

# 采用A星-遗传算法的船舶管路智能布置

李喆<sup>1</sup>, 吴君<sup>2</sup>, 王顺森<sup>1</sup>, 李勇<sup>2</sup>, 颜晓江<sup>1</sup>, 程上方<sup>1</sup>, 刘观伟<sup>1</sup>

(1. 西安交通大学叶轮机械研究所, 710049, 西安;

2. 武汉第二船舶设计研究所热能动力技术重点实验室, 430205, 武汉)

**摘要:** 针对船舶管路设计中的路径寻优问题,提出了一种采用A星-遗传算法的船舶管路智能布置方法。首先,建立了船舶管路布置空间模型,包括网格单元模型、管路简化模型、设备障碍物模型和约束规则模型。其次,对传统遗传算法进行了优化设计,在种群初始化阶段,加入障碍物判定函数替换以往其他研究采用的罚函数;在交叉和变异过程,引入A星算法生成子路径;引入父子比较环节,每经过交叉、变异一次,便比较一次父代与子代的适应度值;在选择操作中,对传统的轮盘赌方法进行改进,引进个体的相似度比例,个体的被选择概率由相似度比例和适应度值共同决定。最后,对所提优化A星-遗传算法和粒子群、A星、迷宫-遗传算法进行了仿真对比实验。结果表明:A星-遗传算法在管路的长度、拐角数、能量值、适应度值、最优解次数和平均收敛代数等6项指标上均得到了最优值;与同为混合算法的迷宫-遗传算法相比,优化A星-遗传算法在两个案例中的最优解次数分别增加了44.4%、100%,平均求解时间分别减少了57.6%、58.1%,平均收敛代数分别减少了36.9%、44.1%。A星-遗传算法在保证管路布置质量的同时,有效提高了寻优效率,其对于船舶管路智能布置的适配性和优越性得到了验证,对提高船舶产业生产力具有一定的意义。

**关键词:** 船舶管路;智能布置;优化设计;A星-遗传算法

**中图分类号:** TP181;TP39 **文献标志码:** A

**DOI:** 10.7652/xjtuxb202306019 **文章编号:** 0253-987X(2023)06-0172-09

## Intelligent Arrangement of Ship Pipeline Based on Astar-Genetic Algorithm

LI Zhe<sup>1</sup>, WU Jun<sup>2</sup>, WANG Shunsen<sup>1</sup>, LI Yong<sup>2</sup>, YAN Xiaojiang<sup>1</sup>,

CHENG Shangfang<sup>1</sup>, LIU Guanwei<sup>1</sup>

(1. Institute of Turbomachinery, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China; 2. Science and Technology on

Thermal Energy and Power Laboratory, Wuhan Second Ship Design and Research Institute, Wuhan 430205, China)

**Abstract:** For route optimization in ship pipeline design, an intelligent arrangement method of ship pipeline based on Astar-genetic algorithm was proposed. Firstly, the spatial model of ship pipeline arrangement was established, including grid element model, pipeline simplification model, equipment obstacle model and constraint rule model. Next, the traditional genetic algorithm was optimized. In the phase of population initialization, obstacle determination function was added to replace the penalty function used in other studies. In the crossover and mutation process, Astar algorithm was introduced to generate subpaths. The father-child comparison was intro-

收稿日期: 2022-11-16。 作者简介: 李喆(1998—),男,硕士生;王顺森(通信作者),男,副教授,博士生导师。 基金项目: 热能动力技术国家重点实验室开放基金资助项目(TPL2020B03)。

网络出版时间: 2023-03-06

网络出版地址: <https://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1069.T.20230306.1339.002.html>

duced, and the fitness values of the parents and children were compared every time after crossover and variation. In the selection operation, the traditional roulette method was improved, and the similarity ratio was introduced. The selection probability of an individual was determined by similarity ratio and fitness value. Finally, the optimized Astar-genetic algorithm proposed in this paper, particle swarm, Astar and maze-genetic algorithm were simulated and compared. The results showed that the Astar-genetic algorithm obtained the optimal values in six indexes, i. e., the length of pipeline, the number of corners, the energy value, the fitness value, the number of optimal solutions and the average convergence algebra. Compared with the maze-genetic algorithm which is also a hybrid algorithm, the number of optimal solutions of the optimized Astar-genetic algorithm in the two cases increased by 44.4% and 100%, the average solving time decreased by 57.6% and 58.1%, and the average convergence algebra decreased by 36.9% and 44.1%, respectively. Astar-genetic algorithm can not only ensure the quality of pipeline arrangement, but also effectively improve the optimization efficiency. Its suitability and superiority for intelligent arrangement of ship pipeline have been verified, and it is of significance for improving the productivity of the ship industry.

