

DOI: 10.13382/j.jemi.B2407795

基于改进 HLO 和动态窗口的 AGV 动态避障 路径规划算法*

王 勤 魏利胜

(安徽工程大学电气工程学院 芜湖 241000)

摘要:针对人类学习优化算法搜索效率低、易陷入局部最优、无法实现动态避障等问题,提出一种融合改进人类学习优化算法和动态窗口算法的路径规划算法。首先,利用非线性递增和递减改进概率参数提高人类学习优化算法的收敛速率,并引入粒子群算法更新个体知识数据库与社会知识数据库,并且自适应调整惯性权重系数,避免陷入局部最优;其次,在动态窗口算法的评价函数中加入角评价函数避免与障碍物的夹角过小、动态改变速度评价函数和角评价函数权重,以调节速度及角度;最后,将改进的算法应用于自动导引车的路径规划,仿真实验表明融合算法规划路径长度比蚁群算法路径减少 4%,比混合人类学习优化与粒子群算法减少 15%,其他两种算法与障碍物接触次数是改进算法的 5 倍,减少路径长度和转折次数,提升路径的平滑性。并且成功避免在 T 型以及复杂地图环境的障碍物,验证所提算法的可行性。

关键词: 路径规划;人类学习优化算法;局部避障;自动导引车;动态窗口

中图分类号: TP24; TN96 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.8050

Dynamic obstacle avoidance path planning algorithm for AGVs based on improved HLO and dynamic windows

Wang Qin Wei Lisheng

(School of Electrical Engineering, Anhui Polytechnic University, Wuhu 241000, China)

Abstract: Aiming at the problems of low search efficiency of human learning optimization algorithm, easy to fall into local optimum, and unable to achieve dynamic obstacle avoidance, a path planning algorithm integrating improved human learning optimization algorithm and dynamic window algorithm was proposed. Firstly, the nonlinear increasing and decreasing probability parameters are used to improve the convergence rate of HLO. Introduction of particle swarm algorithms to update personal and social knowledge databases. The inertia weight coefficients are adjusted adaptively to avoid falling into the local optimum. weights to adjust the speed and angle; finally, the improved algorithm was applied to the path planning of the automated guided vehicle, and simulation experiments show that the fusion algorithm plans path lengths that by 4% less than the ant colony algorithm paths, and by 15% less than the hybrid human learning optimization and particle swarm algorithms, and that the other two algorithms make contact with the obstacles by five times as many times as the improved algorithm, which reduces the length of the path and number of transitions and improves Smoothness of the path. It avoids obstacles in T-shaped and complex map environments to verify the feasibility of the proposed algorithm.

Keywords: path planning; HLO; dynamic window; local obstacle avoidance; AGV

0 引言

近年来,因人工智能的迅速发展以及过大的市场需求,自动导引车(automated guided vehicle, AGV)正处于一个高速发展的时期,具有定位准确、效率高、人工成本

低廉、安全稳定、作业自动化、柔性好等特点,广泛应用于生活、工业、物流等行业。并且在世界各国广泛应用。而路径规划一直是 AGV 系统技术研究中核心问题也是当前研究热点。合理路径规划是 AGV 实现自主能力的重要研究问题,有效的运行路径可以提高 AGV 的工作效率,提高安全和减少能源损耗,因此规划出最优路径非常

重要。在实际工业应用中,AGV 工作环境大多都处于动态且具有不定性,因此研究 AGV 在有动态障碍物的环境中进行路径规划更为重要。

目前国内外对路径规划进行了一系列的算法实验研究。一般路径规划算法主要有 A* 算法^[1]、遗传算法、蚁群算法、人工势场法等,近年来出现了新型仿生智能算法,如鲸鱼优化算法、蛙跳算法^[2]、狮群算法^[3]、牛须搜索算法^[4]、哈里斯鹰化算法^[5]和麻雀搜索算法^[6]。Dai 等^[7]引入了 A* 算法改进启发式信息,减少路径弯曲程度,加快了算法速度。Wei 等^[8]改进搜索算法,在初始阶段加正弦算法和线性权因子,并引入高斯扰动,避免局部最优。段立伟等^[9]提出一种改进遗传算法,改进适应度函数并用实验证明可行性。龚正等^[10]采用了逻辑回归混沌初始化方法,增强初始种群的均匀性和遍历性;引入了模拟退火算法,避免了算法在焊接路径规划时出现停滞现象。上面的方法都是在静止状态下进行的,当遇到未知的障碍时,该方法将失去作用。在动态环境下的路径规划中,常新新等^[11]改进动态窗口(dynamic window algorithm, DWA)算法,在改善避障效果的前提下,对速度空间进行了优化。孙睿彤等^[12]提出 DWA 算法规划出平滑路径且具有避障功能。Missura 等^[13]提出了一种基于动态窗口方法的冲突预测方法,以降低动态环境中的冲突次数。Zhou 等^[14]提出一种基于 A* 算法和人工势场法融合的算法路径规划方法。将距离评估函数替换为人工势场函数,并增加了目标终点距离子评估函数,解决全局路径规划问题。梁凯等^[15]利用蚁群算法和预测控制技术,使 AGV 在移动过程中实现动态避障;由于道路环境的复杂性提高,使得该方法需要不断地改进。目前多采用全局和局部避障融合方法。杨周等^[16]提出改进粒子群-差分进化和 DWA 的混合算法。利用差分进化算法提高粒子群算法(PSO)搜索性能,使起始航向角继承上一次到达局部目标点的航向角生成最短且平滑的路径。魏立新等^[17]采用改进的蚁群与 DWA 相结合的方法,解决了系统中的死锁问题,在全局路径规划完成后用 DWA 进行局部避障。蒲兴成等^[18]提出结合 DWA 的改进细菌算法解决动态避障问题,实验证明改进算法性能有明显提升。刘钰铭等^[19]提出了一种 A* 算法和 DWA 相结合,提高算法的避障能力。任红格等^[20]改进蚁群算法进行全局规划结合局部避碰策略进行局部规划。以上文献虽然解决了路径规划的动态避障问题,但存在着规划路径拐点多、路径不光滑、与障碍物距离过近等缺点。

