

doi: 10.3969/j.issn.0490-6756.2019.05.014

# 面向绿色再制造系统的 AGV 路径规划研究

周 润, 龙 伟, 李炎炎, 石小秋, 魏永来

(四川大学机械工程学院, 成都 610065)

**摘 要:** 为了解决绿色再制造系统中的自动导引运输车(AGV)路径规划问题,提出一种粒子群遗传融合的 AGV 全局路径优化的自适应算法.该方法集成了遗传算法(GA)和粒子群算法(PSO)二者的优点,为了改善传统 PSO-GA 融合算法迭代前期寻优速度慢的问题,引入了自适应惯性权重;为了提高算法进入迭代后期的收敛精度,提出了一种双重交叉变异策略,使得改进的 PSO-GA 融合算法比传统的 PSO-GA 融合算法搜索能力更强,进化速度更快,收敛精度更高.为了验证改进后算法的优越性,采用栅格法模拟自动导引运输车运行环境并通过 MATLAB 对标准粒子群、遗传、传统的 PSO-GA 融合、改进 PSO-GA 融合四种算法解决路径优化问题进行试验对比,结果证明了改进后的 PSO-GA 算法的可行性和有效性.

**关键词:** 绿色再制造; AGV 路径规划; 粒子群算法; 遗传算法; 双重交叉变异策略; 自适应惯性权重

中图分类号: TP301.6

文献标识码: A

文章编号: 0490-6756(2019)05-0883-07

## Study on AGV path planning for green remanufacturing system

ZHOU Run, LONG Wei, LI Yan-Yan, SHI Xiao-Qiu, WEI Yong-Lai

(School of Mechanical Engineering, Sichuan University, Chengdu 610065, China)

**Abstract:** In order to solve the problem of automatic guided vehicle (AGV) path planning in green re-manufacturing system, an adaptive algorithm for global path optimization of AGV based on particle swarm optimization (PSO) is proposed. This method not only integrates the advantages of genetic algorithm (GA) and particle swarm optimization (PSO), but also improves the slow search speed of traditional fusion algorithm in the early iteration stage. In order to improve the convergence accuracy of the algorithm in the later iteration stage, a dual crossover mutation strategy is proposed. The improved PSO-GA fusion algorithm has stronger search ability, faster evolution speed and higher convergence precision than the traditional PSO-GA fusion algorithm. In order to verify the superiority of the improved algorithm, the grid method is used to simulate the running environment of the auto-guided transport vehicle, and the four algorithms of standard particle swarm optimization, genetic algorithm, traditional PSO-GA fusion and improved PSO-GA fusion are solved by MATLAB. The experimental results show that the improved PSO-GA algorithm is feasible and effective.

**Keywords:** Green remanufacturing; AGV path planning; Particle swarm optimization; Genetic algorithms; Double cross-mutation strategy; Adaptive inertial weight

收稿日期: 2019-04-08

基金项目: 国家绿色制造系统项目计划(工信部节函[2017] 327); 四川大学实验技术立项(20170128)

作者简介: 周润(1991-), 男, 硕士生, 安徽铜陵人, 研究方向为信息集成和智能算法. E-mail: 1107618335@qq.com

通讯作者: 龙伟. E-mail: scdxlongwei@yeah.net

## 1 引言

当今我国经济已经进入“新常态”,绿色再制造产业高度契合我国循环经济的发展需求.绿色再制造系统作为再制造产业发展的主要形式之一,其自动导引运输车物流路径规划一直是该领域研究的难点<sup>[1-2]</sup>.绿色再制造生产车间与传统制造车间相比,制造产品种类更多,既有离散型产品,又有流程性产品.生产节拍变化大且存在大量不确定因素,这决定了在绿色再制造生产车间需要配送物料种类繁多,周期短且频繁.因此,绿色再制造生产车间比传统制造车间对路径规划质量要求更高,而且路径规划质量对物料及时送达、配送准确影响更大.