**Keywords:** ship piping; intelligent arrangement; optimization design; Astar-genetic algorithm

船舶管路是内部各设备系统之间的联系纽带,负责运输燃油、水、气体以及电力等多种必要工质<sup>[1]</sup>。管路设计是船舶工业体系中的一项重要工作,对于船舶的功能性、安全性和经济性等方面具有重大影响<sup>[2]</sup>。管路设计的主要任务是在给定的船舶管路布置空间内,搜寻得到一条或多条符合各类设计规范的连接起始节点与目标节点之间的管路路径<sup>[3]</sup>。由于船舶内部的管路布局空间高度复杂且相关布置要求繁多<sup>[4]</sup>,人为设计存在效率低下、高度依赖过往经验且管路布置质量不佳等缺点。

为解决上述难题,近年来,国内外相关研究人员对基于优化算法的船舶管路智能布置进行了深入研究,采用的方法大体可分为确定性算法、非确定性算法即启发式算法和由二者融合而成的混合算法等。在确定算法方面,Lu等<sup>[5]</sup>根据逃逸、迷宫算法提出了一种分区、分层依次布置的方法,实现了船舶管路的自动布置,不过该算法通用性较差且仅考虑了管路长度成本,并未考虑拐角、设备类型等其他因素。Bian等<sup>[6]</sup>对传统A星算法进行改进,使其适用于船舶管路布置问题,不过该方法无法提供多种方案进行优选,搜寻得到最优管路布置方案的概率较低。Burdorf等<sup>[7-8]</sup>都采用了相应确定性算法对管路布置问题进行了研究。在启发式算法方面,Dong等<sup>[9]</sup>提出了一种基于粒子群优化算法的管道布置方法,该方法采用定长度粒子编码,有效提高了求解效率,不过仿真显示管路布置质量不佳,仍有较大提高空间。Jiang等<sup>[10]</sup>提出了一种引入信息素扩展概念的

多蚁群优化算法,缺点是在种群规模增大时,管路布置效率与质量均出现了不同程度的下降。林焰等<sup>[11-13]</sup>基于遗传、布谷鸟差分进化等启发式算法对管路布置问题进行了研究。在混合算法方面,Sui等<sup>[14]</sup>在遗传算法的框架上引入迷宫算法来解决管路自动布置时的网格单元扩展、回溯过程,取得了良好的布置效果,不过该算法复杂度较高导致求解效率较低。

总体而言,确定性算法在管路布置时的效率更高,但结果固定无法优选<sup>[15]</sup>;启发式算法在管路布置时可提供多种方案,但其运行求解时间较长<sup>[16]</sup>。而合理融合确定性算法与启发式算法,得到求解效率高、布置质量好的混合算法是一个重要的研究方向。在前人研究基础上,本文提出了一种采用A星-遗传算法的船舶管路智能布置方法。对传统遗传算法进行了优化设计,丰富了种群多样性,提高了个体质量,解决了传统遗传算法在船舶管路布置时易陷入局部最优解和求解效率低下等问题。

## 1 管路布置空间模型

### 1.1 网格单元模型

首先利用轴平行包围盒法将船舶管路的布置空间进行包络处理,随后基于栅格法将整个布置空间均等划分为一定数量的网格单元。选取布置空间的某个网格单元作为原点建立三维空间坐标系,每个网格单元都有自己的坐标值用于表征其空间位置。具体的网格单元大小可根据布置空间与管道直径之