本研究针对以上缺点提出一种融合改进人类学习优化(human learning optimization, HLO)与 DWA 的融合算法用于动态环境下 AGV 路径规划,首先利用改进 HLO 规划出一条全局路径,加入曲线拟合使路径光滑,减少转折使路径更短,并运用 A* 算法规划动态障碍物部分以及

人工设置未知障碍物。其次,改进 DWA 增加评价角函数,使路径规划时与障碍物留出避障空间,动态改变速度和角函数权重调节速度和角速度大小,实现对局部动态避障路径规划,以获得最终路径。最后,进行仿真实验验证所提算法减少路径拐点、使路径光滑、保证 AGV 与障碍物有一定的距离。

1 融合路径规划算法

本研究改进的算法主要包括两个方面,一个是对人类学习优化算法^[21]进行改进,让其进行全局路径规划,为下一步的局部路径规划提供目标点。另一个是对传统 DWA 算法改进,令其进行局部路径规划,最终得到最优路径,改进算法的流程框图如图 1 所示。

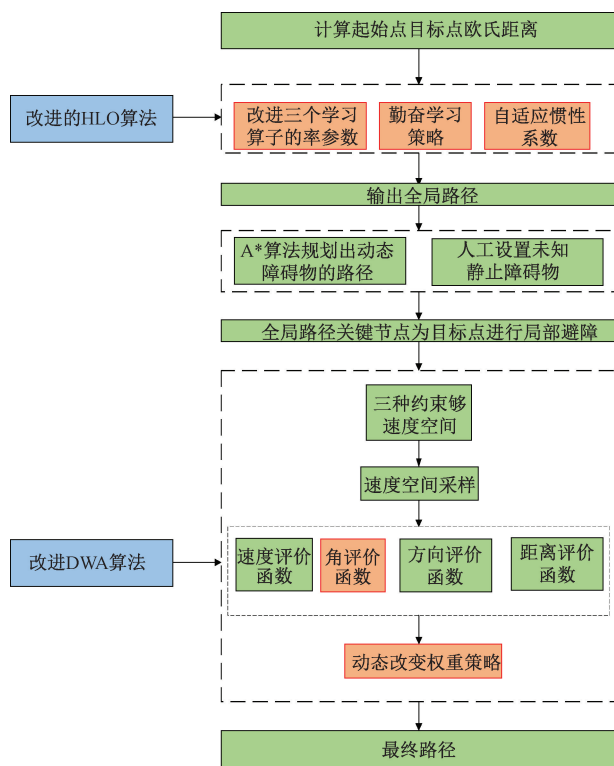


图 1 算法的原理框图

Fig. 1 Block diagram of the algorithm

首先,计算初始点与目标点的欧氏距离,利用改进的算法在有障碍物地图环境中的规划出全局路径,路径长度越接近计算出的欧式距离越效果越好。在全局路径规划路线中设置动态障碍物,人工设置静止障碍物。利用改进的 DWA 以全局路径规划关键节点为目标点进行局部避障。在有动态障碍物以及静态障碍物的情况下规划出最优路径。

1.1 改进人类学习优化算法

1) 改进概率参数

根据 HLO 的结构,参数 p_r 和 p_i 非常重要,它们直接决定了学习与发展的关系,从而影响了整个算法的性能,使得 HLO 更有效地提高 3 个学习算子的学习能力。为使整个种群学习更加勤奋、提高学习效率对 p_r 和 p_i 进行改进为:

$$p_r = pr_{\max} - (pr_{\max} \times pr_{\min}) / magen \quad (1)$$

$$p_i = pi_{\min} + (pi_{\max} \times pi_{\min}) / magen \quad (2)$$

其中, $pr_{\min}/pi_{\min}$ 和 $pr_{\max}/pi_{\max}$ 分别为 p_r/p_i 的最小值和最大值, $magen$ 为搜索的迭代次数。改进后的 p_r 随着 $magen$ 的增加而减小,随着搜索的进展,找到了越来越多的最优解,种群的不确定性逐渐降低,有利于提高局部搜索能力。 p_i 随着 $magen$ 的增加而减小,并进一步引导整个群体更好地学习全局最优信息,避免陷入局部及提高整体算法的精度。 p_r/p_i 可以更好的在勘探和开发之间实现更好的权衡。

2) 个体知识数据库 (IKD) 与社会知识数据库 (SKD) 更新操作

粒子群算法与其他的启发式算法相比易于实施操作简单,要调整的参数数量较少,且与 HLO 算法结构更相似,但是 PSO 在控制全局搜索和局部最优的精细搜索之间的平衡方面存在困难。通过连续执行两个经典的元启发式算法,解决全局搜索和局部最优的精细搜索之间的平衡问题。迭代初期,本研究算法以第 1 个经典算法的输出是第 2 个的输入的方式引入混合元启发式算法,在第 1 次迭代循环的时候将 HLO 的最优值输出引入 PSO 的输入,能有效地加快收敛速度。从第 2 代开始将更新的 IKD 和 SKD 引入粒子群的速度更新公式为:

$$v_i = w \times v_i + c^1 rand() (IKD_z - x_i) + c^2 rand() (SKD_z - x_i) \quad (3)$$