AGV 路径规划属于 NP-hard 问题,其主要目标是为 AGV 在设有障碍物的区域内规划出一条从起点到终点的可行路径,确保 AGV 在行驶过程中不与障碍物发生碰撞且以尽最短的时间到达终点完成物料配送任务<sup>[3-4]</sup>.这些年来,已经有众多学者提出多种移动机器人路径规划的算法.一类是传统算法,如人工势场法<sup>[5]</sup>、A\* 算法<sup>[6]</sup>、D\* 算法<sup>[7]</sup>等.传统算法存在求解效率低、易陷入局部最优解等缺陷.另一类是智能优化算法,如遗传算法(Genetic Algorithm, GA)<sup>[8]</sup>、蚁群算法(Ant Colony Optimization, ACO)<sup>[9]</sup>、花朵授粉算法(Flower Pollination Algorithm)<sup>[10]</sup>、灰狼优化算法(Grey Wolf Optimization Algorithm)<sup>[11]</sup>、粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)<sup>[12]</sup>等.智能优化算法一定程度上克服了传统算法缺点,但仍有很多不足.例如,遗传算法全局搜索能力极强而局部寻优能力较差,而且易出现早熟现象;粒子群算法通过追随个体极值和群体极值寻优,虽然操作简单,且能够快速收敛,但易于陷入局部最优解而无法跳出.

近年来,将多种智能算法融合成一种新的算法成为新的研究“热点”.其中,将 GA 和 PSO 二者融合起来形成新的算法,目前主要有三类.第一类是依旧保持 GA 和 PSO 独立性,将初始解集合分为两部分,一部分使用 GA 优化,另一部分使用 PSO 优化,再根据适应度值筛选新个体集,最终得到最优解<sup>[13-14]</sup>.第二类,将粒子群算法思想融入到遗传算法中,在遗传算法中的选择操作和交叉变异操作之间插入 PSO 操作<sup>[15-16]</sup>.第三类在粒子群算法中引入遗传算子,先由 PSO 优化粒子,再对优化后的粒子进行交叉变异操作<sup>[17-18]</sup>.本文采用第三类算

法融合思想,提出了一种粒子群遗传算法融合的 AGV 全局路径规划自适应算法.为了防止 PSO 陷入局部最优解,作者引入自适应惯性权重;为了进一步加快收敛速度和收敛精度,提出一种双重交叉变异策略.传统交叉变异策略<sup>[19]</sup>只是在更新后的粒子群中选择交叉变异对象而忽略了 PSO 算法在多次迭代后生成的一个群体极值群.虽然更新后的粒子群较更新前的粒子群位置更优,但不能保证更新后的所有粒子比更新前的粒子群中群体极值位置更优.而且,进入迭代后期,随着迭代次数越来越多,收敛速度会越来越慢,更新前的群体极值要比更新后的粒子群中的大部分粒子的适应度都大.因此,在群体极值群中加入交叉变异操作,可以有效提高收敛速度和收敛精度.本文引入禁忌表,将迭代一定次数以后生成的群体极值放入禁忌表中,在更新后的粒子群交叉变异以后,增加一个对禁忌表中的群体极值粒子群交叉变异操作.为验证改进后 PSO-GA 融合算法的可行性和有效性,最后选用 MATLAB 软件进行仿真.仿真结果表明该算法是 AGV 全局路径规划中一种较好的方法.

## 2 AGV 运行环境建模

通常情况下,AGV 的运行环境为二维有限空间,为了便于建模和研究,假设:

- (1) AGV 运行二维有限空间为矩形空间  $R$ .
- (2) AGV 为一个质点且行驶速度  $v$  一定.

对矩形空间  $R$  建立笛卡尔直角坐标系并且  $x$  轴和  $y$  轴以行驶速度  $v$  为单位来划分栅格,则每行的栅格数为  $N_x = x_{\max}/v$ ;每列的栅格数为  $N_y = y_{\max}/v$ .每个栅格都有序列号,且序列号与坐标满足关系式

$$\begin{aligned} x_p &= [(p-1) \bmod n] + 1 \\ y_p &= \text{INT}\left(\frac{p-1}{n}\right) + 1 \end{aligned} \quad (1)$$

式中, $p$  为序列号;INT 为取整运算;mod 为求余运算; $n$  为每一行栅格数.