间的相对大小进行选取。除坐标值外,每个网格单元自身还拥有状态值和能量值。状态值分为 1、0 两种,1 用于表征该网格单元被设备障碍物所占据,不能用来布置管路,相对应的,状态值 0 表示该网格单元未被设备障碍物所占据,可用来布置管路。能量值用于表征该网格单元在管路布置时的优先级,网格单元的能量值越小,表示其在管路布置时的优先级越高。综上,每个网格单元都包含坐标值、状态值与能量值 3 个属性信息,网格单元  $R_g$  的数学表达式为

$$R_g = (x_g, y_g, z_g, w_g, e_g) \quad (1)$$

式中:  $g$  为网格编号;  $x_g, y_g, z_g$  分别为网格单元  $R_g$  在  $x, y, z$  坐标轴上的坐标值;  $w_g$  为网格单元  $R_g$  的状态值;  $e_g$  为网格单元  $R_g$  的能量值。

## 1.2 管路简化模型

在进行船舶管路智能布置时,本文基于中心线理论将实际船舶管路简化为仅具有起始节点和目标节点的一条中心直线,具体如图 1 所示,在管路布置完成后再恢复其直径与壁厚等信息。需要注意的是,在划分布置空间内的网格单元时,网格单元的长度尽量不小于最大管径,这样可保证占据多个网格单元的中心直线恢复为具有直径的管路后不会与障碍物发生干涉。

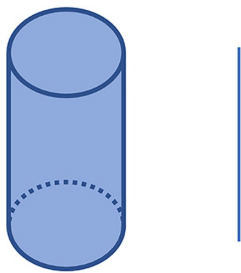


图 1 管路简化示意图

Fig. 1 The simplified diagram of pipeline

## 1.3 设备障碍物模型

船舶管路在布置时不能与内部的设备仪器发生干涉,因此要对这些设备障碍物建立相对准确的形状模型。Kimura 等<sup>[17-18]</sup>采用轴平行包围盒法建立设备障碍物模型,该方式会将部分可用网格单元当作不可用网格单元处理,在一定程度上减小了管路布置空间范围。本文提出一种分割-建模-组合法,根据设备障碍物的形状特征将其分割为多个彼此独立的子障碍物,对每个子障碍物分别基于轴平行包围盒法进行简化建模,最后再重新组合在一起,兼顾了设备障

碍物建模的效率与精度,具体流程如图 2 所示。

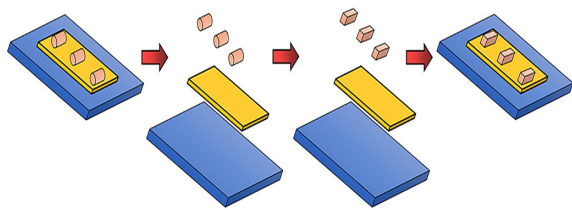


图 2 设备的分割-建模-组合示意图

Fig. 2 The partition-modeling-combination diagram of standby

## 1.4 约束规则模型

汽车、机器人和水面舰艇在路径规划时需要考虑的约束规则主要是长度和避障,而无人机在路径规划时需要考虑的约束多了路径高度和拐弯角度<sup>[19-22]</sup>。与汽车、机器人、水面舰艇和无人机路径规划相比,船舶管路在布置规划时考虑的约束条件种类与数量大增,需要符合各种管路设计规范和专家经验的要求。经过总结提炼,本文在管路布置时,考虑的约束有:连接各条管路的起始网格单元与其相对应的目标网格单元,保证管路畅通;管路与管路之间、管路与设备障碍物之间不发生穿插干涉;尽量减少管路中的拐角数量,降低布置成本;管路布置时尽量附着墙壁,地面或安全设备表面,并且远离高温、高压或高危险性设备。

## 2 管路智能布置的优化 A 星-遗传算法

### 2.1 编码

本文采用三维十进制坐标对管路网格单元进行编码,每个网格单元都有一个编码  $(x, y, z)$  与其相对应,每个网格单元代表一个基因,连接两个网格单元之间的路径代表的是一条染色体,即种群中的一个个体。例如  $\{(3, 3, 3) (3, 2, 3) (3, 1, 3) (3, 0, 3) (2, 0, 3) (1, 0, 3) (1, 0, 2) (1, 0, 1)\}$  表示的是连接  $(3, 3, 3)$  和  $(1, 0, 1)$  这两个网格单元之间的一条染色体,即一个路径个体。