式中: w 是惯性权重; v_i 是第 i 个粒子的速度; IKD_z 是第 i 个粒子目前为止发现的个体学习中最好的学习经验; SKD_z 是目前为止发现的整个社会群体中最好的学习经验; $rand()$ 是均匀分布在 (0,1) 的随机数; x_i 表示最新的位置; c^1 和 c^2 是不同的学习因子。

二者是迂回相互牵制可以将学习经验快速传播整个群体,避免陷于局部最优,更好地探索解空间,并在搜索结束时执行精确的局部搜索以找到最优值。

3) 改进惯性权重系数

PSO 作为启发式算法,通过对鸟群觅食行为的观察和研究发现,鸟群体内个体间存在合作与竞争等复杂性行为。保持了以群体为基础的全局寻优策略,该方法将粒子群的初始化随机解进行迭代搜索。粒子群速度更新中惯性权重系数进行改进为:

$$w = w_{\min} + (w_{\max} - w_{\min}) \times [1 / (1 + (\frac{4magen}{max_iter})^4)] \quad (4)$$

式中: $w_{\max}$ 、 $w_{\min}$ 分别是 w 最大、最小权重系数; max_iter 是最大迭代次数。在搜索前期粒子群向外扩散搜索,寻找最佳全局路径,随着迭代次数的增加, w 不断减小,速度不断减小,局部搜索能力增强,搜索时间减小。这样从而使粒子多样性得以保持,粒子就会不断地寻找个体的极大值和整体极大值,直到满足指定的迭代代数或者最小错误为止。

1.2 改进的动态窗口法

DWA 从几何空间搜索转化为速度空间搜索,并且在速度空间搜索适当的平移速度和旋转速度,可以实时采取当下 AGV 运动情况,模拟下一时刻运动轨迹。传统 DWA 计算量小、稳定性好、具有较强的避障效果,但容易陷入局部最优。因此,本研究通过改进评价函数加入角评价函数和动态改变速度和角函数的权重,使得 AGV 避障的同时沿着全局路径行走。

1) 评价改进函数

在传统 DWA 中,如果全局规划路径上存在障碍物,AGV 为了向全局规划路径或目标点移动,就会过于靠近障碍物,必然导致 AGV 与障碍物之间的距离过近。随着时间推移,AGV 碰撞预警和紧急制动的反应时间也因此减少,而增加了 AGV 碰撞危险。一旦全局路径上的障碍物分布复杂,AGV 容易死机。为此,在评价函数中添加了一个角度评价子函数,角评价函数为:

$$dtheta = \begin{cases} 25^\circ, & dist > distcs/2 \\ |\theta_{job} - \theta_{st}| / 10, & dist < distcs/2 \end{cases} \quad (5)$$

其中, $dtheta$ 为角评价函数,保证 AGV 与障碍物直接的存在一定偏向角,避免夹角过小发生碰撞, θ_{job} 表示 AGV 当前位置指向障碍物的朝向角, θ_{st} 表示当前 AGV 的姿态角度。AGV 与障碍物的距离越近对 $dtheta$ 修正越小。 $dist$ 表示 AGV 的当前位置与最近的障碍物的位置。 $distcs$ 表示设置的安全距离。

2) 动态改变权重系数策略

在传统 DWA 中原评价函数的权重系数是固定且相互独立,最优权重也会因环境的改变而改变。故利用恒定的权重系数进行移动 AGV 局部路径规划,可能会导致路径规划成功率低、安全性降低、路径转弯多等,基于上述存在的问题,提出一种动态改变角速度、速度权重来解决此类问题,改进后的算法对环境的适应性更优,同时能有效避开环境中障碍物。公式为:

$$\begin{aligned} \gamma &= 0.1 + 0.1 \times (1/distgo) \\ \psi &= 0.02 + 0.1 \times (1/densgo) \end{aligned} \quad (6)$$

其中, $densgo$ 表示障碍物的密集程度,障碍物越稀疏权重 ψ 越大。 $distgo$ 表示 AGV 与目标点之间的距离,

AGV 离目标越近,权重 γ 越大,保证 AGV 朝着目标点运动。经过改进后,运动学模型能够预测出多条轨迹,根据评价函数进行轨迹评价,筛选出最佳的轨迹。评价函数公式改进的评价函数为:

$$G(v, w) = \sigma[\alpha \cdot heading(v, \omega) + \beta \cdot distgo(v, \omega) + \gamma \cdot velocity(v, \omega) + \psi \cdot dtheta] \quad (7)$$

其中, σ 表示归一化参数; $G(v, w)$ 为模拟轨迹评价函数; $heading(v, \omega)$ 为方位角评价函数,保证 AGV 朝着目标点运动,AGV 运动方向与目标方向偏差越小,其值越大; $distgo(v, \omega)$ 为 AGV 与障碍物的最近距离,其值越大,越能保证 AGV 安全的避开障碍物; $velocity(v, \omega)$ 为当前速度大小的评价函数,用于评估 AGV 当前速度大小

与目标速度之间的差异,保证 AGV 以最大速度运动; $dtheta$ 为角评价函数,避免 AGV 与障碍物因夹角过小而发生碰撞; α, β, γ 分别表示各项加权系数。

1.3 融合算法流程

改进的 HLO 算法能够实现全局规划,但不能在不确定的情况下,有效地避开随机的未知障碍物。DWA 可以避免障碍物,在实践中不能实现全局最优。故将改进的 HLO 与改进的 DWA 融合,以改进的 HLO 优化的全局路径关键节点为 DWA 的局部目标点进行规划,在能够实时规避障碍物的情况下,确保运动轨迹全局最优。融合算法的流程如图 2 所示。

