

# 基于改进遗传算法的 AGV 动态路径规划及其实现

刘二辉<sup>1</sup> 姚锡凡<sup>1\*</sup> 蓝宏宇<sup>1</sup> 金 鸿<sup>2</sup>

(1. 华南理工大学 机械与汽车工程学院, 广东 广州 510640; 2. 华南农业大学 工程学院, 广东 广州 510642)

**摘要：**提供一种改进遗传算法的 AGV 动态路径规划算法, 其中, 针对传统变异算子缺少启发式规则导致变异产生优质解的概率较低和算法早熟的缺陷, 基于相连的路径片段组成的三角形建立使路径缩短的启发式变异规则提出路径微调算法; 为了提高路径的光滑程度便于 AGV 行驶, 提出路径光滑处理算法; 为了增加改进遗传算法的局部寻优能力, 对每一代的最优解进行模拟退火操作; 并且基于 Matlab GUI 开发工具开发出 AGV 动态路径规划仿真平台, 以证明所改进遗传算法求解 AGV 动态路径规划问题的有效性。

**关键词：**启发式规则; 路径微调算法; 路径光滑处理算法; 动态路径规划

**中图分类号：**TH16; TP24

**文献标识码：**A

## AGV Dynamic Path Planning Based on Improved Genetic Algorithm and its Implementation

LIU Erhui, YAO Xifan, LAN Hongyu, JIN Hong

(1. School of Mechanical and Automobile Engineering, South China University of Technology, Guangdong Guangzhou 510640, China; 2. College of Engineering, South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China)

**Abstract:** An improved genetic algorithm (IGA) for AGV dynamic path planning is proposed, in which fine-tuning path algorithm is proposed based on the heuristic rule to shorten path by the set up of a triangle consisting of connected path segments to aim at the drawbacks such as low probability of producing high quality solutions and premature resulted from the lack of heuristic rules in traditional mutation operators, path smoothing algorithm is proposed to improve the smoothness of the path and facilitate the running of AGV, and simulated annealing operation is performed for the optimal solution in each generation to enhance the IGA exploitation performance. An AGV dynamic path planning platform developed by MATLAB GUI tools so as to verify the proposed IGA for solving AGV dynamic path planning problems.

**Key Words:** heuristic rules ; path fine-tuning algorithm; path smoothing algorithm ; dynamic path planning

## 0 引言

AGV 作为智能物料运输的主要工具已经在现代生产系统中广泛使用, AGV 的采用带来诸如生产率提高、节约劳动成本、提高能源利用率和增强安全性等优点<sup>[1, 2]</sup>。路径规划是 AGV 领域的关键性问题, 主要目标是为 AGV 在包含障碍物的空间中规划出一条从起点到目标点的路径, 并且保证

**收稿日期：**2017-06-16; **修订日期：**2017-08-17. Received 16 Jun. 2017, accepted 17 Aug. 2017.

**基金项目：**国家自然科学基金资助项目(51675186, 51175187); 广东省科技计划项目(2017A030223002); 广州市南沙区科技计划项目(2015CX005)。**Foundation items:** Project supported by the National Natural Science Foundation, China(No.51175187); the Science & Technology Program of Guangdong Province, China(No. 2017A030223002); and the Science & Technology Program of Nansha, Guangzhou, China (No.2015CX005).

AGV 在运动过程中不与障碍物碰撞且以尽可能快的速度到达目标点完成指定任务<sup>[3]</sup>。AGV 的工作空间的环境地图可以是静态的也可以是动态的，静态环境的路径规划问题对算法性能要求比动态规划低，对于动态环境的路径规划问题，由于 AGV 工作空间中的障碍物实时运动，AGV 要规划出可靠地路径必须实时获取环境信息，并对规划好的路径进行快速修改<sup>[4]</sup>，因此本文着重研究 AGV 动态路径规划算法设计问题。

AGV 路径规划问题可以建模成约束优化问题，已经有很多学者研究 AGV 路径规划算法的设计问题，路径规划算法分为传统算法和智能算法，传统算法主要有 A\*算法<sup>[5]</sup>、D\*算法<sup>[6]</sup>、人工势场算法<sup>[7]</sup>、单元分解法、RRT\*<sup>[8]</sup>等，路径规划是 NP-Hard 型问题，随着环境地图的复杂性和动态性增加，传统求解算法有求解代价高、容易陷入局部极值和求解效率低等缺陷，为了克服这些缺陷有很多学者广泛研究各种智能优化算法在 AGV 路径规划领域的应用<sup>[9]</sup>。智能求解算法主要有遗传算法（Genetic Algorithm, GA）<sup>[10]</sup>、花授粉算法（Flower Pollination Algorithm, FPA）<sup>[11]</sup>、灰狼优化算法（Grey Wolf Optimization, GWO）<sup>[12]</sup>、帝国主义竞争算法（Imperialist Competitive Algorithm, ICA）<sup>[13]</sup>、教-学优化算法（Teaching-Learning-Based Optimization, TLBO）<sup>[14]</sup>、粒子群算法（Particle Swarm Optimization, PSO）<sup>[15]</sup>等。与传统求解算法相比智能算法求解路径规划问题有更好的鲁棒性<sup>[16]</sup>，GA 有很好的鲁棒性已经广泛应用于诸多组合优化领域，如云制造服务组合优化<sup>[17]</sup>、旅行商问题、AGV 与加工作业的集成调度问题<sup>[18]</sup>等。

已经有很多学者开展智能算法求解 AGV 动态路径规划问题的研究，文<sup>[19]</sup>基于细菌进化算法（Bacterial Evolutionary Algorithm, BEA）和人工势场算法（Artificial Potential Field, APF）提出细菌势场算法（Bacterial Potential Field, BPF），用于求解移动机器人静态和动态路径规划问题，该算法利用 BEA 优化引力和斥力系数，有效避免了传统 APF 算法容易陷入局部极值的缺点，仿真实验证明 BPF 算法求解移动机器人静态和动态路径规划问题的有效性，缺点是环境地图以及障碍物运动形式简单。传统的 GA 求解优化问题时，变异算子是按一定的概率随机生成一个新的基因替换原来的基因，会导致生成更好解的可能性较低，文<sup>[20]</sup>提出新的变异算子，具体做法是在要变异的基因邻域确定自由空间中的候选点集，然后从候选点集中随机选择点替换原来的基因进行变异，有助于提高变异生成优质解的可能性。基于改进变异算子提出改进 GA 并求解移动机器人动态路径规划问题，证明改进策略的有效性，但变异点选择没有启发信息，导致变异效率低。文<sup>[21]</sup>基于爬山算法提出新的变异算子，有效避免传统 GA 求解路径规划问题容易陷入局部极值的缺陷；改进可视图算法对环境地图进行建模，有效提高了规划出的路径的安全性；为了提高 GA 的寻优效率，遗传操作之后采

用 PSO 算法更新种群,仿真实验验证了改进 GA 求解移动机器人动态路径规划问题的有效性;缺点是环境地图简单,障碍物运动形式简单且动态障碍物较少。文<sup>[22]</sup>基于 PSO 提出改进重力搜索算法 (Gravitational Search Algorithm, GSA),基于改进的 GSA 求解多移动机器人的路径规划问题,仿真实验和实际实验证明该算法的有效性,缺点是工作空间中的障碍物时静态的。文<sup>[23]</sup>基于可视空间法提出改进的初始解生成算法,并提出新的变异算子以避免算法早熟,基于以上改进策略提出改进 GA,应用改进 GA 求解移动机器人静态和动态规划问题,实验证明改进 GA 求解静态和动态路径规划问题的有效性,缺点是动态环境中只有一个动态障碍物。文<sup>[24]</sup>基于 PSO 算法和勒让德谱方法 (Legendre pseudospectral method, LPM) 提出粒子群勒让德谱混合算法 (PSO-LPM), PSO-LPM 求解动态路径规划问题分为以下两个阶段:第一个阶段依赖 PSO 算法全局搜索能力强的优点利用 PSO 进行全局搜索,达到第一阶段的终止条件后进入依赖 LPM 算法搜索的第二阶段,仿真实验证明了 PSO-LPM 算法求解动态路径规划问题的有效性。文<sup>[25]</sup>提出了改进的 GWO 和 GA 求解 AGV 静态路径规划问题,进而设计路径光滑处理算法以及建立动态路径规划模型,并基于 Matlab GUI 开发工具开发出 AGV 静态和动态路径规划仿真平台,应用改进的 GA 求解多种环境地图 AGV 动态路径规划问题证明改进算法的有效性。

基于以上文献智能算法求解 AGV 动态路径规划时,变异算子缺少启发式规则导致变异产生优质解的概率较低,进而导致算法早熟。为此本文提出路径微调算法、路径光滑处理算法以及对每一代的最优解进行退火操作,路径微调算法考虑相连的路径片段组成的三角形建立使路径缩短的启发式变异规则,有助于提高变异算子产生较好解的可能性。对每一次迭代种群中的最优解进行路径光滑处理,可以有效减少规划出的路径的尖角,进而提高 AGV 的运行速度。对每一代的最优解进行退火操作,在最优解的邻域进行充分的搜索有效提高解的质量。为了验证改进遗传算法求解 AGV 动态路径规划问题,本文设计了两种动态环境地图,并建立 AGV 沿规划的路径运动的模型,基于 Matlab GUI 开发工具开发出 AGV 动态路径规划仿真平台,仿真实验证明本文提出的改进策略的有效性。

## 1 AGV 工作空间建模和路径规划模型

AGV 工作空间,障碍物空间,自由空间定义如下:移动机器人工作空间  $W$  是由  $R^2$  表示的物理空间,障碍物在工作空间  $W$  中的映射为障碍物空间  $O_{obs}$ ,机器人与障碍物无碰撞移动的空间为自由空间  $C_{free}$ ,则  $O_{obs} \cup C_{free} = W$ 。假设机器人工作空间为一个有限的区域,该区域内有一定数量的静态和动态障碍物,为了研究方便把 AGV 假设成为一个质点,忽略其实际尺寸,同时把障碍物放大的尺寸保证规划出的路径不会使 AGV 与障碍物碰撞<sup>[16]</sup>。环境地图的建模需要考虑三个重要的因

素：1) 数据在计算机中的存储；2) 用户方便使用环境地图数据；3) 便于智能优化算法高效的求解。考虑到上述因素本文采用二维的网格地图作为 AGV 工作空间的环境地图建模方法<sup>[26, 27]</sup>，黑色网格表示障碍物空间，反之是自由空间，如图 1 所示。