### 2.2 种群初始化

在船舶管路智能布置研究中,王运龙等<sup>[23-24]</sup>通过设置罚函数的方式来对穿过障碍物的管路适应度值进行惩罚,以此来减小代表该类管路个体的被选择概率,从而尽量避免寻优得到的管路穿过障碍物,但该方法并不能完全避免产生穿越障碍物的不法个体。

本文在种群初始化阶段加入障碍物判定函数,每搜寻一个路径网格单元都判定一次该网格单元是

否在障碍物内部,即是否不可穿越。通过该方法保证种群中个体的优良性,加快管路的寻优速率。

2.3 交叉算子

本文的交叉方式采用结合切割策略的随机点杂交,具体实现方式如下:首先将 $n$ 个父代个体两两配对,若 $n$ 为偶数,分组为 $n/2$ 个组合,若 $n$ 为奇数,分组为 $n/2 - 1$ 个组合,将余下的一个个体舍去;每个组合内部的两个父代个体各随机选取一个杂交点,然后利用文献[25]中的优化 A 星算法在这两个杂交点之间生成一段子路径。父代个体  $P_1$  的杂交点前部分,子路径和父代个体  $P_2$  的杂交点后部分组成

子代个体  $S_1$ ;同理,父代个体  $P_1$  的杂交点后部分,子路径和父代个体  $P_2$  的杂交点前部分组成子代个体  $S_2$ 。具体流程如图 3 所示。

考虑经过随机点杂交产生的子代中易存在同一基因重复出现的现象,本文引入切割策略,若生成的个体中存在部分基因重复出现的现象,则对相同基因之间的所有基因进行切割舍弃。存在重复路径的子代个体切割操作示意图如图 4 所示,生成的子代  $S_2$  存在重复基因,则对其进行切割重新生成子代  $S_2'$ 。通过上述交叉策略,既丰富了种群多样性,又避免了生成低质量个体。

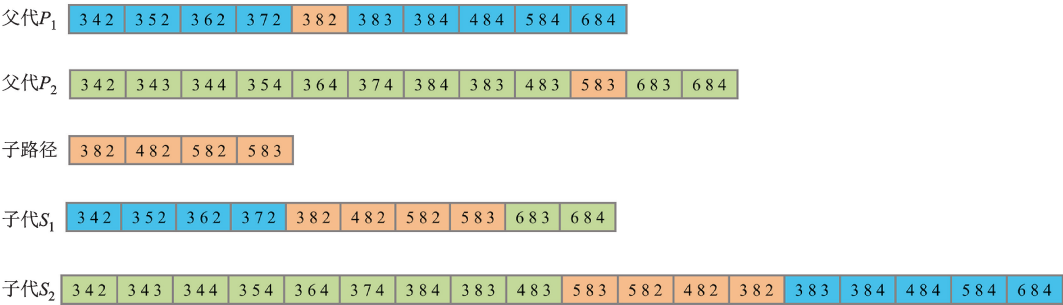


图 3 交叉操作示意图  
Fig. 3 Cross operation diagram

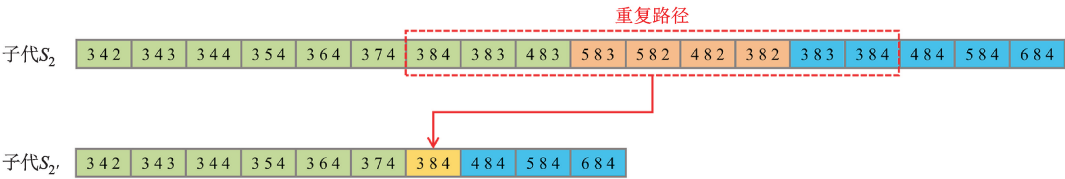


图 4 存在重复路径的子代个体切割操作示意图  
Fig. 4 The diagram of child individual cutting operation with repeated paths

2.4 突变算子

本文采用结合切割策略的随机点变异。在个体中,随机选择除起始网格单元和目标网格单元以外的任意两个网格单元,通过文献[25]中的优化 A 星算法生成这两个被选取网格单元之间的子路径,并用子路径替换两个被选取网格单元之间的原路径。同样,基于切割策略对生成的个体中可能存在的重复基因间路径进行切割。