矩形空间  $R$  由障碍物空间  $O_{\text{obs}}$  和自由空间  $F_{\text{free}}$  组成,障碍物空间为车间设备,自由空间为可行路径.矩形空间  $R$ 、障碍物空间  $O_{\text{obs}}$  和自由空间  $F_{\text{free}}$  满足关系  $R = O_{\text{obs}} \cup F_{\text{free}}$ .本文采用栅格法模拟 AGV 运行环境,黑色区域为障碍物,白色区域为自由空间,如果障碍物为不规则形状,通过补偿方式将其补为矩形.以  $5 \times 5$  为例,划分后的栅格图如图 1 所示.

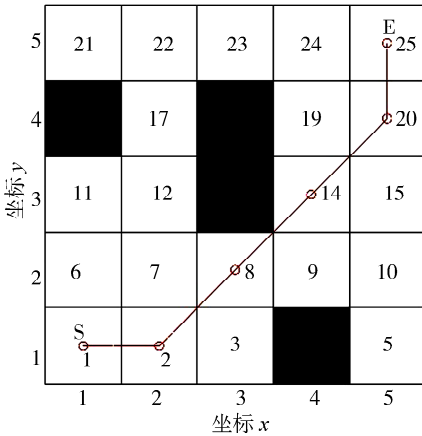


图 1 AGV 模拟运行环境栅格图

Fig. 1 Raster diagram of AGV simulated operating environment

### 3 遗传算法和粒子群算法的基本思想

遗传算法是模拟生物进化规律而提出的一种启发式寻优算法,它是效仿生物界中的优胜劣汰的演化法则<sup>[20]</sup>.遗传算法是把待解决的问题随机产生若干编码成染色体的初始解,并在不断迭代的过程中进行选择、交叉、变异等操作来实现染色体的多样性和优异性,最终获得符合优化要求的染色体.

粒子群算法也是一种智能算法,它的出现归功于人们对鸟类捕食行为的观察和研究.在 PSO 系统中,每个粒子表示优化问题的一个潜在最优解,由位置、速度和适应度三个参数来表示其特征.粒子根据自身的“经验”和粒子群的“最佳经验”,不断调整自己的位置和速度来搜索最优解.假设有  $N$  个粒子在  $D$  维空间搜索,每个粒子的位置表示为  $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, \dots, x_{iD})$ ,每个粒子个体极值  $P_{best}$  表示为  $P_i = (P_{i1}, P_{i2}, P_{i3}, \dots, P_{iD})$ ,群体中群体极值  $G_{best}$  表示为  $P_g = (P_{g1}, P_{g2}, \dots, P_{gD})$ ,粒子的速度为  $v_i = (v_{i1}, v_{i2}, v_{i3}, \dots, v_{iD})$ ,则每次迭代过程中,每个粒子根据下面公式更新自己的位置和速度,即<sup>[21]</sup>

$$v_{iD}^{k+1} = \omega v_{iD}^k + c_1 \text{rand}_1 (P_{iD}^k - X_{iD}^k) + c_2 \text{rand}_2 (P_{gD}^k - X_{iD}^k) \quad (2)$$

$$X_{iD}^{k+1} = X_{iD}^k + V_{iD}^{k+1} \quad (3)$$

式中,  $k$  表示迭代次数;  $\omega$  为惯性权重;  $v_{iD}^{k+1}$ 、 $v_{iD}^k$  分别为粒子  $i$  在  $D$  维空间中迭代  $k+1$  次和  $k$  次的速度;  $X_{iD}^{k+1}$ 、 $X_{iD}^k$  分别为粒子  $i$  在  $D$  维空间中迭代  $k+1$  次和  $k$  次的位置;  $P_{iD}^k$  为粒子  $i$  在  $D$  维空间迭代  $k$

次的个体极值;  $P_{gD}^k$  为粒子  $i$  在  $D$  维空间迭代  $k$  次的群体极值;  $c_1$ 、 $c_2$  为加速度因子;  $\text{rand}_1$ 、 $\text{rand}_2$  为分布于  $[0, 1]$  区间的随机数.

