像中心的像素值, $g(x_p, y_p)$ 为 P 点的像素值, s 为二值型激活函数。比较周围像素点和中心像素点, 并将采样窗口的特征值排序形成一个 LBP 值 (二值化的函数值, 取值区间为 $[0, 256]$)。划分的子块中任一个像素点都能产生一个对应的 LBP 值, 对原有的 LBP 值产生过程进行优化, 将原有子块的形状由正方形改进为圆形, 改进后圆形子块窗口的直径 $2r$ 为原有正方形子块对角线的长度。改进后 P 点的像素值表示如下:

$$\begin{cases} x_p = x_c + \cos(2\pi r) \\ y_p = y_c + \sin(2\pi r) \end{cases} \quad (7)$$

经过对 LBP 子块的形状改进以后, 能够确保数字图像像素灰度的稳定性, 而且还赋予了 LBP 算子旋转不变的特性, 这将有助于降低图像特征提取过程中的运算量, 降低算法的复杂度。利用经过形状优化的 LBP 算子得到了图像每个单独子块的特征, 同时计算出圆形子块对应的直方图出现频率, 有助于建图过程中了解图像 LBP 特征的分布情况。局部二值化模型将相对复杂的整幅图像进行分割, 能够提取到图像边缘的细节特征, 而且可以反映出图像局部、边缘和图像整体之间的关联性。改进 SLAM 算法模型的构建及优化流程, 如图 3 所示。

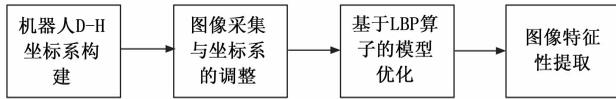


图 3 SLAM 模型的构建与优化

2.3 基于 IMU 模块的误差标定

基于改进 SLAM 算法进行图像的像素点匹配与特征提取过程中, 由于图像投影点的理论位置与实际位置存在偏差, 会导致重投影误差的存在, 影响到对数字图像的特征提取精度。由于六足机器人运动过程会导致高清摄像机的振动, 同样会引起误差。首先, 通过调整图像当前帧位置, 使其与参考帧趋近, 缩小整体上的投影误差。对笛卡尔空间内的三维空间点 P 进行齐次坐标变换。

$$\begin{bmatrix} x_p \\ y_p \\ 1 \end{bmatrix} = k \exp(\eta^2) \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{bmatrix} \quad (8)$$

其中: k 表示与误差相关的控制参数, η 表示摄像头的位姿, 重投影的误差项 μ 表示如下:

$$\mu = x_p - \frac{1}{y_p} k \exp(\eta^2) \quad (9)$$

利用齐次坐标转换消除重投影误差, 六足机器人的高清摄像头带有透镜容易引起图像畸变, 而且六足机器人运动中的振动也会影响到图像采集的质量。其次, 在高清摄像头中内置 IMU 模块, 辅助控制摄像头图像采集过程中速度和角加速度^[14-15], 而且有助于图像的定位控制。分别定义摄像头 IMU 模块中陀螺仪旋转测量值 $\hat{\omega}$ 和加速度值 \hat{a} , 表示如下:

$$\begin{cases} \hat{\omega} = \omega + \xi + n \\ \hat{a} = \mathbf{R}^T(a - G) + \xi + n \end{cases} \quad (10)$$

其中: ω 和 a 分别为陀螺仪旋转和相机加速度的真实值, ξ 为陀螺仪的偏置^[16], n 是系统白噪声, \mathbf{R}^T 笛卡尔坐标系下的坐标矩阵。基于 IMU 模块标定的误差包含了机器人运动中随机产生的误差和由参数调整引起的确定性误差, 其中确定性误差可以通过 bias 工具和尺度因子来标