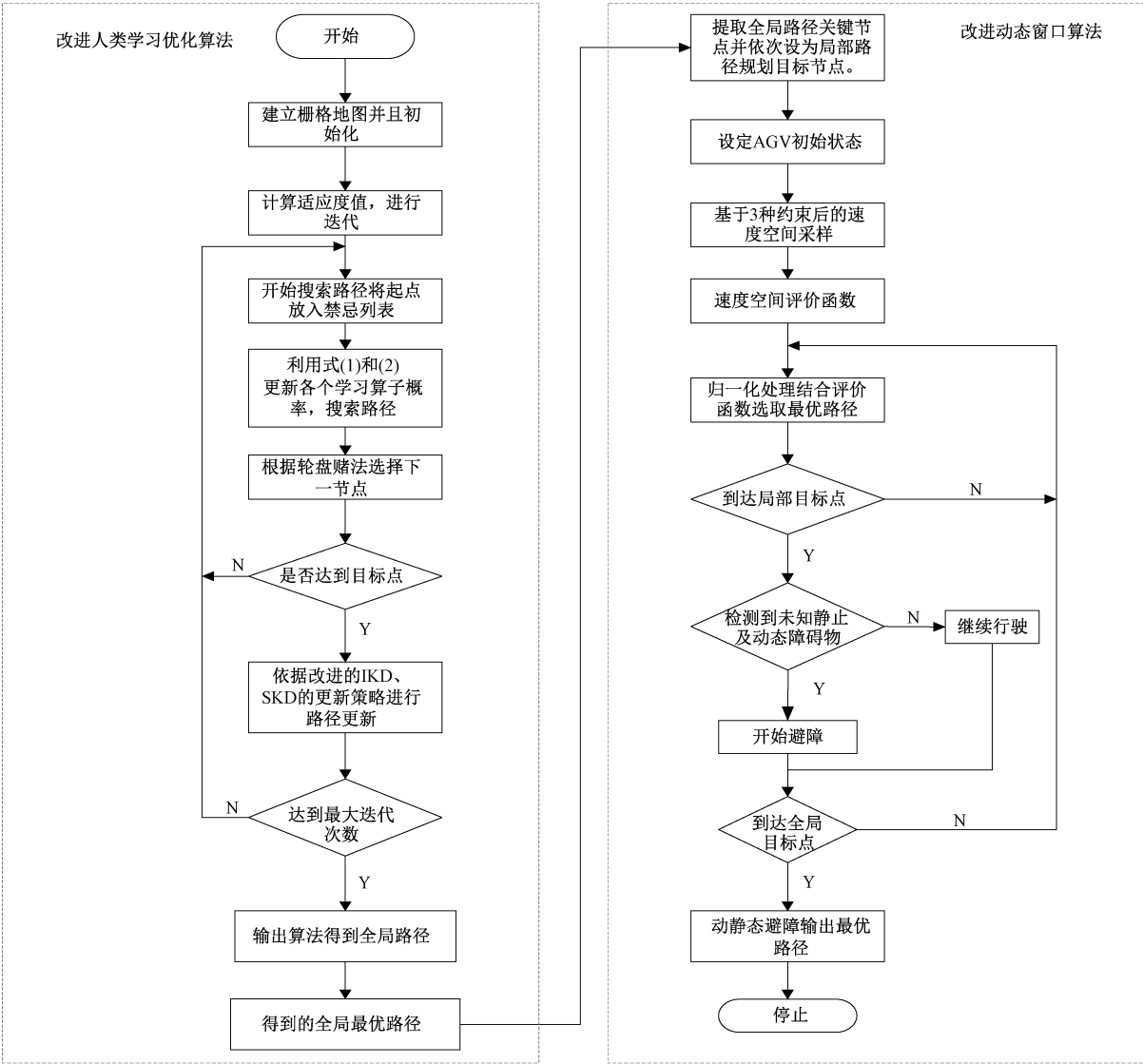


图 2 融合算法流程
Fig. 2 Block diagram of fusion algorithm flow

2 仿真实验及分析

首先建立 20×20 规模复杂地图,图 3 中黄色方块为全局路径规划起点,绿色五角星为终点,黑色三角形与黑色正方形分别为移动障碍物的起始点。黑色线为全局路径规划路径,蓝色为改进 DWA 算法规划路径红色表示障碍物,白色代表可行区域,红色叉号表示全局路径关键节点,起点设为栅格 (2, 2) 内用黄色方块表示,终点在 (19, 19) 用绿色的五角星表示。实验采用 MATLR2021a,实验环境为 Windows11 64 位;处理器 Intel (R) Core(TM) i7-12700;内存 16 GB。实验所采取的参数如表 1 所示。

表 1 算法参数取值

Table 1 Algorithm parameter values

参数	数值	参数	数值
种群数量	50	加速度/($\text{m}\cdot\text{s}^2$)	0.5
迭代次数	50	旋转加速度($\text{rad}\cdot\text{s}^2$)	$\pi/20$
认知系数	1.5	最高线速度/($\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$)	0.5
社会学习系数	1.5	最高角速度/($\text{rad}\cdot\text{s}^{-1}$)	$\pi/30$
动态障碍物速度/($\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$)	0.056	安全距离/m	0.5
最大权重	1	AGV 半径/m	0.5
最大权重	0.4	单位时间/s	0.2
线速度分辨率/($\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$)	0.05	方位角评价系数	0.1
角速度分辨率($\text{rad}\cdot\text{s}^{-1}$)	$\pi/30$	速度评价系数	0.2

改进的 HLO 规划出全局路径,添加一个匀速运动的动态障碍物,使其运行轨迹与全局规划路径存在交叉,并在全局路径的关键位置添加多个静态障碍物。AGV 用本研究算法进行动态和静态避障过程如图 3 所示。