## 4 基于 PSO-GA 融合算法的 AGV 全局路径规划设计

### 4.1 路径编码

在 PSO 中,每个粒子代表一个路径可行解.如  $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, \dots, x_{im})$ ,其中  $m$  表示一条可行路径栅格数.每个粒子由多个栅格元素组成,  $x_{ij}$  ( $1 \leq j \leq m$ ) 表示  $i$  粒子第  $j$  元素栅格序列号,其中  $x_{i1}$  表示  $i$  粒子起点栅格序列号,  $x_{im}$  表示终点栅格序列号,把序列号从小到大顺序连接起来就是一条路径可行解.如图 1 所示,一条从起点 S 序列号为 1 的栅格到终点 E 序列号为 25 栅格路径为  $1 \rightarrow 2 \rightarrow 8 \rightarrow 14 \rightarrow 20 \rightarrow 25$ .则粒子的编码可表示为:  $x_i = (1, 2, 8, 14, 20, 25)$ .

### 4.2 自适应惯性权重

惯性权重  $\omega$  是 PSO 系统中一个非常重要的参数,是继承上代速度能力的反映.较大的惯性权重得到较大的速度,全局寻优能力和收敛速度都会增强,但会降低局部搜索能力且不易得到准确的全局最优解;较小的惯性权重可以提高局部寻优能力和收敛精度,但会减弱全局寻优能力,使收敛速度变慢.因此,惯性权重的选取对 PSO 算法的执行效果极其重要.

粒子群在前期迭代期间,粒子之间比较分散,适合选用较大的惯性权重  $\omega$ ,以提高全局搜索能力和收敛速度;在迭代后期,适合选用较小的惯性权重  $\omega$ ,以保证得到精确最优解.基于这一特点,本文摒弃使用定值惯性权重  $\omega$  做法,引入自适应惯性权重  $\omega$ ,表示如下.

$$\omega = \frac{\omega_{\max} - \omega_{\min}}{2} \cos(\pi \frac{Z}{Z_{\max}}) + \frac{\omega_{\max} + \omega_{\min}}{2} \quad (4)$$

式中,  $\omega_{\max}$  为最大惯性权重,通常取 0.9;  $\omega_{\min}$  为最小惯性权重,通常取 0.4;  $Z$  为当前迭代次数;  $Z_{\max}$  为最大迭代次数.

### 4.3 交叉变异概率

遗传算法中变异和交叉操作是保证染色体多样性的关键步骤.为了防止 PSO 在迭代后期陷入局部最优解的同时提高收敛速度,作者将自适应遗传算法变异和交叉操作融入 PSO 中.融入后的交叉、变异概率公式如下<sup>[22]</sup>.

$$P_c = \begin{cases} P_{c1} - \frac{(P_{c1} - P_{c2})(f' - f_{avg})}{f_{max} - f_{avg}}, & f' \geq f_{avg} \\ P_{c1}, & f' < f_{avg} \end{cases} \quad (5)$$

$$P_m = \begin{cases} P_{m1} - \frac{(P_{m1} - P_{m2})(f - f_{avg})}{f_{max} - f_{avg}}, & f \geq f_{avg} \\ P_{m1}, & f < f_{avg} \end{cases} \quad (6)$$

式中,  $P_c$  和  $P_m$  分别为交叉概率、变异概率;  $P_{c1}$  为最大交叉概率, 通常取 0.9;  $P_{c2}$  为最小交叉概率, 通常取 0.6;  $P_{m1}$  为最大变异概率, 通常取 0.1;  $P_{m2}$  为最小变异概率, 通常取 0.01;  $f_{avg}$  为粒子群每次迭代平均适应度值;  $f_{max}$  为粒子群中最大适应度值;  $f$  为当前要变异的适应度值;  $f'$  为当前要交叉的两个粒子中较大的适应度值。

#### 4.4 适应度函数设计

适应度函数主要评价每个粒子的好坏从而确定粒子是否保留到下一代. AGV 运行环境存在有限个障碍物, 路径规划的目标是规划一条 AGV 完成任务消耗时间最短且不会使 AGV 与障碍物碰撞的路径. 当 AGV 速度一定时, 时间最短主要由路径长度和路径光滑程度决定. 路径长度越短, 就能越快地到达目的地, 路径越平滑, 就越能避免 AGV 因转弯而减速过多. 因此, 从路径长度和路径光滑程度来设计适应度函数.