定, 而随机误差主要通过控制随机噪声 (高斯白噪声) 来标定^[17-18]。对随机误差的处理, 本文采用狄克拉函数对机器人工作中的随机噪声进行建模处理, 给定机器人工作过程中的两个时刻 t_1 和 t_2 , 则在这两个时刻的误差期望值, 如下所示:

$$\begin{cases} E[n(t_1)] = 0 \\ E[n(t_2)] = 0 \end{cases} \quad (11)$$

从 t_1 时刻到 t_2 时刻进行启发式建模, 在 t_1-t_2 时间段的误差期望值表示如下:

$$E[n(t_1)n(t_2)] = \sigma^2 \zeta(t_1 - t_2) \quad (12)$$

其中: σ 为期望值的标准差, ζ 为狄克拉函数, 从 t_1 时刻到 t_2 时刻的时间增量为 Δt , 则该段时间的噪声函数和协方差, 分别表示如下:

$$n(\Delta t) = \frac{1}{\Delta t} \int_{t_1}^{t_2} \zeta(t_1 - t_2) dt \quad (13)$$

$$E[n(t)] = \frac{\sigma^2}{\Delta t} \quad (14)$$

2.4 六足机器人运动轨迹规划的实现

六足机器人工作场景较为复杂, 而且机器人的前后动作之间的决策无较大的关联性, 当前时刻的图像采集仅与当前时刻的决策相关, 而且高清摄像头在单位时间内采集的图像数据集规模较大, 对图像数据集的处理运算能力要求较高。为提升对六足机器人现场图像的处理能力, 本文采用了 CNN 网络模型训练图像数据集, 以提升对现场情况的决策能力并在较短的时间内向机器人传达指令。先基于 CNN 网络对高清摄像机采集到的图像进行训练和特征提取, 再与现场的障碍物状态信息融合以达到避障的目的。考虑 CNN 网络的结构和机器人行进路径的区间大小, 选用 $30 \times 40 \times 1$ 的图像矩阵, 经过 CNN 网络卷积后得到与卷积核数量相同的特征图; CNN 网络卷积层的选择与高清摄像头采集的图像集规模相关, 通常情况下卷积层的数量不大于 10 层, 过于复杂的卷积层结构会增加数据训练的嗯呐度, 神经元的数量与输入数据集的规模及模型的输出项相关, 本文选择了具有 2 层卷积结构的网络, 如图 4 所示。

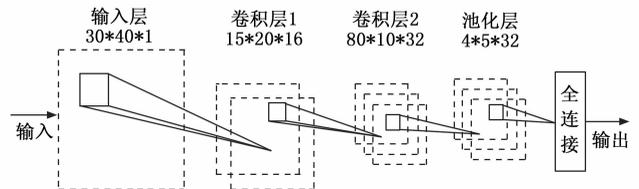


图 4 CNN 网络的结构设计

六足机器人工作中实时采集现场图像, 利用无线网络将图像传递到后台中心, 机器人内置的主控模块会对图像做简单的预处理形成图像集, 传递到后台中心做进一步的特征提取。将特征集作为 CNN 网络的输入项训练数据, 提升图像样本的可信度。随着样本集规模的增加可以通过

增加卷积层的方式提升模型的数据训练能力，为机器人避障和路径规划提供更精确的指令。六足机器人的工作场景通常较为复杂，利用视觉惯性 SLAM 算法和 CNN 网络能够从宏观上根据现场情况修正轨迹偏差。在六足机器人的局部避障和步态规划方面，本文采用了深度卷积算法提升机器人步态灵活性。将六足机器人行进过程中的步态决策过程，视为一个五元组： $[s, J, Q, \phi, \chi]$ ，其中， s 为状态集合， J 表示机器人的动作集合， Q 表示状态转移的概率， ϕ 表示五元组的奖励函数， χ 表示五元组的折扣因子。基于视觉惯性 SLAM 算法和 CNN 网络提取当前六足机器人所处环境状态并形成状态集合。在五元组模式下，机器人在 t 时刻的动作，根据与环境交互后最大折扣奖励值 $\phi(t)_{\max}$ 来确定。

$$\phi(t)_{\max} = \phi_{t-1} + \chi\phi_{t-2} + \dots + \chi^k\phi_{t-k} \quad (15)$$