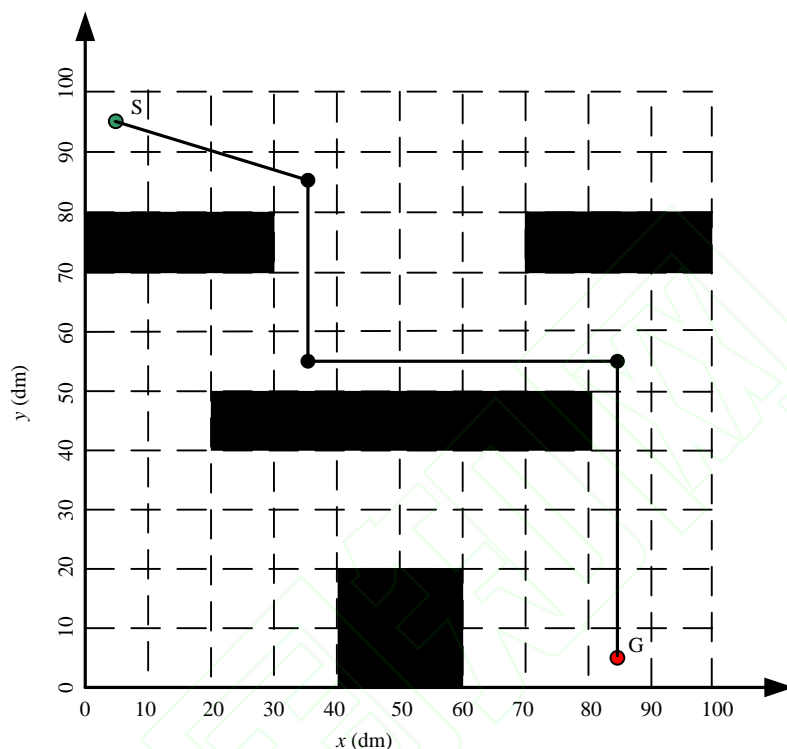


图 1 AGV 工作空间网格地图

AGV 从出发点到目的地的一条完整路径表示一个染色体，如图 2 所示基于遗传算法路径规划建模之后的路径染色体， $p_1$  是 AGV 运动起始点， $p_n$  是 AGV 根据调度系统指令要求到达的目的地，在自由空间中随机产生  $n-2$  个点满足  $\{p_1, p_2, \dots, p_n\} \in C_{\text{free}}$ ，这  $n$  个点按顺序连接起来便构成一个从起始点到目的地的染色体，一条染色体在网格地图中的表示如图 1 中连接“S”和“G”的实线所示。

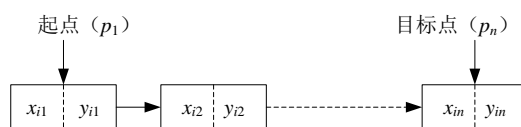


图 2 长度为 n 的染色体

## 2 基于改进遗传算法的 AGV 动态路径规划

### 2.1 适应度函数设计

适应度函数主要用于评价每个染色体的优劣，进而确定遗传操作时该染色体的基因遗传到下一

代的概率，本文从三个方面设计适应度函数：路径长度、路径染色体与障碍物相交的路径片段数和路径的光滑程度。

#### (1) 路径长度和路径染色体与障碍物相交的路径片段数

$$f_1 = \begin{cases} \sum_{i=1}^{n-1} d(p_i, p_{i+1}) & p_i p_{i+1} \cap O_{\text{obs}} = \Phi \\ \sum_{i=1}^{n-1} d(p_i, p_{i+1}) + \delta \sum_{i=1}^{n-1} \theta_i & p_i p_{i+1} \cap O_{\text{obs}} \neq \Phi \end{cases} \quad (1)$$

式中， $f_1$  为目标函数， $O_{\text{obs}}$  为障碍物集合， $\delta$  为惩罚因子， $p_i p_{i+1}$  表示基因点  $p_i$  和  $p_{i+1}$  连接形成的线段，并把这样的线段定义为路径片段。

$$\theta_i = \begin{cases} 1 & p_i p_{i+1} \cap O_{\text{obs}} \neq \Phi \\ 0 & p_i p_{i+1} \cap O_{\text{obs}} = \Phi \end{cases} \quad (2)$$

#### (2) 路径光滑程度

当 AGV 通过路径转弯的地方时需要减速，AGV 通过转弯处的时间与拐弯角度的大小相关，为了提高 AGV 的运行效率需要控制路径转弯处的角度，因此把路径光滑程度作为目标函数的一部分，保证规划出的路径接近理论最优解。转弯角度表示为沿 AGV 路径前进方向转弯前的路径与转弯后的路径反向延长线所成角度  $\phi$ ，如图 3 所示，路径光滑程度函数用式 (3) 表示。 $\phi$  越大表示路径越不光滑，当  $\phi=0$  时，路径为直线。

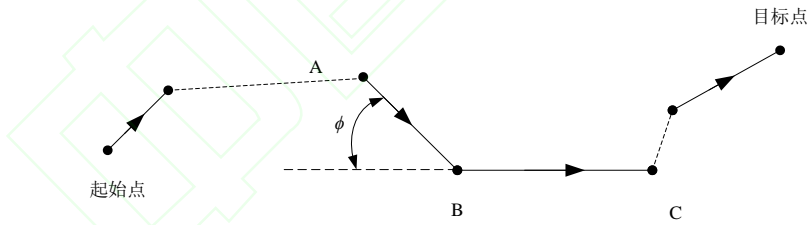


图 3 路径光滑程度示意

$$f_2 = \sum_{i=1}^m \phi_i \quad (3)$$

式中， $m$  表示一条完整的路径转弯次数， $\phi_i$  表示第  $i$  个转弯点转弯角度。

$$\phi = \arccos \left( \frac{\mathbf{BA} \cdot \mathbf{CB}}{|\mathbf{BA}| |\mathbf{CB}|} \right) = \arccos \left( \frac{(x_A - x_B)(x_B - x_C) + (y_A - y_B)(y_B - y_C)}{\sqrt{((x_A - x_B)^2 + (y_A - y_B)^2)} \sqrt{((x_B - x_C)^2 + (y_B - y_C)^2)}} \right) \quad (4)$$

式中， $(x_A, y_A)$ ， $(x_B, y_B)$  和  $(x_C, y_C)$  分别是 A、B 和 C 三点的坐标。

#### (3) 适应度函数

适应度函数用于每一次迭代之后评估每个染色体的优劣，适应度值与一个染色体遗传到下一代的概率成正比，适应度值越大表示该染色体对应的解越优秀。本文设计的适应度函数如式 (5)， $f_1$  和  $f_2$  越小表示路径长度越短、路径与障碍物碰撞次数最少和路径更平滑，实际应用中  $f_1$  和  $f_2$  的重要程度不同，根据实际要求选择合适  $\alpha$  和  $\beta$ 。

$$fit = N - \alpha f_1 - \beta f_2 \quad (5)$$

式中， $N$  为足够大的正数， $fit$  为适应度函数， $\alpha$  和  $\beta$  分别是  $f_1$  和  $f_2$  的权重系数。

## 2.2 路径微调算子

传统的变异算子是按一定的的概率在一个基因的邻域生成一个基因替换原来的基因，这种做法的缺点是缺乏启发式信息，因此变异生成优质解的概率较小，本文借助路径相邻片段组成的三角形提出使变异后路径变短的启发式规则，有效的提高了算法的局部信息开采能力。路径相邻片段组成的三角形分为以下几种情形：

### (1) 情形一（图 4(a)和图 4(b)）

图 4(a)中路径片段与障碍物相交，图 4(b)路径片段由于折弯角度大而导致路径长度过大，因此本文提出路径微调算子，通过微调可以使路径片段变短或者避开障碍物，对于情形一具体做法如下：

沿向量  $BP$  方向或者  $BP$  的反方向移动  $m$  个单元格之后为  $B'$  点，向量  $BP$  是向量  $AC$  法向量的单位向量，则  $OB' = OB + (md_{grid})BP$ ，这样既可以使路径片段避开障碍物（如图 4(a)所示）或者使路径片段变得更短（如图 4(b)所示）。设  $B'$  点坐标为  $(x_{B'}, y_{B'})$ ，则  $B'$  点坐标如下：

$$x_{B'} = round \left( \left( \frac{md_{grid}(y_A - y_C)}{\sqrt{(y_A - y_C)^2 + (x_C - x_A)^2}} + x_B \right) / d_{grid} \right) d_{grid} \quad (6)$$

$$y_{B'} = round \left( \left( \frac{md_{grid}(x_C - x_A)}{\sqrt{(y_A - y_C)^2 + (x_C - x_A)^2}} + y_B \right) / d_{grid} \right) d_{grid} \quad (7)$$

式中， $d_{grid}$  是网格地图中一个单元格的尺寸， $(x_A, y_A)$ 、 $(x_B, y_B)$  和  $(x_C, y_C)$  分别是 A、B 和 C 三点坐标， $round(\cdot)$  为四舍五入取整函数。

向量  $BP$  方向的确定方法：如图 4(a)和图 4(b)可以看出  $BP$  与  $BA$  和  $BC$  夹角都是锐角的情况下  $|BA| + |BC| > |B'A| + |B'C|$ ，因此沿  $BP$  方向移动 B 点有助于基因点 B 避开障碍物，也有利于路径片段更短。所以  $BP$  与  $BA$  和  $BC$  夹角都应该是锐角，若  $BP$  与  $BA$  和  $BC$  夹角都是钝角， $BP$  反向。



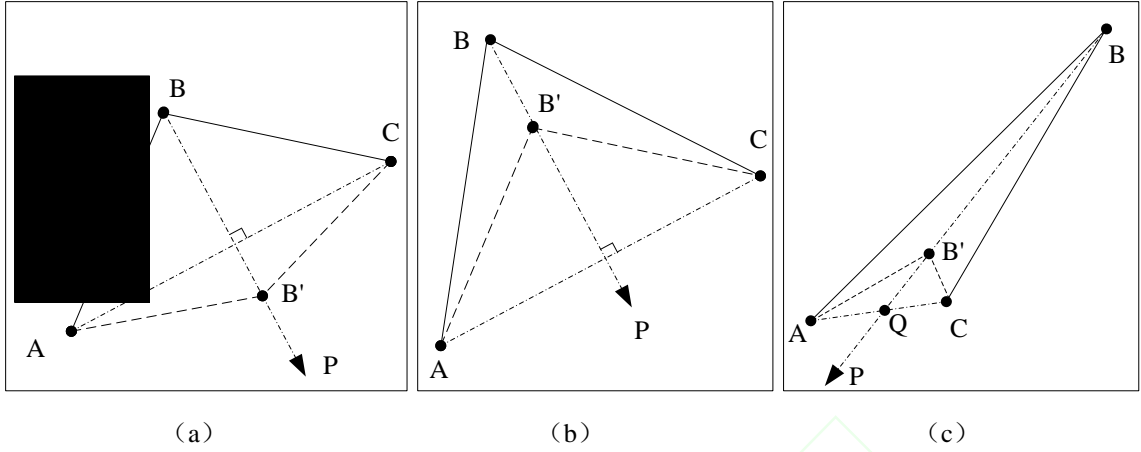


图 4 路径微调算子

(2) 情形二 (图 4(c))

图 4(c)中 Q 点是 AC 的中点, B 点沿 AC 的垂线方向微调已经不再合适, 此时 B 点需要沿 B 点与 AC 中点连线方向微调才能使路径有效缩短, 沿向量  $\mathbf{BP}$  方向移动  $m$  个单元格之后为  $B'$  点,  $\mathbf{BP}$  是  $\mathbf{BQ}$  的单位向量, 则  $\mathbf{OB}' = \mathbf{OB} + (md_{\text{grid}})\mathbf{BP}$ , 情形二  $B'$  点具体计算方法如下:

$$x_{B'} = \text{round} \left( \left( \frac{md_{\text{grid}}((x_A + x_C)/2 - x_B)}{\sqrt{((x_A + x_C)/2 - x_B)^2 + ((y_A + y_C)/2 - y_B)^2}} + x_B \right) / d_{\text{grid}} \right) d_{\text{grid}} \quad (8)$$

$$y_{B'} = \text{round} \left( \left( \frac{md_{\text{grid}}((y_A + y_C)/2 - y_B)}{\sqrt{((x_A + x_C)/2 - x_B)^2 + ((y_A + y_C)/2 - y_B)^2}} + y_B \right) / d_{\text{grid}} \right) d_{\text{grid}} \quad (9)$$