4.4.1 路径长度 路径初始位置和终点位置已知, 路径长度可表示为

$$f_1 = \begin{cases} \text{dis}, & k_i k_{i+1} \cap O_{obs} = \emptyset \\ \infty, & k_i k_{i+1} \cap O_{obs} \neq \emptyset \end{cases} \quad (7)$$

$$\text{dis} = \sum_{i=1}^{q-1} \sqrt{(x_i - x_{i+1})^2 + (y_i - y_{i+1})^2} \quad (8)$$

式中,  $f_1$  表示路径长度;  $q$  表示可行路径节点数;  $k_i k_{i+1}$  表示相邻节点之间的线段;  $O_{obs}$  表示障碍区. 当 AGV 路径与障碍物有重叠时, 即  $k_i k_{i+1} \cap O_{obs} \neq \emptyset$  时, 路径长度为无穷大, 从而达到使 AGV 避开障碍物的目的.

4.4.2 路径光滑度 路径光滑程度由弯道转角  $\gamma$  来衡量, 转角越小, 路径越平滑,  $\gamma=0$  时, 路径为直线.

$$f_2 = \sum_{i=1}^G \gamma_i \quad (9)$$

$$\gamma_i = \cos^{-1} \nabla \quad (10)$$

$$\nabla = \frac{\alpha\beta + \chi\delta}{\sqrt{\alpha^2 + \chi^2} \sqrt{\beta^2 + \delta^2}} \quad (11)$$

$$\begin{cases} \alpha = (x_{i-1} - x_i) \\ \beta = (x_i - x_{i+1}) \\ \chi = (y_{i-1} - y_i) \\ \delta = (y_i - y_{i+1}) \end{cases} \quad (12)$$

式中,  $f_2$  表示一条可行路径所有弯道转角之和;  $G$  表示一条可行路径弯道转角个数;  $(x_{i-1}, y_{i-1})$ 、 $(x_i, y_i)$  和  $(x_{i+1}, y_{i+1})$  分别是路径上三个相邻的点坐标.

适应度函数可表示为

$$Fit = \frac{1}{\mu f_1 + \eta f_2} \quad (13)$$

式中,  $Fit$  表示适应度函数;  $\mu$  和  $\eta$  分别表示  $f_1$  和  $f_2$  的权重系数, 权重系数按实际情况取值.

## 5 算法步骤

为了验证本文提出的粒子群遗传算法融合的 AGV 全局路径优化算法可行性和有效性, 选择 MATLAB 进行仿真, 具体算法步骤如下.

**Step 1:** 创建 AGV 模拟运行环境, 初始环境信息, 设置起点栅格, 终点栅格.

**Step 2:** 初始化算法参数. 随机生产规模为  $N$  的粒子群, 初始化其速度和位置, 并计算路径光滑度.

**Step 3:** 根据式(13)计算粒子群中  $N$  个粒子的适应度, 确定个体最佳位置  $P_{best}$ , 群体最佳位置  $P_{gbest}$ .

**Step 4:** 根据式(4)更新惯性权重.

**Step 5:** 根据式(2)和(3)更新  $N$  个粒子的速度和位置, 由式(9)计算路径光滑度, 并且根据式(13)计算更新后的  $N$  个粒子的适应度.

**Step 6:** 将更新后的每个粒子适应度与各自最佳位置  $P_{best}$  的适应度比较, 如果前者大, 将前者定义为新的  $P_{best}$ , 否则不变; 将更新后的  $N$  个粒子中最大适应度最大的与  $P_{gbest}$  适应度比较, 如果前者大, 将前者定义为新的  $P_{gbest}$ , 并且将原  $P_{gbest}$  放入禁忌表中, 否则不变.

**Step 7:** 判断是否满足终止条件, 若满足, 进入 Step 8, 否则转至 Step 4.

**Step 8:** 根据式(5)分别在禁忌表中中和更新后粒子群中选择交叉粒子, 完成交叉操作生成新粒子.

**Step 9:** 根据式(6)分别在禁忌表中中和更新后粒子群中选择变异粒子, 完成变异操作生成新粒子.

**Step 10:** 根据式(13)计算出新粒子的适应度,

根据适应度大小更新  $P_{best}$  和  $P_{gbest}$ .