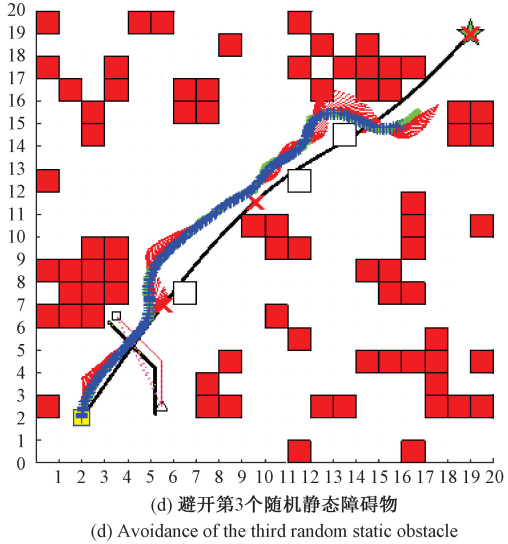
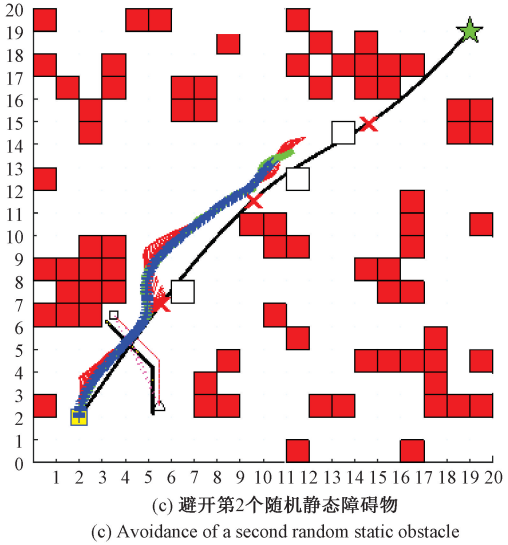
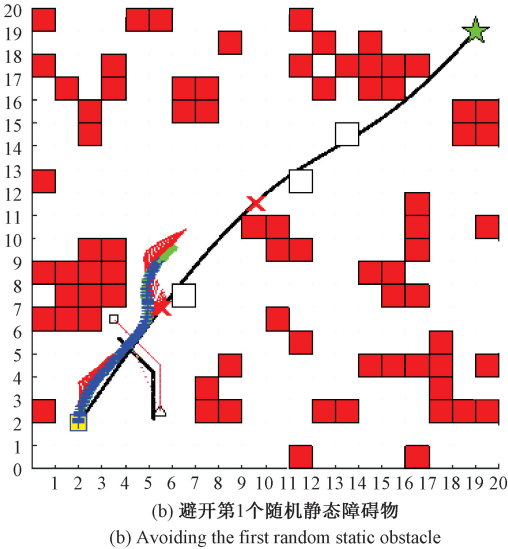
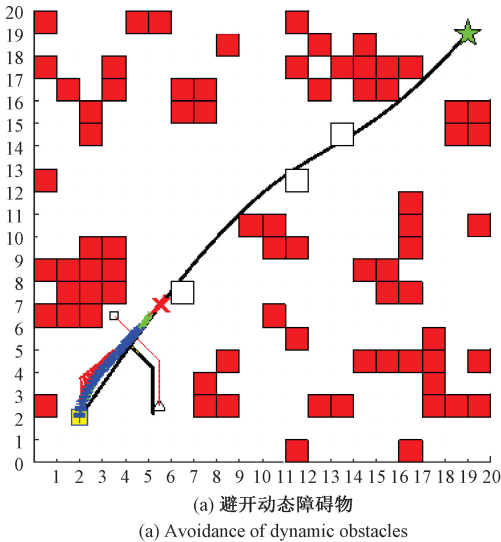


图 3 本研究算法在 20×20 环境下的运行过程
Fig. 3 The algorithm of this paper in 20×20 environment

图 3(a) 表示 AGV 按改进算法的全局最优路径前进, AGV 在前行时提前检测到动态障碍物, 利用改进的 DWA 算法及时避障, 避免与动态障碍物发生碰撞。图 3(b) 表示 AGV 成功躲避第一个随机静止障碍物后返回全局最优路径, 并据全局最优路径关键点为子目标点继续前行。图 3(c) 与 (d) 依次躲开第 2、3 个障碍物。

为了进一步验证本研究所提算法在 AGV 运行过程中能够规划出全局最优路径, 并保证及时规避随机动态和静态障碍物, 将与传统蚁群算法和 HLOPSO 算法做了对比实验, 结果如图 4 所示, 图 4(a) ~ (c) 黑色实线为全局路径规划, 图 4(a) 绿色实线为蚁群局部路径规划, 图 4(b) 橙色实线为 HLOPSO 局部路径规划, 图 4(c) 蓝色点线为改进算法局部路径规划。

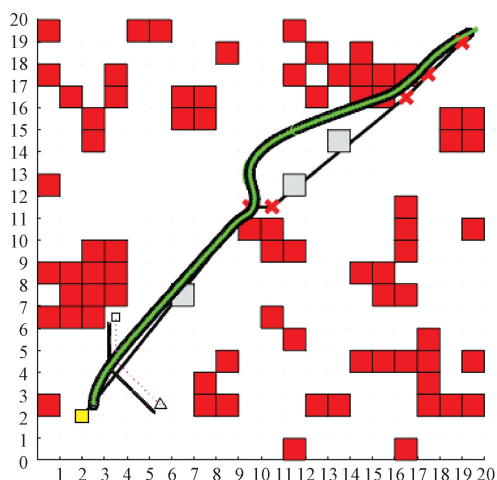
由图 4(a) 可知, 融合蚁群算法直接穿过第一个障碍物, 且与后面 (10, 10) 红色障碍物有碰撞, 并因其过于追求目标点而与 (16, 16) 及 (17, 17) 的红色障碍物发生碰撞。在图 4(b) 实验图融合算法在后期没有追随全局路径的关键节点导致与障碍物发生碰撞且与第 1 个和第 3 设置障碍物发生碰撞, 动态避障的效果不理想。