式中, 每个字母的含义同情形一。

路径微调算法具体实施方法如下:

**步骤 1** 按图 4 中 AB 与 BC 所成角度  $\theta$  把基因点分为四类:  $0 \leq \theta \leq \pi/6$ 、 $\pi/6 < \theta \leq \pi/3$ 、 $\pi/3 < \theta \leq \pi/2$  和  $\theta > \pi/2$ 。

**步骤 2** 因为  $\theta$  越小说明这个基因点是尖点, 对路径长度的缩短和路径光滑程度有很大影响, 其它次之, 因此先处理  $0 \leq \theta \leq \pi/6$  的基因点, 依次处理后边三种情形。

### 2.3 路径光滑处理算法

动态路径规划时起点按一定速度沿规划好的路径运动, 但是动态规划过程中每一代中的最优染色体对应的路径可能会有很多尖角, 并不适合 AGV 直接行使, 因此本文提出路径光滑处理算法如图 5 所示。

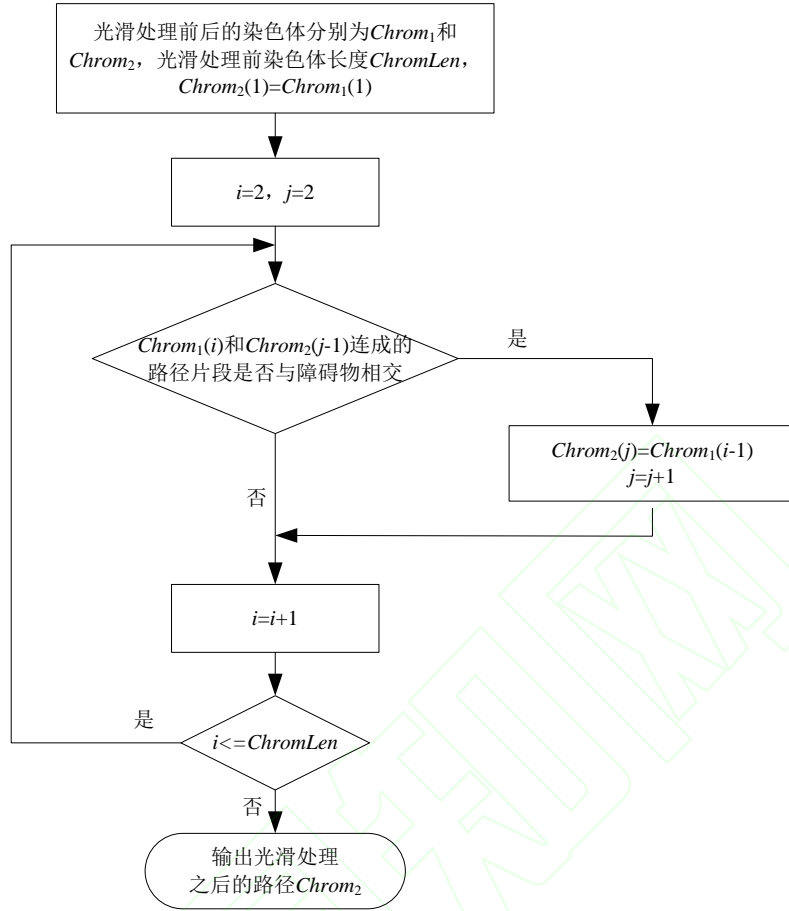


图 5 路径光滑处理算法

## 2.4 初始解生成算法

一条路径染色体包括  $(n-2)$  个自由空间中的点, 为了使这些点尽可能的均匀分布到自由空间中, 按图 6 所示的方法生成路径染色体中中的一些点, 这样可以避免路径染色体上的基因聚集在一个小邻域内。  $p_1$  和  $p_7$  是 AGV 运动的起点和目标点,  $p_i$  是自由空间  $C_{\text{free}}$  中的任意点,  $i=1,2,\dots,6$ ; 虚线  $L_i$  把线段  $p_1p_7$  平均分成 6 份, 则  $p_i$  的坐标计算如下:

$$x_i = x_1 + \frac{i-1}{n-1}(x_n - x_1) + \frac{m_{\text{rand}} d_{\text{grid}}}{\sqrt{(x_1 - x_n)^2 + (y_1 - y_n)^2}}(y_1 - y_n) \quad (10)$$

$$y_i = y_1 + \frac{i-1}{n-1}(y_n - y_1) + \frac{m_{\text{rand}} d_{\text{grid}}}{\sqrt{(x_1 - x_n)^2 + (y_1 - y_n)^2}}(x_n - x_1) \quad (11)$$

式中,  $n$  是染色体长度,  $d_{\text{grid}}$  是网格尺寸,  $(x_i, y_i)$  是网格地图中  $p_i$  点坐标,  $(x_1, y_1)$  和  $(x_n, y_n)$  分别是 AGV 运动的起点和目标点,  $m_{\text{rand}}$  是  $\{-m, 1-m, \dots, m-1, m\}$  中的随机数。如果按式 (10) 和 (11) 生成的初始点不在自由空间时, 在  $p_i$  的邻域生成一个新的点替换  $p_i$ 。



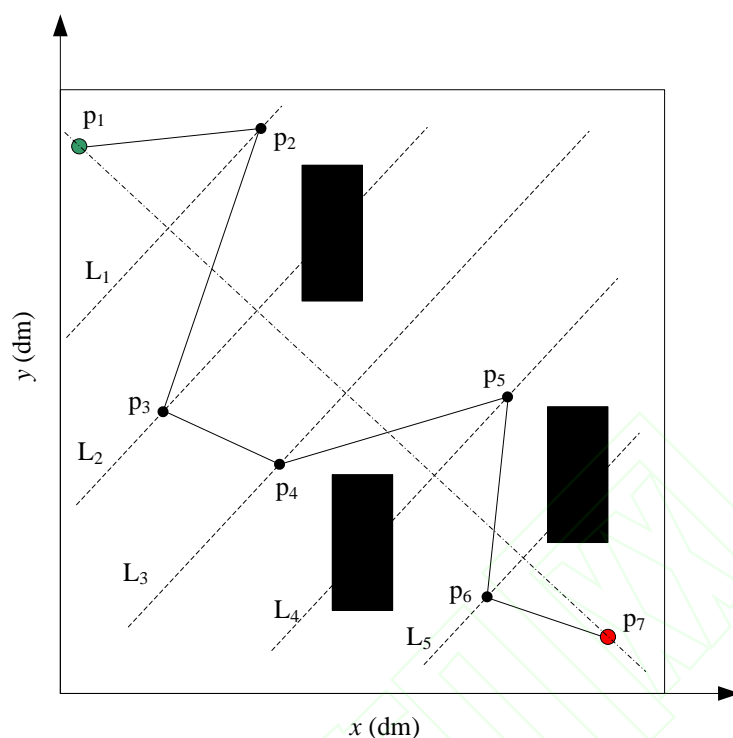


图6 初始解示意图

## 2.5 遗传操作算子

选择算子是模拟自然界生物的优胜劣汰现象提出的，GA 中选择操作保证优良的基因遗传到子代的概率较大，一般做法是采用轮盘赌规则按正比于个体适应度的概率决定一个个体是否遗传到下一代，这种做法的优点是可以有效提高优良基因在子代中的比例，缺点是有可能使最优解丢失，因此普遍采用带精英策略的选择算子，为了避免传统精英保留策略容易使种群多样性恶化的缺陷，选择操作采用作者之前设计基于 GWO 算法改进的精英保留策略和传统轮盘赌相结合的方法<sup>[16,28]</sup>。

交叉算子在 GA 中的作用主要是全局搜索，为了提高种群的多样性，本文采用作者之前设计的基于染色体信息熵交叉概率自适应调节的策略，当两个染色体上的基因相似度高时，交叉概率自动变大以增加交叉操作发生的可能性，进而增加染色体和种群多样性<sup>[16]</sup>。交叉操作采用参数化均匀交叉算法和部分映射交叉算法相结合的方式，避免单一交叉算子搜索能力局限的缺点。

变异算子在 GA 中起到至关重要的作用，可以有效维持种群的多样性，避免算法陷入局部最小值，传统的变异概率使恒定的缺少种群信息<sup>[29]</sup>，本文采用作者之前设计的基于染色体信息熵变异概率自适应调节的策略<sup>[30]</sup>，当染色体上的基因聚集时变异概率自动变大以增加染色体上基因的多样性。传统的变异算子是随机选取一个基因，并按一定的规则生成一个新的基因按概率决定是否变异，对

于 AGV 路径规划问题这种做法不利于生成优质解，考虑到 AGV 路径规划问题的特殊性变异操作采用作者之前设计的邻域变异算法和本文提出的路径微调算法<sup>[6]</sup>。为了提高算法的局部信息开采能力，每一次迭代对最优解进行模拟退火操作。

### 3 AGV 复杂环境路径规划仿真实验与结果分析

#### 3.1 AGV 动态路径规划算法仿真平台开发

为了验证本文提出的改进 GA 求解 AGV 动态路径规划的有效性，采用 Matlab 2014b 软件的 GUI 开发工具，开发出基于智能优化算法的 AGV 动态规划仿真系统，如图 7 所示。系统大致包括四个区：

(1) 地图绘制和路径显示区，用于绘制地图、显示地图和显示求解过程中的最优路径；(2) 参数输入区，主要用于输入与算法和地图设置相关的参数；(3) 收敛曲线区，用于显示目标函数的收敛曲线；(4) 按钮区，“绘制地图”、“加载地图”、“障碍物运动速度”和“改进 GA”等。图 7 中粗虚线路径是改进遗传算法规划出的路径，细虚线路径是单击“路径光滑处理”按钮之后把不必要的路径片段丢弃得到的路径，通过单击“路径光滑处理”按钮可以对比光滑处理前后的路径的区别，绿色、红色和蓝色三个障碍物表示动态障碍物，障碍物沿箭头指向运动，黑色为静态障碍物。