**Step 11:** 判断是否满足终止条件, 若满足, 算法结束, 否则转至 Step 4.

### 6 仿真实验与结果分析

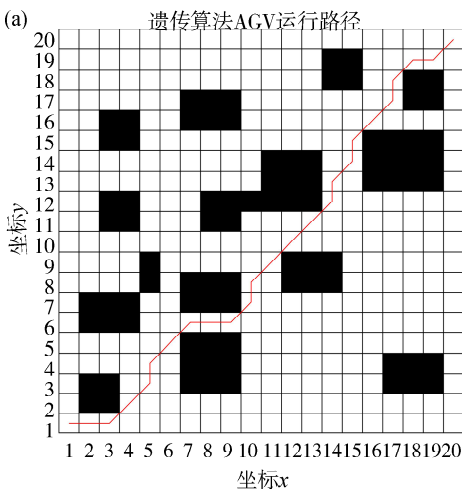
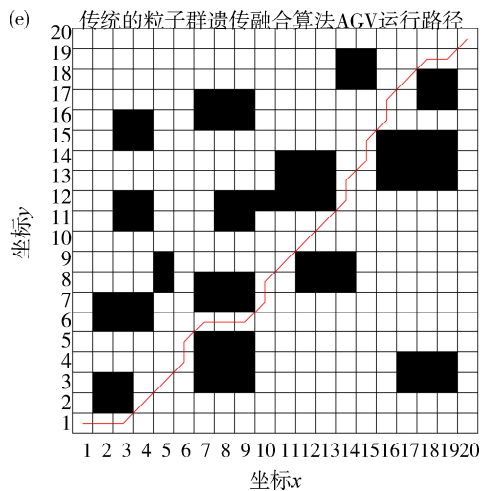
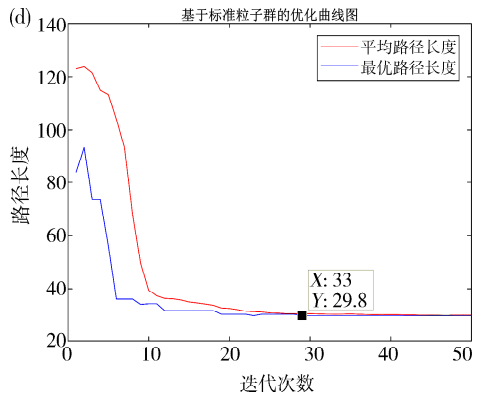
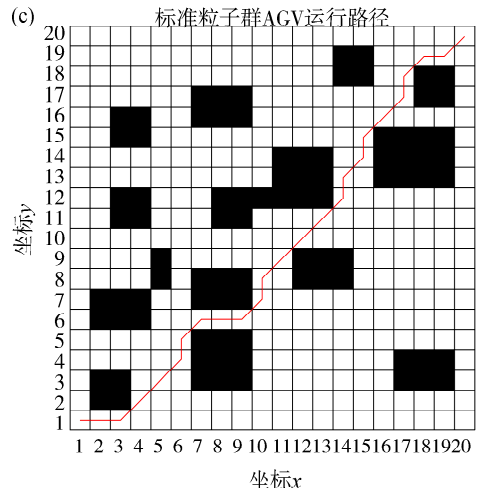
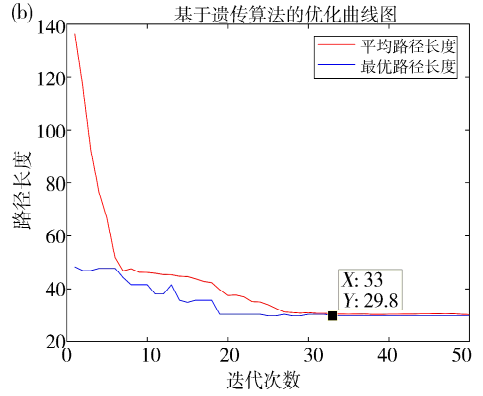
为了验证算法的可行性和有效性, 将实验分为标准的遗传算法、标准粒子群算法、文献[17]粒子遗传融合算法、本文改进的粒子遗传融合算法共四组. 每组仿真 10 次, 共 40 次. 仿真软件为 MATLAB2017b 版本, 栅格选  $20 \times 20$ . 主要算法参数: 最大迭代次数为 50; 加速度因子  $c_1 = c_2 = 2$ ; 权重系数  $f_1 = f_2 = 1$ . 仿真结果如表 1 所示. 当最优路径相同时, 迭代次数越少, 收敛速度则越快. 从四组实验中各选取接近平均迭代次数的仿真结果如图 2 所示.