图 4(c) 融合本研究算法所最终规划的路径, 没有出现碰撞情况, 即考虑全局路径最优性又保证了局部避障。规划效果优于另外两种算法。

为了更直观显示 AGV 运行过程中路径规划性能, 得到如下线速度、角速度以及姿态角度等性能图, 性能对比如图 5 所示。图 5(a) ~ (c) 绿色实线为蚁群算法对应性能线。红色虚线为 HLOPSO 对应性能线, 蓝色点线为改进算法对应性能线。

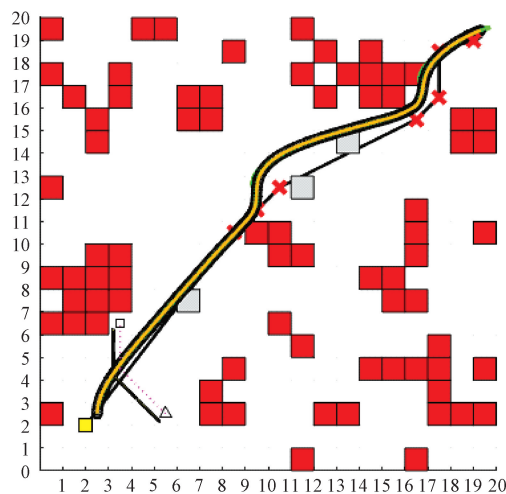
本研究算法在路径规划时遇到新增的障碍物 (6, 7), 所以 AGV 线速度和角速度明显下降, 如图 5(a)、(b) 中的区域 a, AGV 为了躲避障碍物而远离目标点, 使得姿态角度暂时增大, 如图 5(c) 中的区域 a。另外两种算法并未躲避障碍物, 所以速度和姿态角度未发生明显变化; 而运行到栅格 (9, 10) 时, AGV 为了躲避障碍物的速度再次明显下降如图 5(a)、(b) 中的区域 b, 与图 5 的区域 a 躲避过程类似; 运行至区域 (11, 12) 时, 蚁群算法和 HLOPSO 算法虽然避开了障碍物但是并未靠近全局规划路径, 而本研究算法始终以全局路径关键节点为目标点, 近距离靠近全局路径的又要完成避障, 故 AGV 的速度缓慢如图 5(a) 中的区域 c; 运行至 (13, 14) 附近时, 因为要躲避多处障碍物故速度最慢如图 5(a) 中的区域 d, AGV 的角速度以近乎自转的方式大幅度调整如图 5(b) 中的区域 d。在躲避 (13, 14) 后并未像另外两种算法过于追求目标节点而与障碍物发生碰撞, 选择与障碍物保持安全距离如图 5(c) 中的区域 d, 然后并不断加速。3 种路径规划算法性能指标对比如表 2。