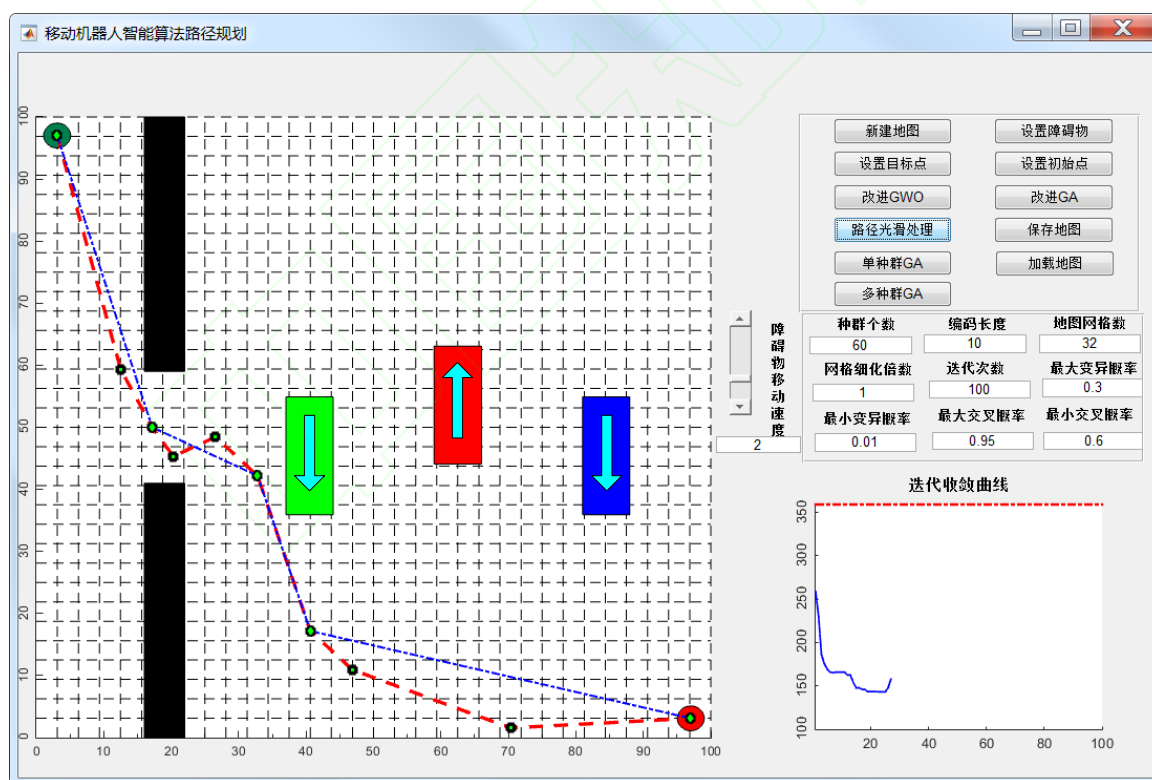


图 7 静态和动态路径规划集成仿真实验平台

#### 3.2 基于改进遗传算法的 AGV 静态路径规划

动态 AGV 路径规划问题求解过程可以看做一系列静态路径规划过程，为了验证本文提出的改进

GA 求解 AGV 动态路径规划问题的有效性，先与传统的单种群 GA 和多种群 GA 求解静态路径规划对比证明本文提出的改进 GA 求解静态路径规划的性能，进而再应用改进 GA 求解 AGV 动态路径规划问题。

采用本文提出的改进 GA、传统的单种群 GA 和多种群 GA 求解该静态路径规划问题，参数设置如表 1 所示，路径优化结果如图 8 所示，目标函数收敛曲线如图 9 所示。从图 8 可以看出，改进 GA 优化出的路径比较平滑，而另外两种算法没有求出优化可行解。而从图 9 可以看出，改进 GA 很快收敛到最优解，而另外两种算法由于没有引入本文的改进策略导致算法陷入局部极值，三种算法对比证明本文提出的改进策略有效的提高 GA 的搜索能力。

表 1 改进遗传算法求解 AGV 静态路径规划参数设置

参数名	参数值
种群个数 ( $nPop$ )	60
染色体长度( $ChromLen$ )	10
网格细化倍数 ( $GridRefine$ )	2
迭代次数 ( $IterMax$ )	100
最小交叉概率 ( $P_{cmin}$ )	0.7
最小变异概率( $P_{min}$ )	0.01
最大交叉概率( $P_{cmax}$ )	0.95
最大变异概率( $P_{max}$ )	0.1

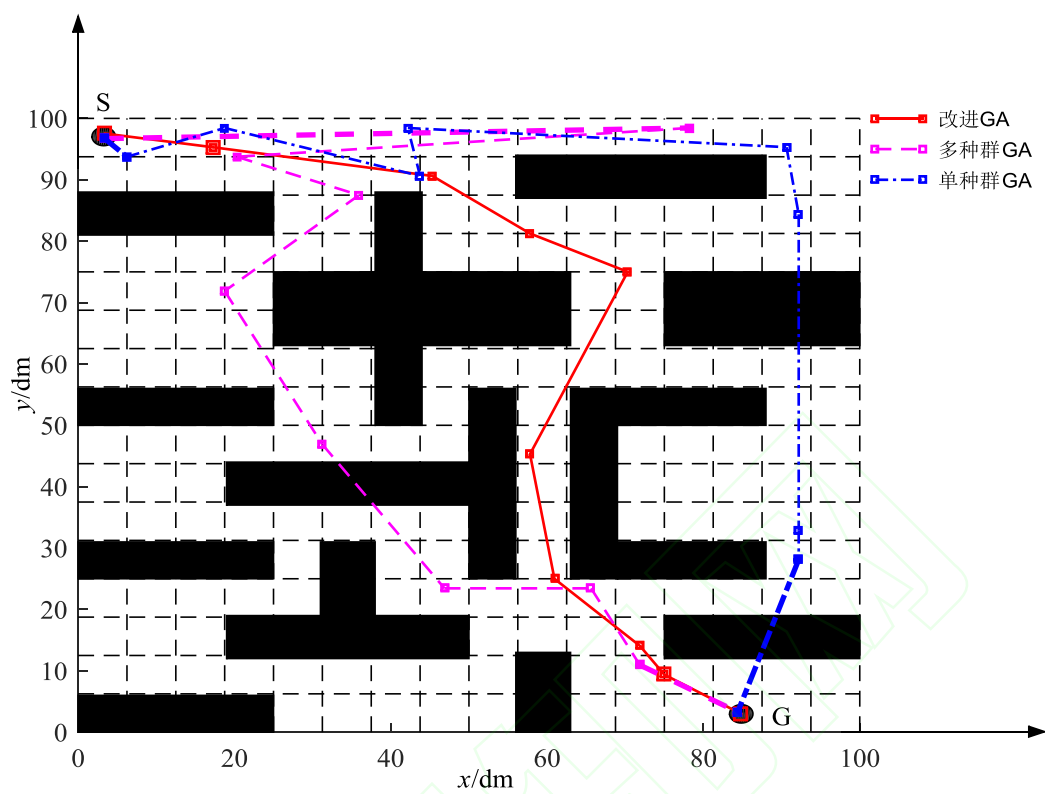


图8 三种算法求解静态路径规划结果

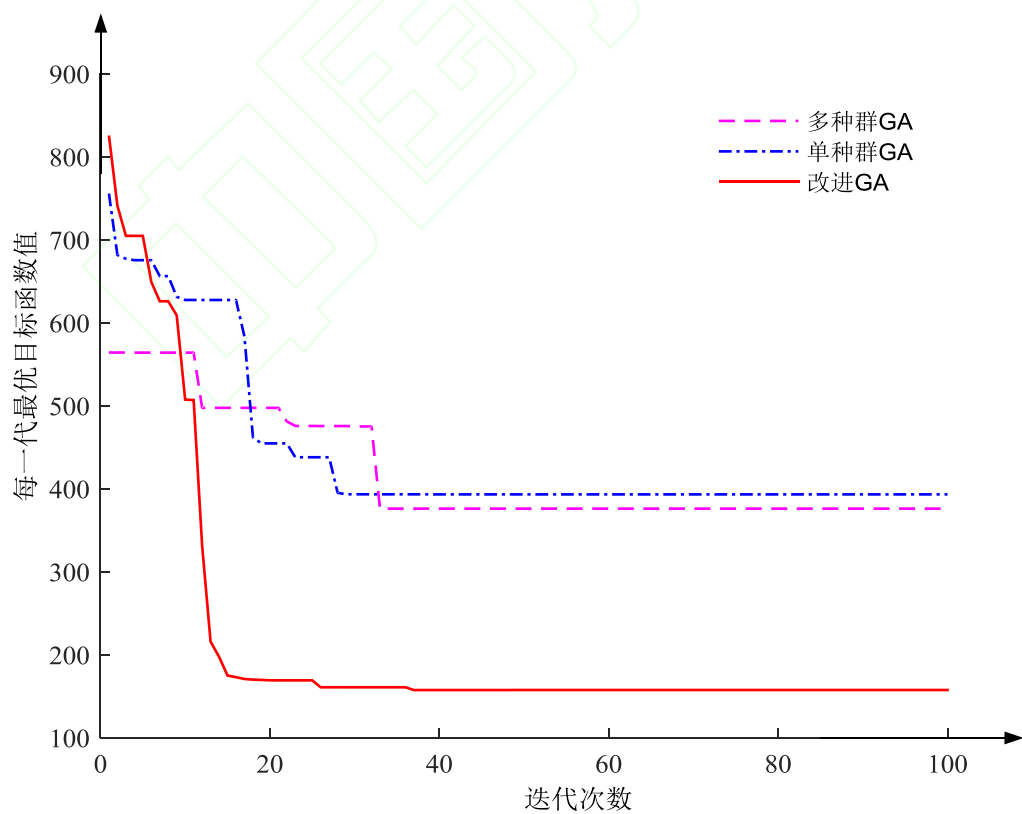


图9 三种算法求解静态路径规划的收敛曲线

### 3.3 AGV 动态路径规划仿真实验一

AGV 动态路径规划实验一中动态障碍物是直线单向运动，直线单向运动障碍物建模如下：

第  $i$  个障碍物表示为  $Obstacle_i = [x_i, y_i, Width_i, Height_i]$ ，其中  $(x_i, y_i)$  是障碍物左下角坐标， $Width_i$  和  $Height_i$  分别是障碍物的宽度和高度。动态运动的障碍物  $i$  迭代到第  $t$  次时左下角纵坐标如下：

$$y_{it} = \frac{(t - \rho IterMax)}{1 - \rho IterMax} y_{\min} + \frac{(t - 1)}{\rho IterMax - 1} y_{\max} \quad (12)$$

式中， $y_{\min}$  和  $y_{\max}$  分别是迭代开始和结束时障碍物  $i$  左下角纵坐标， $IterMax$  是最大迭代次数， $\rho$  速度因子控制障碍物移动的速度，越小障碍物运动速度越快， $t$  是当前迭代次数。

绘制如图 11 所示动态地图，其中黑色矩形表示静态障碍物，另外三个表示动态障碍物，绿色、蓝色和红色分别记为  $Ob_g$ 、 $Ob_b$  和  $Ob_r$ ， $Ob_g$  和  $Ob_b$  向  $y$  轴负方向运动， $Ob_r$  沿  $y$  轴正方向运动，“S”和“G”分别表示 AGV 运动的出发点和目的地。用本文改进的遗传算法求解此动态环境的路径规划问题，算法流程如图 10 所示，参数如表 2 所示，迭代过程中每 10 代绘制动态路径规划过程如图 11 所示，收敛曲线如图 12 所示。动态路径规划实验一中参数速度因子  $\rho$  设置为 1，表示迭代 100 次障碍物从  $y_{\min}$  运动到  $y_{\max}$ ，或者从  $y_{\max}$  运动到  $y_{\min}$ 。