其中： k 表示当前周期内的初始时刻，在机器人高清摄像头设定的坐标系 $O'x'y'z'$ 内，六足机器人在 t 时刻状态集合可以表示如下：

$$s_t = [\alpha_t, O', \beta_t] \quad (16)$$

其中： O' 高清摄像机对应的质心， α_t 和 β_t 分别为第 t 时刻机器人目标关键和连杆的旋转角度。状态集合 s_t 决定了对应时刻的动作集合 J ，仍旧利用 CNN 网络模型训练六足机器人的状态集合，寻找达到奖励值 $\phi(t)_{\max}$ 时的模型最优参数 φ^* 。

$$\varphi^* = \operatorname{argmax} \left[\sum_{k=1}^M (s_t, J_t) \right] \cdot \zeta(t) \quad (17)$$

其中： M 表示参数最大的迭代次数， $\zeta(t)$ 表示 t 时刻对应的动作状态序列，在基于深度卷积网络的机器人状态训练过程中，通过不断地迭代更新使当前条件下的参数值不断地趋近最优值 φ^* ，采用梯度提升策略对 J 求导以提升序列 $\zeta(t)$ 的完整度和奖励值的合理性。

$$\nabla J(t) = \zeta(t) \cdot \phi(t) \cdot [\nabla \ln(s|J)] \quad (18)$$

公式 (18) 描述了六足机器人在 s_t 状态下真实的奖励值，奖励值越大机器人动作精确度越高，最大折扣奖励值 $\phi(t)_{\max}$ 是最佳的状态，在该状态下能够有效规避现场的障碍物，并且确保最佳的效率状态。视觉惯性 SLAM 算法的优势在于通过现场高清图像的采集和特征提取使六足机器人能够按照设定的最优轨迹前进。但鉴于现场图像数据集的轨迹及立足机器人工作环境的复杂性，本文利用 CNN 网络作为图像集的特征提取和数据训练网络，提升对现场图像数据集的训练精度和训练效率；在确保机器人整体运动轨迹不出现偏差的前提下，提取机器人的现场的工作状态集合和动作结合并寻找最佳的匹配值，通过调整机器人的行进步态规避路径上的障碍物。

3 实验结果与分析

3.1 实验环境搭建

本文在实验室环境下，模拟六足机器人的轨迹规划和

局部范围内针对障碍物的避障，所选用机器人为 Rospider 智能视觉六足机器人，配备具有 360° 转向功能的高清红外摄像头，机器人的长宽高尺寸分别为 $600 \text{ mm} \times 650 \text{ mm} \times 400 \text{ mm}$ ，仿生六足机器人实物图和机器人系统后台控制中心，分别如图 5、图 6 所示。



图 5 实验用仿生六足机器人

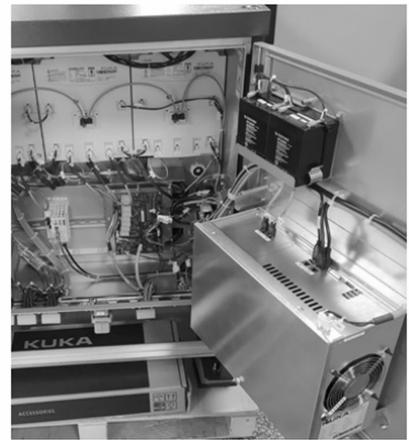


图 6 仿生六足机器人后台控制中心

实验场地选择一个 $30 \text{ m} \times 20 \text{ m}$ 的区域，仿生六足机器人的起始点，目标终点和障碍物的布置平面图，后台控制中心集成了通信功能，通过无线网络和 5G 网络实现与机器人之间的通信。实验前对仿生六足机器人的性能做整机测试，包括机器人各控制模块的功能，摄像头的功能性，控制系统和通信模块的功能性等。重点测量高清摄像头 3 个轴向的坐标标定误差，分别选择不同距离的 6 个测试点，标定结果如表 1 所示。