从表 2 可知, 本研究改进的 HLO 算法全局路径规划



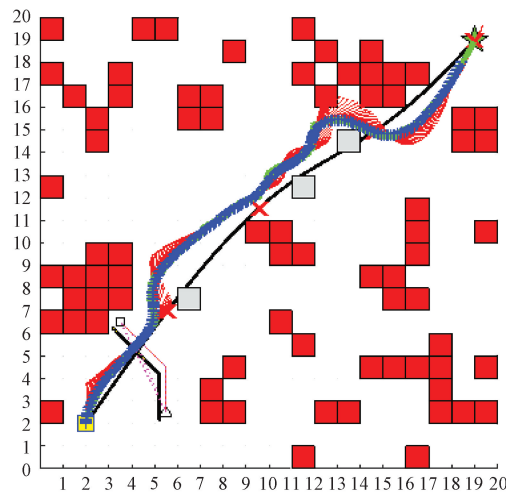
(a) 蚁群算法

(a) Ant colony algorithm



(b) HLOPSO算法

(b) HLOPSO algorithm



(c) 本研究所提算法

(c) The algorithm proposed in this paper

图 4 路径对比结果

Fig. 4 Path comparison result map

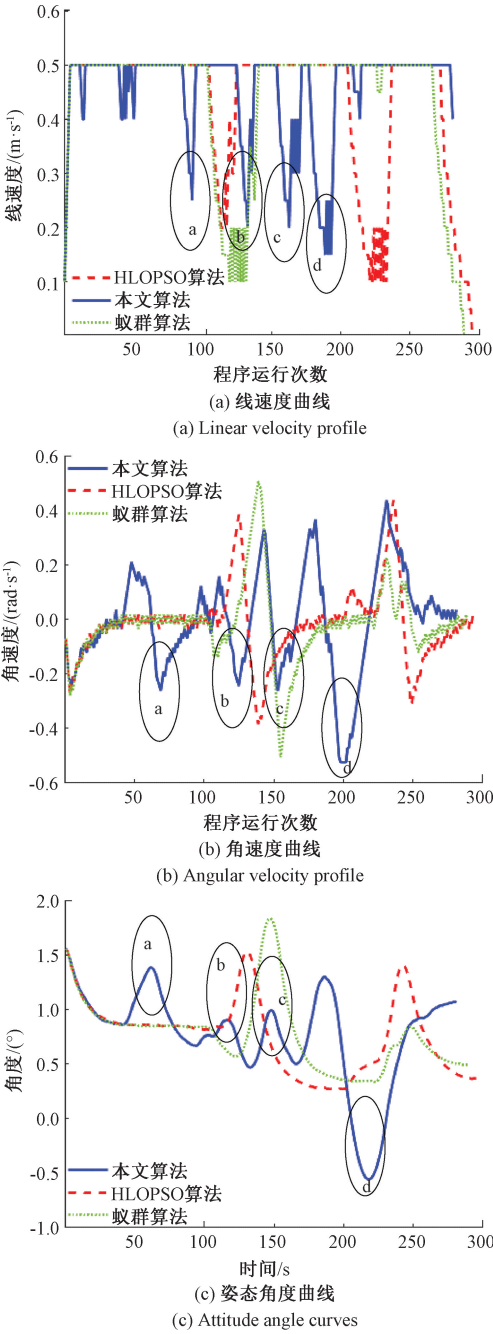


图5 融合算法路径及性能对比

Fig. 5 Comparison of fusion algorithm paths and performance

24.319 m, 比蚁群算法路径减少 4%, 比 HLOPSO 算法路径规划长度减少 15%。融合蚁群算法最终路径规划长度为 25.455 7 m, 融合 HLOPSO 算法路径规划长度为最终 25.467 2 m, 本研究算法最终路径长度为 26.439 9 m, 虽然本研究算法在路径上比其他两种算法长, 但动态避障最重要的是保证行驶安全不与障碍物发生碰撞, 对比与障碍物接触的次数是改进算法的 5 倍。

表2 几种路径规划算法性能指标对比
Table 2 Comparison of performance metrics of several path planning algorithms

融合算法	全局路径/m	与障碍接触次数	关键节点数	运行时间/s	最终路径/m
蚁群算法	25.213 2	5	5	35.355 97	25.455 7
HLOPSO	28.627 4	5	7	36.622 40	25.467 2
本研究算法	24.319	1	3	25.160 402	26.439 9

为进一步证明改进算法的有效性, 在图 6(a) T 型环境地图运行, 蓝色线为改进算法局部路径规划, 黑色为全局路径规划。从图 6 中可以看出, 融合的算法避免所有 T 型陷阱并且灵活躲避所有新增动、静态障碍物。图 6(b) 复杂环境下同样成功快速找到最优路径。

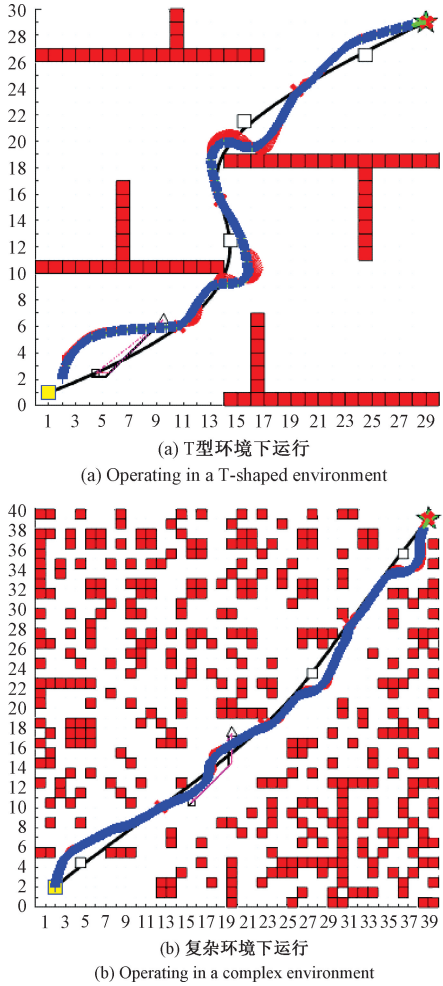


图6 本研究算法在不同环境下运行

Fig. 6 Algorithm of this paper runs in various environments

3 结 论

针对人类学习优化算法搜索效率不高、易陷入局部

最优、无法实现动态避障等问题,本研究通过改进人类学习优化算法的概率参数 p_r/p_i ,并运用 IKD 与 SKD 更新操作,修改惯性权重系数,以提高局部搜索能力;并针对传统 DWA 算法全局性差、避障性能较低,增添角评价函数,以提高 DWA 算法的避障性能及运行稳定性;最后引入改进 DWA 进行局部路径规划,快速避开随机添加的未知静态和动态障碍,获取全局路径规划的关键节点。通过将改进的算法与其他算法进行比较实验,验证了本研究改进算法的有效性和可靠性。未来将会对多 AGV 路径规划、更加复杂的路径环境进行研究并将其应用于实际案例。