表 1 不同算法的仿真结果

Tab. 1 Simulation results of different algorithm

算法	仿真次数	最优路径长度	最小迭代次数	平均迭代次数	最大迭代次数
GA	10	29.8	29	33.5	38
PSO	10	29.8	25	29.2	33
文献[19]算法	10	29.8	18	23.8	26
本文算法	10	29.8	13	15.7	18

由表 1 可知, 在每组 10 次实验中, GA 最小迭代次数为 29, 平均迭代次数为 33.5, 最大迭代次数为 38; PSO 最小迭代次数为 25, 平均迭代次数为 29.2, 最大迭代次数为 33; 文献[19]最小迭代次数为 18, 平均迭代次数为 23.8, 最大迭代次数为 26; 本文算法最小迭代次数为 13, 平均迭代次数为 15.7, 最大迭代次数为 18. 显而易见, 本文的算法与其它三种算法相比, AGV 路径寻优速度更快.



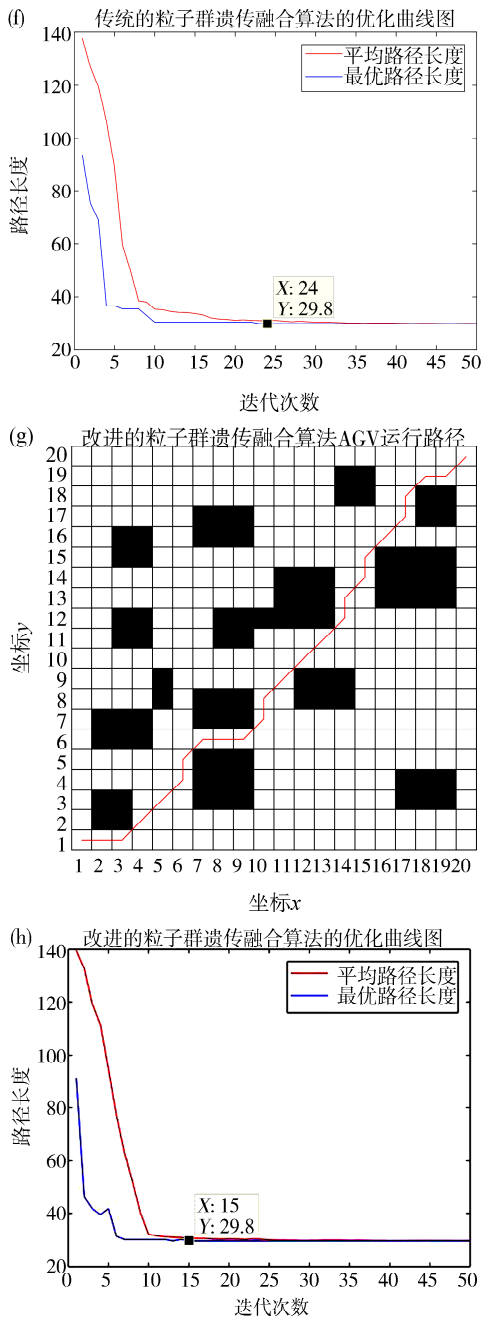


图 2 AGV 路径仿真图:(a)~(b)GA 算法;(c)~(d)PSO 算法;(e)~(f)文献[19]算法;(g)~(h)本文算法

Fig. 2 AGV path simulation diagram: (a)~(b)GA method; (c)~(d)PSO method; (e)~(f) method of Ref. [19]; (g)~(h) method of this paper

## 7 结 论

本文通过栅格法模拟 AGV 运行环境. 在初始位置和终点位置确定的前提下, 为了提高全局路径搜索能力, 提出了一种 GA-PSO 融合的 AGV 全局路径自适应寻优算法. 该算法引入自适应方法和新的交叉变异策略. 为了验证算法可行性和有效性, 分别用 GA、PSO、传统 GA-PSO 融合算法和改进

的 GA-PSO 融合算法进行全局路径寻优仿真. 实验表明, 改进后的算法提升了寻优速度, 缩短了 AGV 运行时间.