表 1 测试点坐标的标定偏差

测试点/m	机器人测试偏差/mm		
	X 轴	Y 轴	Z 轴
5	0.00	0.00	0.00
10	0.00	0.00	0.71
15	0.81	0.90	0.62
20	0.86	0.92	0.79
25	0.92	0.88	0.93
30	0.95	0.96	0.94

经测试各测试点的 3 个轴向的误差标定范围都控制在 0.1 mm 之内, 精度较高, 能够满足仿生六足机器人高精度测试和图像采集的要求。

3.2 实验数据分析

首先, 验证本文提出算法在总体上的路径规划能力, 路径规划考察的是算法模型的全局控制能力和迭代寻优能力, 算法如果能够在最大迭代次数内优选出最经济和距离最短的算法, 表明算法在路径规划方面具有优势。为了使对比结果更加客观, 同时引入了传统的局部规则算法、属性模型算法和神经网络算法, 全部算法在相同的实验环境下进行, 而两种传统算法的参数设定如表 2 所示。

表 2 3 种传统算法的参数设定

传统算法	参数	参数值
局部规则算法	局部检索起始点数量	10
	最大迭代次数	300
	最大 Q 值	0.65
数学模型算法	变量数量范围	2~10
	最大迭代次数	500
神经网络算法	学习率	0.01
	神经网络层数	10
	正则化参数	0.55

根据机器人自带的距离传感器和计时器, 各算法的轨迹规划路线如图 7 所示。

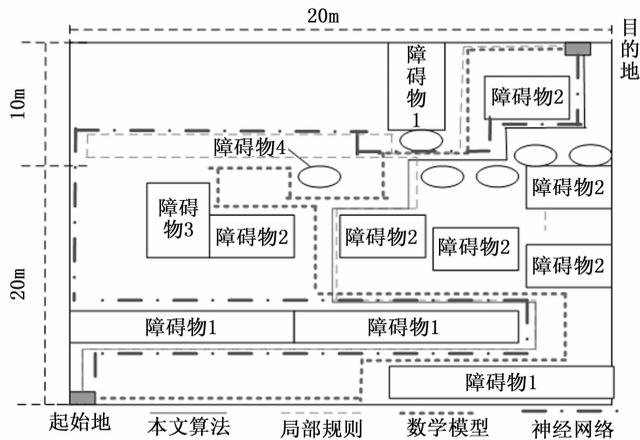


图 7 各算法的轨迹规划路线

统计了各算法控制下机器人距离和耗时情况分别如图 8 和图 9 所示 (行进的距离越短, 耗时越少, 证明算法的性能更强)。

统计结果显示: 本文算法的行进距离为 25.3 m, 相对于其他 3 种规划算法更短, 这主要是由于视觉惯性 SLAM 算法通过实时图像的识别及时修正了行进中的轨迹路径偏差, 进而在全局范围内寻优选择一条更为合理的行进路线。