2.5 适应度函数

通过构造合理的适应度函数,可以将复杂的多目标寻优问题简化为单目标寻优问题,从而降低寻优问题的复杂度,加快求解速率。本文所提适应度

值  $M_k$  计算公式为

$$M_k = U - \alpha D_k + \beta B_k + \gamma E_k \tag{2}$$

式中: $k$  为当前个体编号; $U$  为适当大的常数,由最大目标函数值和仿真实验来确定; $D_k$  为个体  $k$  所代表管路的总长度; $B_k$  为个体  $k$  所代表管路的总拐角数; $E_k$  为个体  $k$  所代表管路的总能量值; $\alpha$ 、 $\beta$ 、 $\gamma$  分别为管路长度、拐角个数和能量值所对应的权重系数。

2.6 父子代比较

在传统遗传算法的选择操作前增设一个父子比较环节,每经过交叉、变异一次,便比较一次父代与子代的适应度值。如果子代的适应度值较父代相比



更差,则子代不同于在传统遗传算法那样进入新种群,将继续保留原本的父代个体进入下一代;反之按照传统遗传算法中的子代替换父代进行。这样可以保证进入种群的个体质量,防止种群个体退化。

2.7 改进的轮盘赌选择算子

在传统遗传算法中,不同个体被选择的概率仅取决于适应度值,与适应度值成正相关。最终,种群中个体的适应度值普遍很高,而相应的代价是降低了种群多样性,即得到的管路布置方案相似性很高。本文通过引入相似度比例,对选择环节中的轮盘赌方法进行改进,不同个体被选择的概率由相似度比例和适应度值共同决定,丰富了种群多样性。

个体的相似度比例表征种群多样性的水平,某个体的相似度比例过高表征在种群中存在着大量与其特征相似的其他个体,此时管路规划结果集中于船舶内部可通行空间内的某一个区域,不利于管路的全局寻优。相似度比例  $C_k$  表示种群中与个体  $k$  适应度值相似的个体所占的比例,计算公式为

$$C_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |M_i - M_k|, |M_i - M_k| \leq \epsilon \quad (3)$$

式中:  $\epsilon$  为一实数,表示种群内部个体间相似的阈值,由多次仿真得到;  $n$  为遗传算法中的种群规模大小;  $M_k$  为个体  $k$  的适应度值;  $M_i (i = 1, 2, \cdots, n)$  表示个体  $i$  的适应度值。

个体  $k$  的选择概率算子  $P_{sk}$  计算公式为

$$P_{sk} = \frac{M_k}{\sum_{i=1}^n M_i} - \lambda C_k \quad (4)$$

式中  $\lambda$  为相似度比例的影响系数。

在传统遗传算法中,易出现种群中的个体虽然适应度值很高却极度相似,种群多样性很低的情况,进而导致无法提供丰富的管路布置方案。引入相似度比例对轮盘赌方法改进后,相似度比例越高个体被选择的概率越低,这不仅保证了被选择的个体适应度值较高,又丰富了种群多样性。

2.8 管路智能布置的整体流程

本文所提优化 A 星-遗传算法在解决船舶单管路智能布置时,需设置的参数有种群内部个体间相似的阈值  $\epsilon$ 、相似度比例的影响系数  $\lambda$ 、起始网格单元  $S$ 、目标网格单元  $T$ 、种群规模大小  $n$ 、交叉概率  $P_c$ 、变异概率  $P_m$ 、选择概率  $P_s$ 、最大迭代数  $g_{\max}$ 、管路长度权重系数  $\alpha$ 、拐角个数权重系数  $\beta$ 、能量值权重系数  $\gamma$ 、常数  $U$ 。优化算法的具体流程如图 5 所示。