## 参考文献:

- [1] 徐滨士. 绿色再制造工程的发展现状和未来展望[J]. 中国工程科学, 2011, 13: 4.
- [2] 李晋航, 黄刚, 贾艳. 多模糊信息条件下的物流配送路径规划问题研究[J]. 机械工程学报, 2011, 47: 124.
- [3] 刘二辉, 姚锡凡, 蓝宏宇, 等. 基于改进遗传算导引小车动态路径规划及其实现[J]. 计算机集成制造系统, 2018, 24: 133.
- [4] Davoodi M, Panahi F, Mohades A, *et al.* Multiobjective path planning in discrete space [J]. Appl Soft Comput, 2013, 13 : 709.
- [5] 罗乾又, 张华, 王姮, 等. 改进人工势场法在机器人路径规划中的应用[J]. 计算机工程与设计, 2011, 32: 1411.
- [6] 王陈, 朱卫东. 基于 A\* 算法的足球机器人路径规划[J]. 计算机系统应用, 2018, 27: 189.
- [7] 谷润平, 崔朋, 唐建勋, 等. 基于 D\* 算法的场面滑行动态规划研究[J]. 科学技术与工程, 2015, 15: 315.
- [8] 孟令通, 朱洪渊, 蒋祖华, 等. 基于遗传算法的平板车调度优化方法[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2018, 39: 554.
- [9] 王雷, 李明, 刘志虎. 基于吸引场的蚁群算法在 TSP 中的应用[J]. 江苏大学学报: 自然科学版, 2015, 36: 573.
- [10] 肖辉辉, 万常选, 段艳明, 等. 基于引力搜索机制的花朵授粉算法[J]. 自动化报, 2017, 43: 576.
- [11] 吕新桥, 廖天龙. 基于灰狼优化算法的置换流水线车间调度[J]. 武汉理工大学学报, 2015, 37: 111.
- [12] 祖志文, 李秦. 基于粒子群优化的马氏距离模糊聚类算法[J]. 重庆邮电大学学报: 自然科学版, 2019, 31: 280.
- [13] 肖迪, 葛启承, 林锦国, 等. 一种双种群遗传粒子群算法及在 SMB 优化中的应用[J]. 南京理工大学学报, 2012, 36: 31.
- [14] 李亚非, 曹长虎. 基于粒子群优化和遗传算法的协同聚类算法[J]. 计算机工程, 2011, 37: 167.
- [15] 金敏, 鲁华祥. 一种遗传算法与粒子群优化的多子群分层混合算法[J]. 控制理论与应用, 2013, 30: 001231.
- [16] 崔光照, 李小广, 张勋才, 等. 基于改进的粒子群遗传算法的 DNA 编码序列优化[J]. 计算机学报, 2010, 33: 1.

- [17] 高尚, 韩斌, 吴小俊, 等. 求解旅行商问题的混合粒子群优化算法[J]. 控制与决策, 2004, 19: 1286.
- [18] 侯媛彬, 薛斐, 郑茂全, 等. 基于多层编码的遗传-粒子群融合算法流水线优化控制[J]. 机械工程报, 2015, 51: 159.
- [19] 潘勇, 郭晓东. 一种基于遗传算法改进的粒子群优化算法[J]. 计算机应用与软件, 2011, 28: 222.
- [20] 刘鑫, 李大海. 基于遗传算法的相位差异技术图像恢复[J]. 四川大学学报: 自然科学版, 2018, 55: 745.
- [21] 徐来, 蒲亦非, 周激流. 基于分数阶位置状态的量子粒子群算法[J]. 四川大学学报: 自然科学版, 2018, 55: 57.
- [22] 任子武, 伞冶. 自适应遗传算法的改进在系统辨识中应用研究[J]. 系统仿学, 2006, 18: 41.

**引用本文格式:**

中文: 周润, 龙伟, 李炎炎, 等. 面向绿色再制造系统的 AGV 路径规划研究[J]. 四川大学学报: 自然科学版, 2019, 56: 883.

英文: Zhou R, Long W, Li Y Y, *et al.* Study on AGV path planning for green remanufacturing system [J]. J Sichuan Univ; Nat Sci Ed, 2019, 56: 883.