表 2 改进遗传算法求解 AGV 动态路径规划参数设置

参数名	参数值
种群个数 ( $nPop$ )	60
染色体长度( $ChromLen$ )	12
网格细化倍数 ( $GridRefine$ )	2
迭代次数 ( $IterMax$ )	100
最小交叉概率 ( $P_{cmin}$ )	0.7
最小变异概率( $P_{min}$ )	0.01
最大交叉概率( $P_{cmax}$ )	0.95
最大变异概率( $P_{max}$ )	0.1

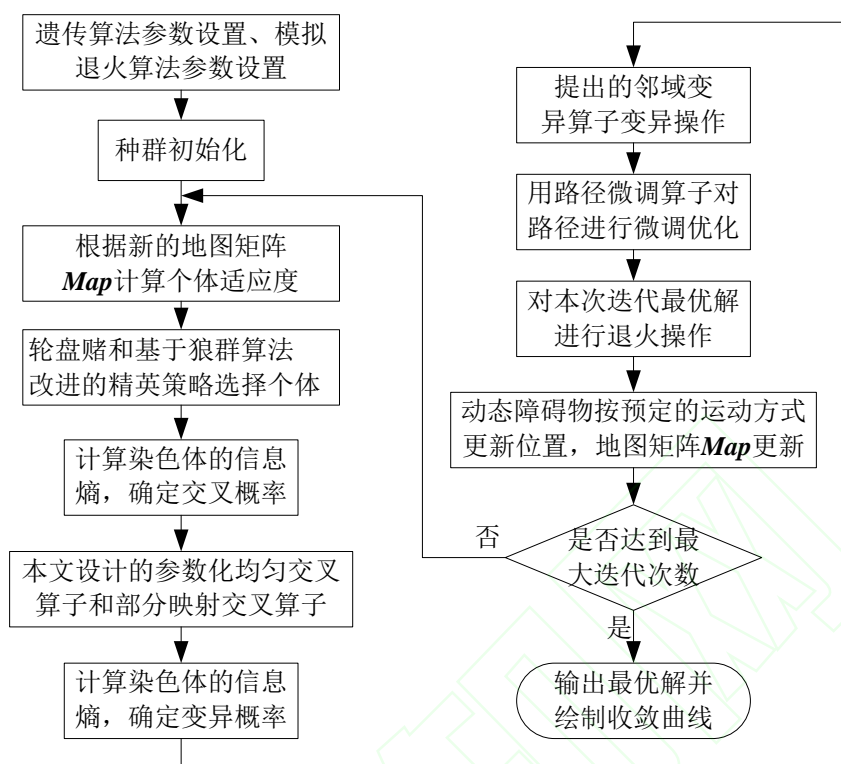


图 10 基于改进遗传算法的 AGV 动态路径规划流程



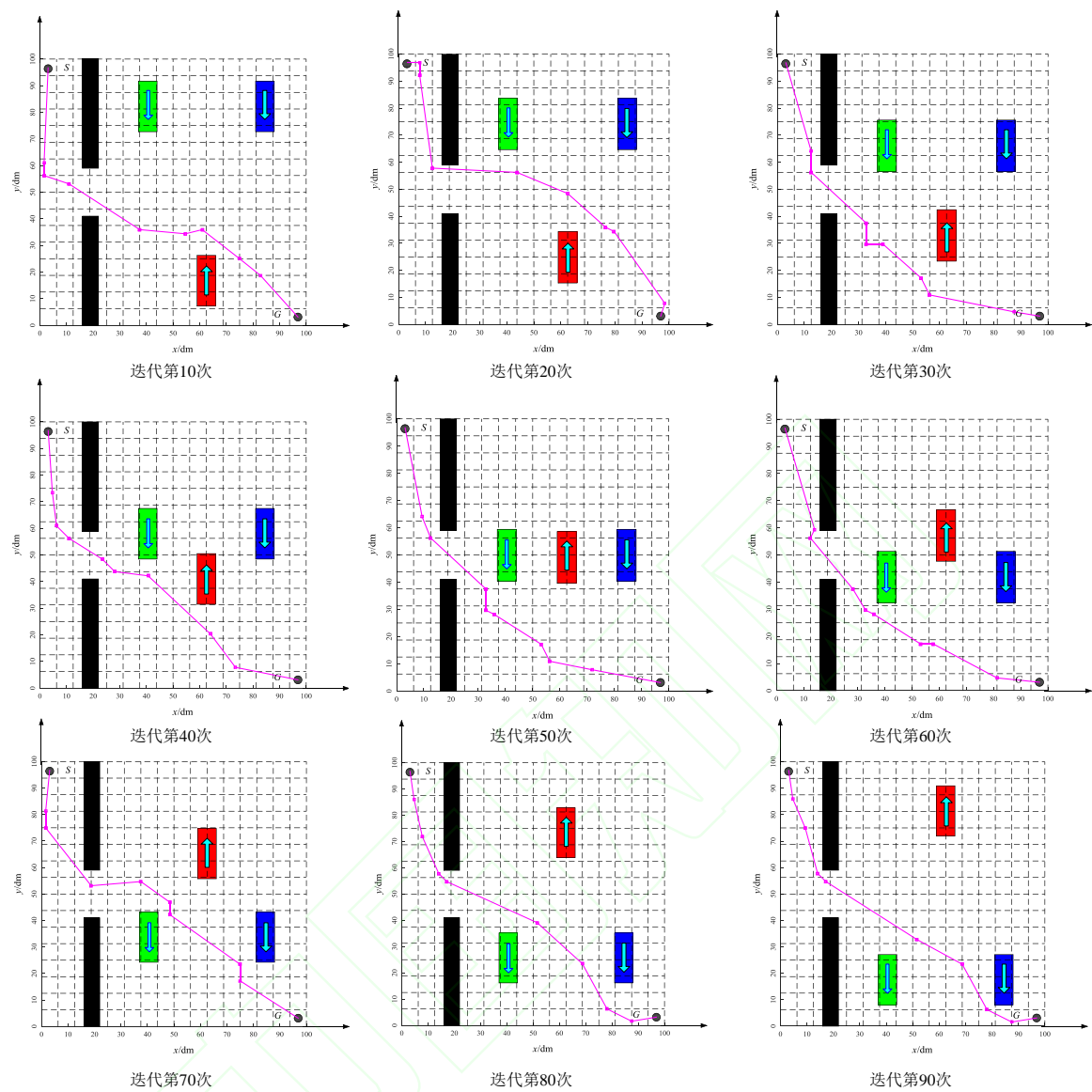


图 11 改进遗传算法的 AGV 动态规划过程

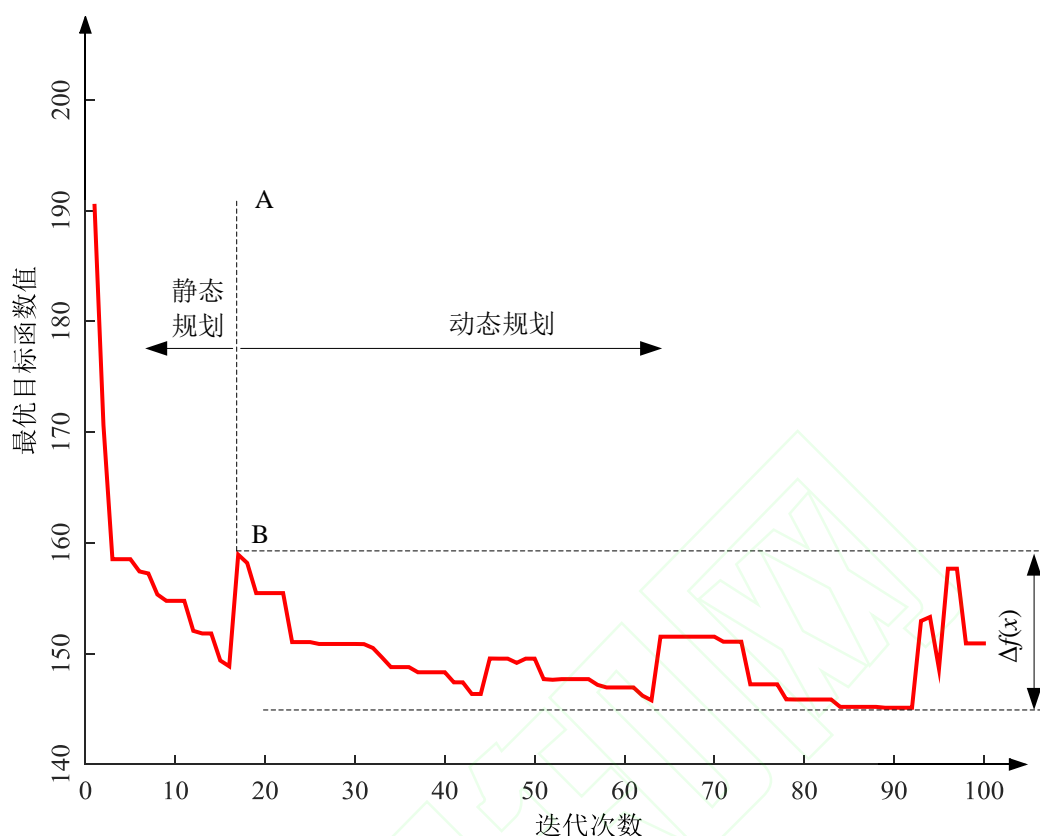


图 12 改进遗传算法的 AGV 动态路径规划收敛曲线

从图 11 和图 12 中可以看出迭代前 15 次左右动态障碍物还没影响到规划好的路径，相当于图 12 中直线 AB 的左侧区域，这个区域可以看做是静态路径规划，改进 GA 快速搜索到最优解，迭代到 15 到 20 次左右动态障碍物开始影响到规划好的路径，此时改进 GA 进行再次规划，直线 AB 的  $x$  轴正向区域都是动态规划过程。目标函数设计时对与障碍相交的路径有惩罚因子  $\delta$ ，实验中设定惩罚因子为 200，如果路径上有一个路径片段与障碍物碰撞目标函数值增加 200，从图 12 中可以看出动态规划过程中  $\Delta f(x) < 200$ ，所以这个动态规划过程中最优路径始终没有与障碍物碰撞，证明本文提出的改进 GA 求解动态环境下的有较好的路径规划寻优能力和避障能力，能满足实际生产车间和物流车间的应用。

### 3.4 动态环境地图规划仿真实验二

动态环境地图如图 14 所示，图中浅蓝色圆就是绿色障碍物做圆周运动时障碍物中心的轨迹，靠近  $y$  轴的两个黑色障碍物是静态障碍物，红色、绿色和蓝色是三个动态障碍物，分别记为  $Ob_g$ 、 $Ob_b$  和  $Ob_r$ ，三个障碍物在迭代过程中一直在运动， $Ob_g$  作圆周运动、 $Ob_b$  和  $Ob_r$  沿  $y$  轴方向往复运动。 $Ob_b$  的纵坐标  $y_b$  从  $y_{\max}$  线性递减到  $y_{\min}$ ， $Ob_g$  正好转一周， $Ob_r$  纵坐标  $y_r$  从  $y_{\min}$  线性增加到  $y_{\max}$ 。对于动态规划设置绿色障碍物在迭代过程一直在做圆周运动共转 2 周，因此另外两个障碍物上下来回