其次, 验证本文提出控制算法的躲避障碍物的能力, 在测试过程中以仿生机器人触碰障碍物的次数为评价标准,

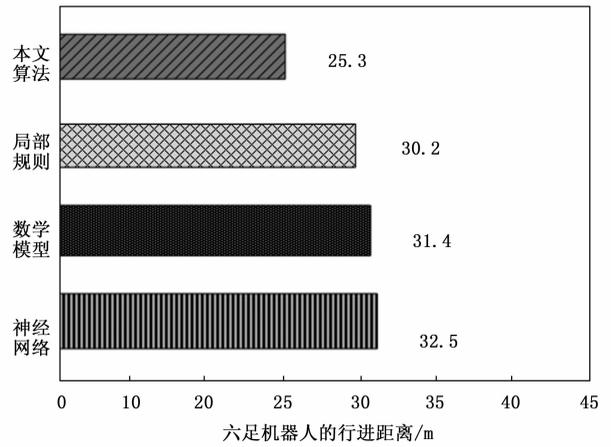


图 8 各算法行进距离的对比

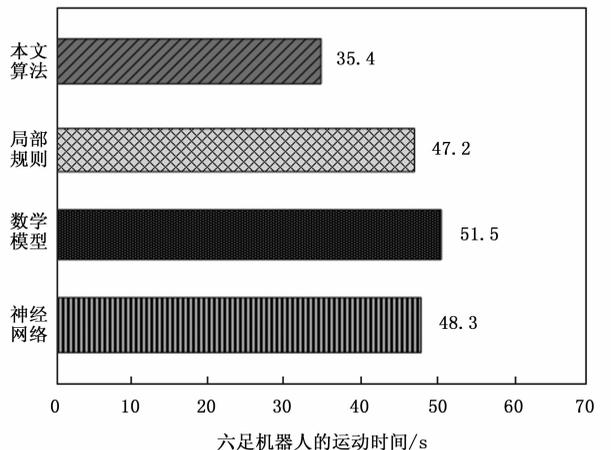


图 9 各算法行进耗时的对比

通过机器人自身的传感器采集触碰数据, 同时引入其他 3 种传统控制算法参与对比, 所有机器人都按照统一设定的路线行进 (按照改进 SLAM 算法规划的最短路径行进), 增加样本量并将测试的次数设定为 10 次, 各算法避障统计结果如表 3 所示。

表 3 各算法的避障次数结果统计

测试	仿生六足机器人的碰撞数量/次			
	本文算法	局部规则	数学模型	神经网络
1	0	0	0	1
2	0	0	0	0
3	0	0	1	1
4	0	1	1	0
5	0	1	1	1
6	0	0	0	0
7	1	1	0	1
8	0	0	1	0
9	0	0	1	1
10	0	1	0	0
合计	1	4	5	5

测试结果显示, 10 次避障测试本文提出的改进 SLAM 算法仅发生了 1 次与障碍物的碰撞, 而在传统的局部规则、数学模型和神经网络控制算法分别与路线中的障碍物发生了 4 次、5 次和 5 次碰撞, 数据分析结果显示本文提出算法具有更好的避障控制能力。分别统计了 10 次测试过程中, 在各轨迹与避障算法控制下仿生六足机器人完成路径的时间, 统计结果如表 4 所示。

表 4 各算法完成指定路线的时间统计

测试	仿生六足机器人的碰撞数量/次			
	本文算法	局部规则	数学模型	神经网络
1	35.7	41.5	43.1	39.5
2	35.1	42.6	42.1	40.1
3	34.8	40.7	41.9	41.6
4	36.2	42.0	42.0	41.5
5	35.9	42.9	43.1	41.4
6	36.9	41.7	44.6	39.3
7	37.7	46.1	42.7	42.5
8	36.2	42.7	42.2	43.1
9	37.8	41.6	43.9	41.7
10	37.1	40.7	44.7	41.8
均值	36.3	42.3	43.0	41.3

统计结果显示, 本文设计的改进 SLAM 算法完成 10 次指定路线的平均时间统计为 36.3 s, 优于 3 种传统算法的平均耗时。与表 3 中各算法自行规划的路线相比, 节省了一部分时间, 但与障碍物发生了较多次的碰撞会影响仿生六足机器人的行进路径发现, 同时在传统算法下机器人攀爬 0.3 m 的场地高度差, 也会影响到完成路线的耗时。

5 结束语

仿生六足机器人在一些特殊场景能够替代人工作业, 随着近年来仿生机器人技术的不断进步, 仿生六足机器人的应用场景不断增加。鉴于仿生机器人的工作环境较为恶劣, 不仅要关注机器人的轨迹规划还要考虑到现场障碍物的躲避。本文针对现有轨迹规划与避障算法存在的不足, 提出一种基于改进 SLAM 的轨迹规划算法。通过对仿生六足机器人空间运动学分析, 得到 SLAM 模型并对其进行改进, 通过现场图像的采集和特征提取实现坐标转换和目标定位。为提升对图像数据集特征的训练能力, 引入了 CNN 网络模型和五元组模型, 用于改善机器人控制过程中的局部避障能力。实验结果显示, SLAM 的轨迹规划算法的全局路径规划能力和局部避障能力更强, 能够节省仿生六足机器人的工作时间。计算机视觉是六足机器人远程控制的重要方向之一, 但无论是现场图像的采集, 还是图像的预处理、特征提取与传输, 都依赖于通信网络的稳定性和较低的时延, 因此如何提升局域网络的稳定性和数据传输的可靠性, 是未来对仿生六足机器人实施远程控制的关键环节。