参考文献

- [1] 赵倩楠,黄宜庆.融合 A* 蚁群和动态窗口法的机器人路径规划[J].电子测量与仪器学报,2023,37(2): 28-38.
ZHAO Q N, HUANG Y Q. Fusion of A* ant colony and dynamic window method for robot path planning [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(2): 28-38.
- [2] 张耀中,赵雪芳,丰文成.基于改进蛙跳算法的多无人机协同任务分配研究[J].火力与指挥控制,2023, 48(4): 52-58.
ZHUANG Y ZH, ZHAO X F, FENG W CH. Research on multi-UAV cooperative task allocation based on improved frog jump algorithm [J]. Firepower and Command and Control, 2023, 48(4): 52-58.
- [3] 黄志锋,刘媛华.基于改进狮群算法的城市无人机低空路径规划[J].信息与控制,2023,5(6): 747-757.
HUANG ZH F, LIU Y H. Low-altitude path planning for urban UAVs based on improved lion group algorithm [J]. Information and Control, 2023, 5(6): 747-757.
- [4] WU Q, LIN H, JIN Y, et al. A new fallback beetle antennae search algorithm for path planning of mobile robots with collision-free capability[J]. Soft Computing, 2020, 24(3): 2369-2380.
- [5] HUANG L, FU Q, TONG N. An improved harris hawk's optimization algorithm and its application in grid map path planning[J]. Biomimetics, 2023, 8(5): 428-456.
- [6] LIU G Y, SHU C, LING ZH W, et al. A modified sparrow search algorithm with application in 3d route planning for UAV[J]. Sensors, 2021, 21(4): 1224-1243.
- [7] DAI X L, LONG SH, ZHANG ZH W, et al. Mobile robot path planning based on ant colony algorithm with A* heuristic method[J]. Frontiers in Neuro Robotics, 2019, 13: 15.
- [8] WEI X, ZHAN Y, SON H, et al. Research on evacuation path planning based on improved sparrow search algorithm [J]. CMES-Computer Modeling in Engineering & Sciences, 2024, 139(2): 1295-1316.
- [9] 段立伟,王进华.改进遗传算法在移动机器人路径规划中的应用[J].信息通信,2020(7): 5-8.
DUAN L W, WANG J H. Application of improved genetic algorithm in mobile robot path planning [J]. Information Communication, 2020(7): 5-8.
- [10] 龚正,涂福泉,李圣伟.基于改进狼群算法的焊接机器人路径规划[J].传感器与微系统,2022,41(12): 122-125.
GONG ZH, TU F Q, LI SH W. Welding robot path planning based on improved wolf pack algorithm [J]. Sensors and Microsystems, 2022, 41(12): 122-125.
- [11] 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.
CHANG X X, HU W, JI SH D, et al. Research on obstacle avoidance of mobile robot based on improved dynamic window method [J]. Combined Machine Tools and Automated Machining Technology, 2021(7): 33-36.
- [12] 孙睿彤,袁庆霓,衣君辉,等.改进粒子群算法和动态窗口法的动态路径规划[J].小型微型计算机系统, 2023, 44(8): 1707-1712.
SUN R T, YUAN Q N, YI J H, et al. Improved particle swarm algorithm and dynamic window method for dynamic path planning [J]. Small Microcomputer Systems, 2023, 44(8): 1707-1712.
- [13] MISSURA M, BENNEWITZ M. Predictive collision avoidance for the dynamic window approach [C]. 2019 International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2019: 8620-8626.
- [14] ZHOU R, ZHOU K, WANG L N, et al. An improved dynamic window path planning algorithm using multi-algorithm fusion [J]. International Journal of Control, Automation and Systems, 2024, 22(3): 1005-1020.
- [15] 梁凯,毛剑琳.动态环境下基于改进蚁群算法的路径规划研究[J].电子测量技术,2020,43(1): 57-62.
LIANG K, MAO J L. Research on path planning based on improved ant colony algorithm in dynamic environment [J]. Electronic Measurement Technology, 2020, 43(1): 57-62.
- [16] 杨周,刘海滨.基于改进蚁群与动态窗口法的 AGV 动态路径规划[J].计算机工程与应用,2022,58(6): 287-295.
YANG ZH, LIU H B. Dynamic path planning for AGV based on improved ant colony and dynamic window

- method [J]. Computer Engineering and Application, 2022, 58(6): 287-295.
- [17] 魏立新, 张钰锟, 孙浩, 等. 基于改进蚁群和 DWA 算法的机器人动态路径规划 [J]. 控制与决策, 2022, 37(9): 2211-2216.
- WEI L X, ZHANG Y K, SUN H, et al. Dynamic path planning for robots based on improved ant colony and DWA algorithms [J]. Control and Decision Making, 2022, 37(9): 2211-2216.
- [18] 蒲兴成, 谭令. 基于自适应动态窗口改进细菌算法与移动机器人路径规划 [J]. 智能系统学报, 2023, 18(2): 314-324.
- PU X CH, TAN L. Improved bacterial algorithm based on adaptive dynamic window with mobile robot path planning [J]. Journal of Intelligent Systems, 2023, 18(2): 314-324.
- [19] 刘钰铭, 黄海松, 范青松, 等. 基于改进 A* DWA 算法的移动机器人路径规划 [J]. 计算机集成制造系统, 2024, 30(1): 158-171.
- LIU Y M, HUANG H S, FAN Q S, et al. Mobile robot path planning based on improved A* DWA algorithm [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2024, 30(1): 158-171.
- [20] 任红格, 胡鸿长, 史涛. 基于改进蚁群算法的移动机器人动态路径规划 [J]. 现代电子技术, 2021, 44(20): 182-186.
- REN H G, HU H CH, SHI T. Dynamic path planning for mobile robot based on improved ant colony algorithm [J]. Modern Electronic Technology, 2021, 44(20): 182-186.

- [21] DU J, WANG L, FEI M, et al. A human learning optimization algorithm with competitive and cooperative learning [J]. Complex & Intelligent Systems, 2023, 9(1): 797-823.

作者简介



王勤, 2022 年于安徽信息工程学院获得学士学位, 现为安徽工程大学硕士研究生, 主要研究方向为路径规划、优化算法。
E-mail: 19965367926@163.com

Wang Qin received her B. Sc. degree from Anhui Institute of Information Engineering in 2022. She is now a M. Sc. candidate at Anhui University of Engineering. Her main research interests include path planning and optimization algorithms.



魏利胜 (通信作者), 2001 年于安徽工程大学获得学士学位, 2004 年于中国航天科工集团 061 基地获得硕士学位, 2009 年于上海大学获得博士学位, 现为安徽工程大学教授、硕士生导师, 主要研究方向为图像识别与应用、智能化网络控制系统和仿真。

E-mail: lshwei_11@163.com

Wei Lisheng (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Anhui Polytechnic University in 2001, M. Sc. degree from China Aerospace Science and Industry Corporation 061 Base in 2004, and Ph. D. degree from Shanghai University in 2009. He is now a professor and master's supervisor at Anhui Polytechnic University. His main research interests include image recognition and application, intelligent network control system and simulation.