运动一次回到出发点。

### (1) 直线往复运动建模

假设障碍物  $i$  左下角纵坐标  $y_i$  在迭代开始时  $y_{\min}$ ，迭代一定次数之后到达  $y_{\max}$ ， $y_i$  从  $y_{\min}$  递增到  $y_{\max}$  经历的迭代次数为  $IterHalfT$ ，也就是往复运动的半个周期，迭代到第  $t$  次障碍物左下角纵坐标  $y_i$  计算方法如下：

$$y_{it} = y_{\max} - \frac{y_{\max} - y_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} |t - t_{\max}| \quad (0 \leq t \leq 2IterHalfT) \quad (13)$$

式中， $t$  是迭代次数， $y_{it}$  是障碍物  $i$  迭代到第  $t$  次左下角纵坐标， $t_{\max}$  是  $y_{it}$  从  $y_{\min}$  递增到  $y_{\max}$  再从  $y_{\max}$  递减到  $y_{\min}$  经历的迭代次数为  $2IterHalfT$ ，如果  $t > 2IterHalfT$  则  $t$  计算方法如下：

$$t = t - 2 \left\lfloor \frac{t}{2IterHalfT} \right\rfloor IterHalfT \quad (14)$$

$$IterHalfT = \frac{IterMax}{\rho} \quad (15)$$

式中， $\lfloor \cdot \rfloor$  是向下取整函数，如  $\lfloor 1.6 \rfloor = 1$ ， $\rho$  是调整障碍物运动速度的参数，如  $\rho = 2$  时障碍物  $i$  左下角纵坐标  $y_i$  从  $y_{\min}$  递增到  $y_{\max}$  经历的迭代次数为  $\frac{IterMax}{2}$ 。

### (2) 圆周运动建模

如图 13 所示， $OC$  是坐标原点指向圆心的向量， $CP$  是圆心  $C$  指向  $Ob_g$  中心  $P$  的向量， $PQ$  是  $Ob_g$  中心  $P$  指向左下角点  $Q$  的向量， $OQ$  是坐标原点指向  $Ob_g$  左下角点  $Q$  的向量，这几个向量关系是  $OQ = OC + CP + PQ$ ，设迭代第  $t$  次  $OQ = (x_{qt}, y_{qt})$ ，具体计算如下：

$$x_{qt} = x_c + |CP| \cos\left(\frac{2\pi\rho}{IterMax}\right) - Width_i/2 \quad (16)$$

$$y_{qt} = y_c + |CP| \sin\left(\frac{2\pi\rho}{IterMax}\right) - Height_i/2 \quad (17)$$

式中， $t$  是迭代次数， $(x_{qt}, y_{qt})$  是迭代  $t$  次  $Ob_g$  左下角点  $Q$  的坐标， $(x_c, y_c)$  圆心  $C$  点的坐标， $IterMax$  是最大迭代次数， $\rho$  是旋转速度控制参数，如  $\rho = 2$ ，迭代  $IterMax$  次  $Ob_g$  转两周。

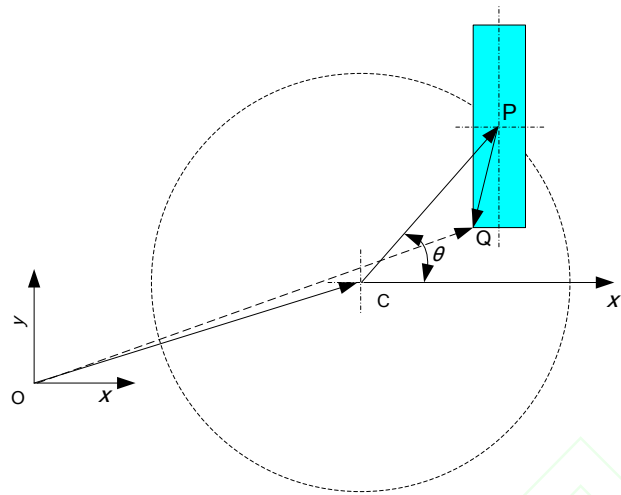


图 13 圆周运动障碍物运动建模

绘制如图 14 所示动态地图， $Ob_t$  和  $Ob_b$  沿  $y$  轴方向做往复直线运动， $Ob_g$  做逆时针圆周运动，障碍物运动模式设置好对该动态路径规划求解，每 10 代绘制路径规划的情况如图 14 所示，收敛曲线如图 15 所示。实验中速度因子  $\rho$  设置为 2，表示迭代 100 次作圆周运动的障碍物转两圈，作直线运动的障碍物往复运动一次，其他参数设置同表 2。

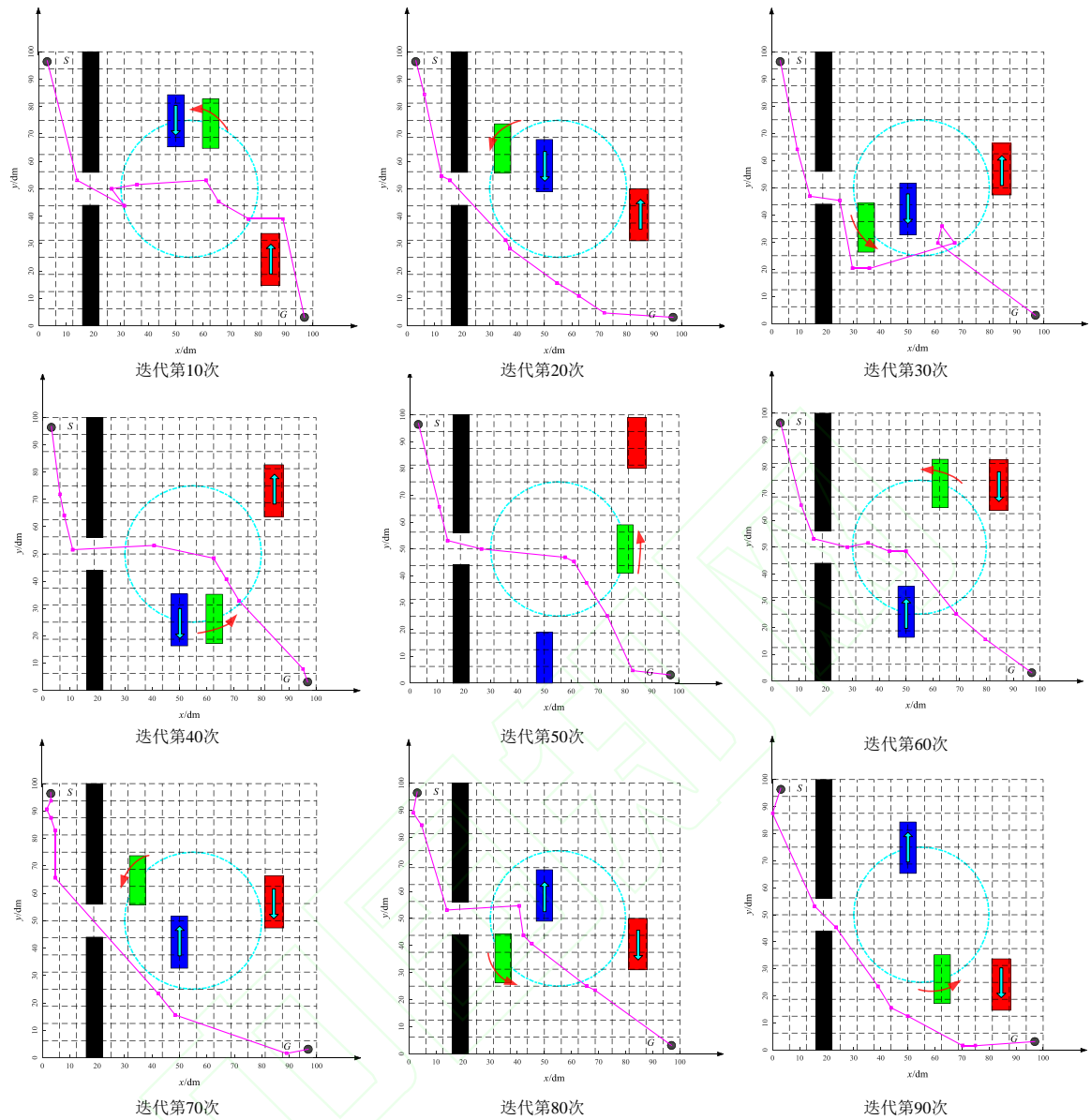


图 14 基于改进遗传算法 AGV 动态路径规划过程

从图 15 可以看出虚线 AB 左侧区域相当于静态规划，因为开始迭代至 20 次左右动态障碍物还没影响到路径规划过程，因此 AB 线左侧区域可以视为静态路径规划。静态规划过程算法很快收敛到最优解，可以看出改进 GA 求解静态规划有较好的搜索能力。AB 线开始突然出现一个向上的脉冲，说明动态障碍物开始影响到已经规划好的路径，算法开始进行再规划，AB 线向 x 轴正向区域可以看做是动态路径规划过程，因为障碍物的运动会影响到规划好的路径，所以目标函数在一定的区间波动，因为目标函数中对于障碍物相交的路径片段有个惩罚因子  $\delta$ ，实验中设定惩罚因子为 200，波动幅度  $\Delta f(x) < 200$  说明动态规划的路径没有与障碍物碰撞，通过复杂动态环境路径规划仿真测试，证明本文提出的改进 GA 可以有效的求解 AGV 动态路径规划问题。

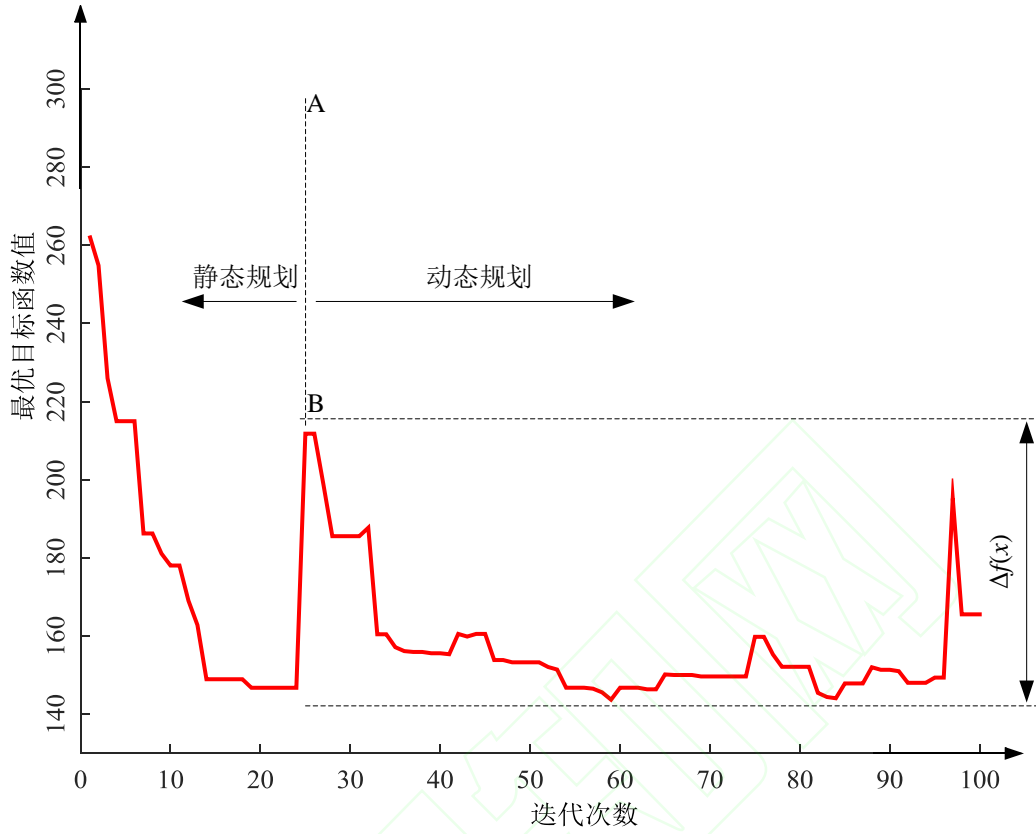


图 15 基于改进遗传算法的 AGV 动态路径规划收敛曲线

### 3.5 动态环境地图规划仿真实验三

图 17 中“S<sub>0</sub>”是 AGV 运动的起点，“S<sub>1</sub>”表示运动过程中的 AGV，起点沿规划好的路径运动算法如下：

一条路径染色体表示如下：

$$Chrom = \begin{bmatrix} x_1 & \dots & x_i & \dots & x_n \\ y_1 & \dots & y_i & \dots & y_n \end{bmatrix} \quad (18)$$