参考文献:

- [1] 华 洪, 张志安, 施振稳, 等. 动态环境下多重 A 算法的机器人路径规划方法 [J]. 计算机工程与应用, 2021 (10): 173-180.
- [2] 魏嘉辉, 顾乃华, 郑 鹏. 工业机器人应用与服务结构升级 [J]. 软科学, 2022, 36 (9): 1-7.
- [3] 娜茜泰, 赵国亮, 翁 智, 等. 基于屏障控制函数的轮式机器人系统多目标分布式协同控制 [J]. 控制与决策, 2022, 37 (9): 2235-2244.
- [4] 胡青春, 方展杰, 肖舜仁, 等. 面向爬楼梯场景的仿人步态机器人机构设计与行走功能试验研究 [J]. 机床与液压, 2022, 50 (21): 81-86.
- [5] 吴晓光, 刘绍维, 杨 磊, 等. 基于深度强化学习的双足机器人斜坡步态控制方法 [J]. 自动化学报, 2021, 47 (8): 1976-1987.
- [6] 姜 祎, 王 挺, 邵沛瑶, 等. 一种轮腿复合型机器人的步态研究与越障性能分析 [J]. 兵工学报, 2023, 44 (1): 247-259.
- [7] 常新新, 胡 为, 姬书得, 等. 基于改进动态窗口法的移动机器人避障研究 [J]. 组合机床与自动化加工技术, 2021 (7): 33-36.
- [8] 李国辉. 农业机器人避障路径智能规划研究 [J]. 农机化研究, 2021, 43 (3): 236-239.
- [9] 余晓兰, 万 云, 陈靖照. 基于改进 BP 神经网络的食物分拣机器人视觉伺服控制方法 [J]. 食品与机械, 2021 (8): 126-131.
- [10] 黄 晓, 杨 炯, 张爱梅. 基于机器视觉的齿轮图像拼接方法研究 [J]. 机械设计与制造, 2021 (2): 257-261.
- [11] 张 驰, 李铸洪, 刘 舟, 等. 基于场景图划分的无人机影像定位算法 [J]. 计算机应用, 2021, 41 (10): 3004-3009.
- [12] 李 博. 基于视觉传达的多帧图像高分辨率重建仿真 [J]. 计算机仿真, 2021 (3): 113-116.
- [13] 刘珍丹, 张莉娜, 丁 丰, 等. 沉浸式环境下数字图像的两相流纹理特征提取 [J]. 计算机仿真, 2021, 38 (6): 133-137.
- [14] 刘明德, 王 江. 基于双目视觉的药房机器人局部避障控制系统设计 [J]. 现代电子技术, 2021, 44 (18): 177-181.
- [15] 江玉珍, 陈杰志. 基于 DSP 和图像处理的农业机器人视觉导航研究 [J]. 农机化研究, 2022, 44 (3): 176-180.
- [16] 邵明志, 何 涛, 朱永平, 等. 基于多传感器信息融合移动机器人导航定位研究 [J]. 机床与液压, 2023, 51 (5): 8-13.
- [17] 李宗刚, 李龙雄, 杜亚江, 等. 基于扰动观测器的铆接机器人轨迹跟踪控制 [J]. 振动与冲击, 2023, 42 (14): 296-305.
- [18] 林叶贵, 邢科新, 何德峰, 等. 全方位移动机器人视觉伺服系统的建模与控制 [J]. 高技术通讯, 2023, 33 (4): 411-418.