式中，(x<sub>1</sub>, y<sub>1</sub>)和(x<sub>n</sub>, y<sub>n</sub>)分别表示 AGV 的出发点和目的地，n 表示路径长度，(x<sub>i</sub>, y<sub>i</sub>)表示路径上其他点。

染色体的路径片段累计长度表示如下：

$$ChromLenCum(k) = \begin{cases} \sum_{i=1}^{k-1} \sqrt{(x_i - x_{i-1})^2 + (y_i - y_{i-1})^2} & k = 2, \dots, n \\ 0 & k = 1 \end{cases} \quad (19)$$

假设点“S<sub>1</sub>”迭代一次运动的路程为 ΔL，则运动之后起点坐标计算如下：

$$x'_1 = x_{p-1} + (x_p - x_{p-1}) \frac{\Delta L - ChromLenCum(p-1)}{ChromLenCum(p) - ChromLenCum(p-1)} \quad (20)$$



$$y'_1 = y_{p-1} + (y_p - y_{p-1}) \frac{\Delta L - ChromLenCm(p-1)}{ChromLenCm(p) - ChromLenCm(p-1)} \quad (21)$$

式中， $(x'_1, y'_1)$ 是起点沿规划好的路径运动  $\Delta L$  之后的坐标， $p$  的计算方法如下：

$$ChromLenCm(p-1) \leq \Delta L \leq ChromLenCm(p) \quad (22)$$

该动态路径规划参数出新增 AGV 运动速度参数  $\Delta L$  之外，其他参数同动态路径规划实验二，迭代 100 次每 10 代取出一次路径规划结果绘制动态路径规划过程，如图 17 所示，蓝色路径是迭代过程中 AGV 运动的轨迹，其它路径及箭头含义同动态路径规划实验二，算法流程如图 16 所示。目标函数值收敛曲线如图 18 所示。

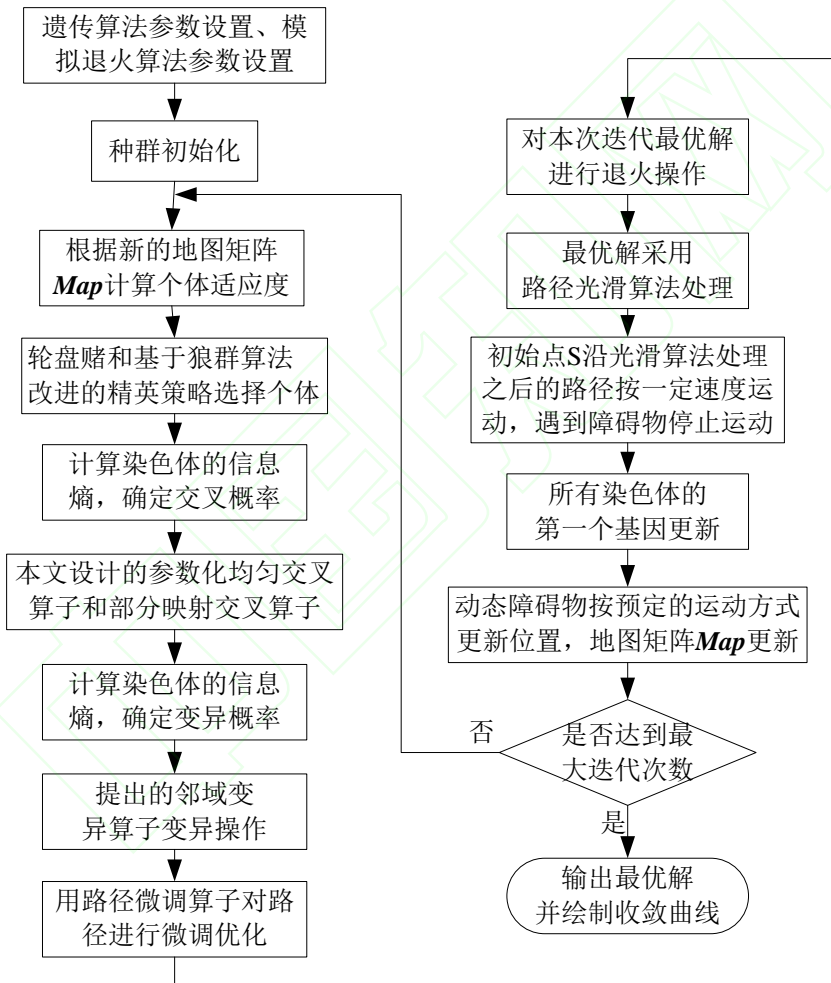


图 16 基于改进遗传算法的 AGV 动态路径规划流程

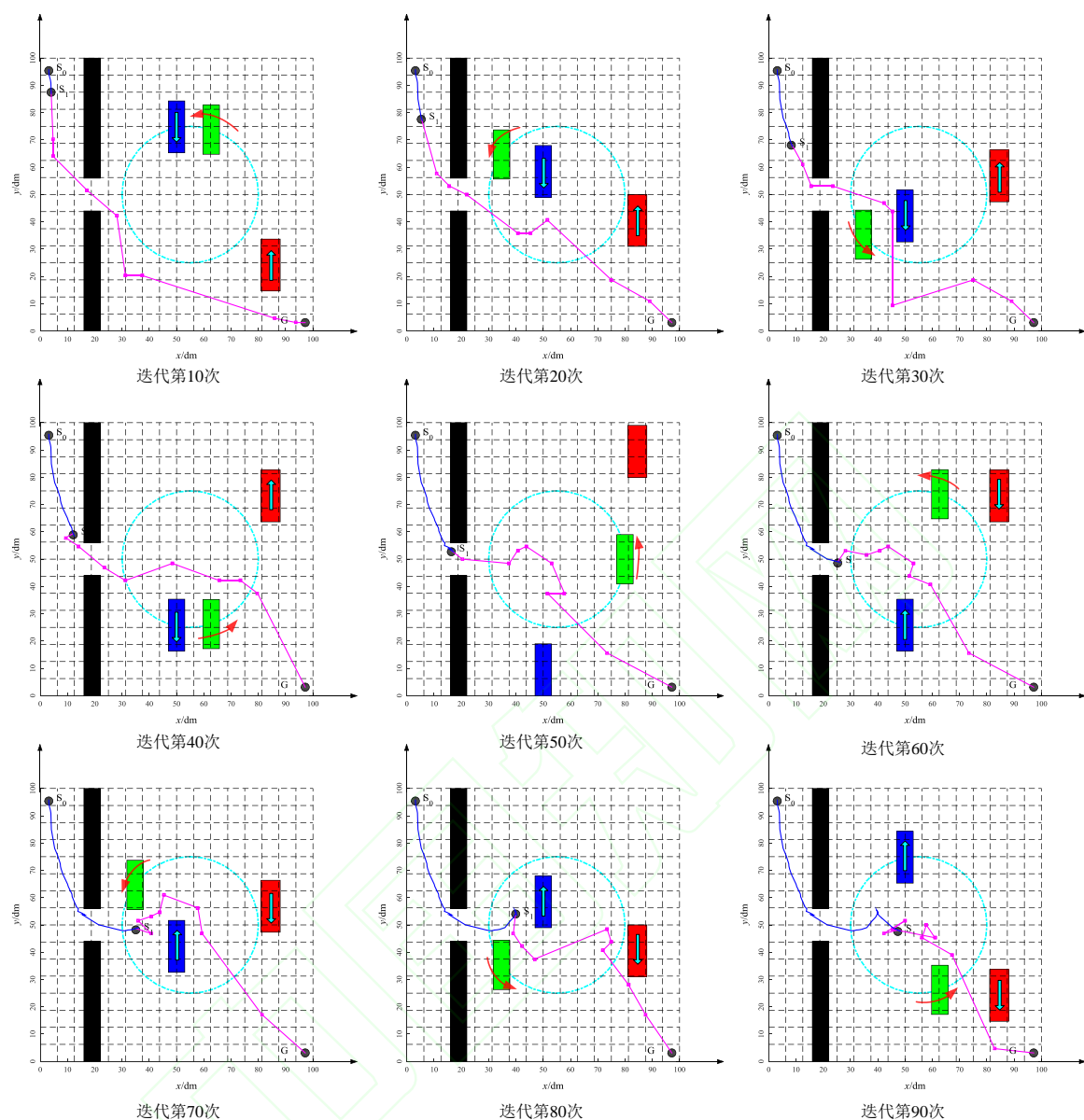


图 17 动态环境地图 B 起点运动路径规划

与静态路径规划收敛曲线相比图 18 中的出现很多尖峰点，尖峰点也就是规划好的路径受到动态障碍物的影响算法动态调整的结果，从图 18 可以看出迭代前 20 次左右因为刚开始动态障碍物对规划好的路径影响较小相当于静态路径规划，由于算法的搜索能力比较好，所以算法很快搜索到最优解，迭代到第 20 次左右动态障碍物开始影响到优化好的路径，此时主要依赖算法的局部搜索能力使路径快速避开障碍物进行局部寻优，迭代次数大于 20 次的过程相当于动态规划的过程，从图 18 中可以看出目标函数的波动  $\Delta f(x) < 200$ ，目标函数中对于障碍物相交的路径片段有个惩罚因子  $\delta$ ，实验中设定惩罚因子为 200，因此在此动态规划过程中最优路径始终没有与障碍物相交。说明本文提出的改进 GA 可以有效的解决 AGV 动态路径规划问题。动态路径规划过程中假设 AGV 能实时反馈

自己的位置信息以及环境地图，这就需要实际应用中 AGV 需要具备即时定位与地图构建能力，应用本文提出的改进 GA 便可进行实时地动态路径规划。

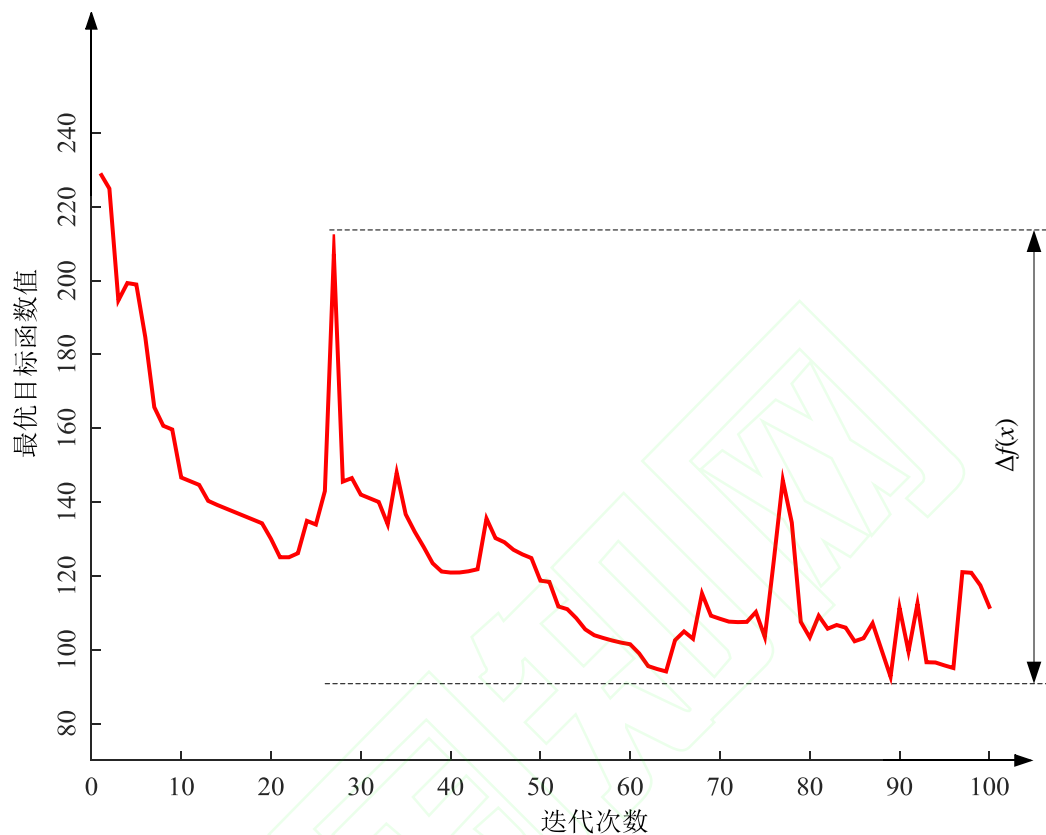


图 18 动态环境地图 B 起点运动路径规划收敛曲线

#### 4 结束语

(1) 针对传统遗传算法中的变异算子变异时，缺少启发式规则导致变异生成较好解的概率较小的缺点，基于连续的路径片段组成的三角形建立是路径缩短的启发式邻域变异规则，并提出路径微调算法有效提高了变异生成优质解的概率。

(2) 为了减少优化出的路径上的尖角，同时有助于提高 AGV 的运行效率，提出路径光滑处理算法，有效提高了路径的光滑程度。

(3) 为了提高算法的局部信息开采能力，每一次迭代对种群中的最优解进行模拟退火操作，有效提高了改进遗传算法的局部搜索能力。

(4) 基于 Matlab GUI 开发工具开发出基于智能优化算法的 AGV 静态和动态路径规划集成仿真平台，有效提高了算法验证的效率。

本文主要研究的是基于改进遗传算法的单台 AGV 的动态路径规划，未来研究方向分为以下两个

方面：一是研究基于改进的新型智能优化算法的 AGV 动态路径规划，二是研究多台 AGV 的路径规划算法设计问题。

## 参考文献

- [1] BECHTSIS D, TSOLAKIS N, VLACHOS D, et al. Sustainable supply chain management in the digitalisation era: The impact of Automated Guided Vehicles [J]. *Journal of Cleaner Production*, 2017, 142: 3970-3984.
- [2] UMAR U A, ARIFFIN M K A, ISMAIL N, et al. Hybrid multiobjective genetic algorithms for integrated dynamic scheduling and routing of jobs and automated-guided vehicle (AGV) in flexible manufacturing systems (FMS) environment [J]. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2015, 81(9-12): 2123-2141.
- [3] ZENG N Y, ZHANG H, CHEN Y P, et al. Path planning for intelligent robot based on switching local evolutionary PSO algorithm [J]. *Assembly Automation*, 2016, 36(2): 120-126.
- [4] YAZICI A, KIRLIK G, PARLAKTUNA O, et al. A Dynamic Path Planning Approach for Multirobot Sensor-Based Coverage Considering Energy Constraints [J]. *Ieee Transactions on Cybernetics*, 2014, 44(3): 305-314.
- [5] AMMAR A, BENNACEUR H, CHAARI I, et al. Relaxed Dijkstra and A\* with linear complexity for robot path planning problems in large-scale grid environments [J]. *Soft Computing*, 2016, 20(10): 4149-4171.
- [6] WU J, ZHANG D H. Path Planning for Dynamic Target Based on Kalman Filtering Algorithm and D\* Algorithm [J]. *Electronics Optics & Control*, 2014, 21(8): 50-53.
- [7] MIN H S, LIN Y H, WANG S J, et al. Path planning of mobile robot by mixing experience with modified artificial potential field method [J]. *Advances in Mechanical Engineering*, 2015, 7(12): 1-17.
- [8] NOREEN I, KHAN A, RYU H, et al. Optimal path planning in cluttered environment using RRT\*-AB [J]. *Intelligent Service Robotics*, 2017: 1-12.
- [9] HAN J, SEO Y. Mobile robot path planning with surrounding point set and path improvement [J]. *Applied Soft Computing*, 2017, 57: 35-47.
- [10] BAKDI A, HENTOUT A, BOUTAMI H, et al. Optimal path planning and execution for mobile robots using genetic algorithm and adaptive fuzzy-logic control [J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2017, 89: 95-109.
- [11] ZHOU Y Q, WANG R. An Improved Flower Pollination Algorithm for Optimal Unmanned Undersea Vehicle Path Planning Problem [J]. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2016, 30(4): 27.
- [12] ZHANG S, ZHOU Y Q, LI Z M, et al. Grey wolf optimizer for unmanned combat aerial vehicle path planning [J]. *Advances in Engineering Software*, 2016, 99: 121-136.
- [13] DUAN H B, HUANG L Z. Imperialist competitive algorithm optimized artificial neural networks for UCAV global path planning [J]. *Neurocomputing*, 2014, 125(SI): 166-171.
- [14] WU Z S, FU W P, XUE R, et al. A Novel Global Path Planning Method for Mobile Robots Based on Teaching-Learning-Based Optimization [J]. *Information*, 2016, 7(3): 39 (11 pp.)-39 (11 pp.).
- [15] TANG B W, ZHU Z X, LUO J J. A convergence-guaranteed particle swarm optimization method for mobile robot global path planning [J]. *Assembly Automation*, 2017, 37(1): 114-129.
- [16] LIU E H, YAO X F. AGV path planning based on improved genetic algorithm and implementation platform [J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2017, 23(3): 465-472(in Chinese). [刘二辉, 姚锡凡. 基于改进遗传算法的自动导引小车路径规划及其实现平台[J]. *计算机集成制造系统*, 2017, 23(3): 465-472.]
- [17] LI Y X, YAO X F, ZHOU J F. Multi-objective Optimization of Cloud Manufacturing Service Composition with Cloud-Entropy Enhanced Genetic Algorithm [J]. *Strojniski Vestnik-Journal of Mechanical Engineering*, 2016, 62(10): 577-590.
- [18] ZHANG C J. Research on Proactive Scheduling Approaches for Job-shops Based on Sensory Data in Wisdom

Manufacturing[D].GuangZhou: South China University of Technology, 2016(in Chinese). [张存吉. 智慧制造环境下感知数据驱动的加工作业主动调度方法研究[D].广州: 华南理工大学, 2016.]

[19] MONTIEL O, OROZCO-ROSAS U, SEP LVEDA R. Path planning for mobile robots using Bacterial Potential Field for avoiding static and dynamic obstacles [J]. Expert Systems with Applications, 2015, 42(12): 5177-5191.

[20] TUNCER A, YILDIRIM M. Dynamic path planning of mobile robots with improved genetic algorithm [J]. Computers & Electrical Engineering, 2012, 38(6): 1564-1572.

[21] LIU C A, YAN X H, LIU C Y, et al. Dynamic Path Planning for Mobile Robot Based on Improved Genetic Algorithm [J]. Chinese Journal of Electronics, 2010, 19(2): 245-248.

[22] DAS P K, BEHERA H S, JENA P K, et al. Multi-robot path planning in a dynamic environment using improved gravitational search algorithm [J]. Journal of Electrical Systems and Information Technology, 2016, 3(2): 295-313.

[23] ZHANG X L, ZHAO Y, DENG N M, et al. Dynamic Path Planning Algorithm for a Mobile Robot Based on Visible Space and an Improved Genetic Alcorithm [J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2016, 13(3): 17.

[24] ZHUANG Y F, SHARMA S, SUBUDHI B, et al. Efficient collision-free path planning for autonomous underwater vehicles in dynamic environments with a hybrid optimization algorithm [J]. Ocean Engineering, 2016, 127: 190-199.

[25] LIU E H. Research on Internet-of-Manufacturing-Things-Oriented AGV Path Planning and Integrated Job Shop Scheduling[D].GuangZhou: South China University of Technology, 2017(in Chinese). [刘二辉. 面向制造物联的AGV路径规划及其集成的作业车间调度研究[D].广州: 华南理工大学, 2017.]

[26] TANG B W, ZHU Z X, LUO J J. Hybridizing Particle Swarm Optimization and Differential Evolution for the Mobile Robot Global Path Planning [J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2016, 13(3): 1-17.

[27] AHMED F, DEB K. Multi-objective optimal path planning using elitist non-dominated sorting genetic algorithms [J]. Soft Computing, 2013, 17(7): 1283-1299.

[28] MIRJALILI S, MIRJALILI S M, LEWIS A. Grey wolf optimizer [J]. Advances in Engineering Software, 2014, 69: 46-61.

[29] QU H, XING K, ALEXANDER T. An improved genetic algorithm with co-evolutionary strategy for global path planning of multiple mobile robots [J]. Neurocomputing, 2013, 120: 509-517.

[30] HUANG Y J. Research on Shop Scheduling Problems Based on Analytical Target Cascading and Intelligent Algorithm[D].Guangzhou: South China University of Technology, 2012(in Chinese). [黄英杰. 基于目标级联法和智能优化算法的车间调度问题研究[D].广州: 华南理工大学, 2012.]

#### 作者简介:

刘二辉 (1989-), 男, 河南周口人, 华硕士研究生, 研究方向: 数字制造及其计算机控制, E-mail:18814105641@163.com

+姚锡凡 (1964-), 男, 广东廉江人, 教授, 博士, 博士生导师, 研究方向: 数字制造、智能制造、制造系统集成与控制, 通信作者, E-mail) mexfyao@scut.edu.cn

蓝宏宇 (1994-), 男, 江西萍乡人, 华南理工大学硕士研究生, 研究方向为数字制造及计算机控制, (E-mail) 260078209@qq.com

金鸿(1988-), 男, 湖北通城人, 讲师, 博士, 研究方向: 智能制造、智能优化算法等, (E-mail) hjin@scau.edu.cn;