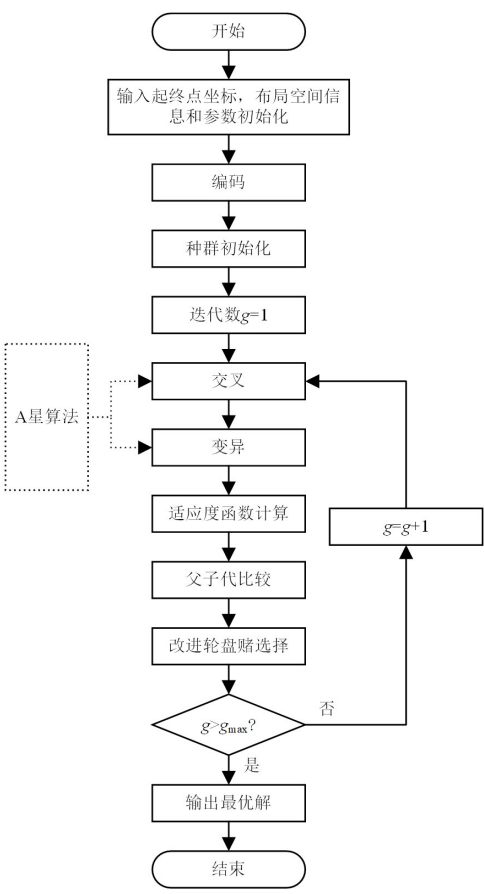


图 5 管路智能布置流程图  
Fig. 5 Automatic pipeline layout flow chart

3 仿真对比实验与分析

3.1 空间模型参数

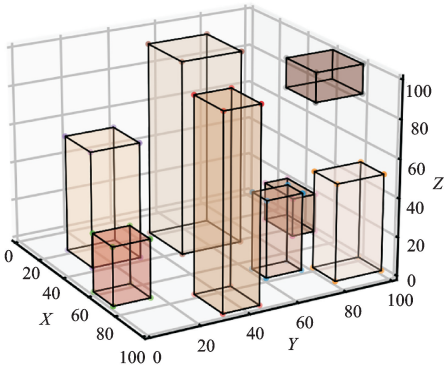
为检验优化 A 星-遗传算法的管路布置质量,建立了一个长、宽、高均为 100 的船舶管路布置空间模型,利用栅格法将该空间模型均分为边长为 1 的  $100 \times 100 \times 100$  共 100 万个空间网格单元。布置空间中的具体障碍物信息如表 1 所示。

表 1 障碍物信息坐标表

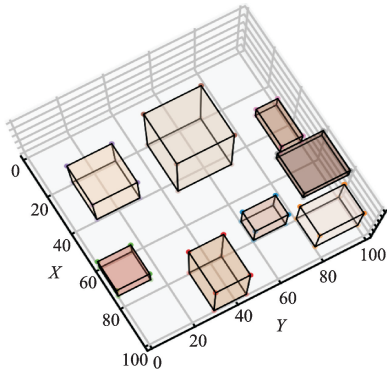
| Table 1 Obstacle information coordinate table |          |          |          |
|-----------------------------------------------|----------|----------|----------|
| 障碍物序号                                         | X 范围     | Y 范围     | Z 范围     |
| 1                                             | (70,80)  | (60,75)  | (0,40)   |
| 2                                             | (80,95)  | (80,100) | (0,50)   |
| 3                                             | (60,75)  | (0,15)   | (0,30)   |
| 4                                             | (80,100) | (30,45)  | (0,100)  |
| 5                                             | (20,40)  | (10,30)  | (0,60)   |
| 6                                             | (20,45)  | (45,70)  | (0,100)  |
| 7                                             | (30,50)  | (90,100) | (0,20)   |
| 8                                             | (60,80)  | (80,100) | (85,100) |

具体的布置空间效果如图 6 所示。对布置空间内的两条管路案例进行智能布置,具体的管路起始网格单元分别为(100,100,0)、(0,100,100),对应的目标网格单元分别为(0,0,100)、(100,20,0)。

管路布置空内的能量值设置如下:紧邻舱壁、地面和设备障碍物等可附着物的网格单元能量值为 0;与可附着物的距离每增加一个网格长度,网格单元的能量值便增加 5。



(a)管路布置空间侧视图



(b)管路布置空间俯视图

图 6 管路布置空间示意图

Fig. 6 Pipe layout space diagram

3.2 仿真环境与参数设置

开发环境为 Pycharm2021.3 编译器与 Python 3.6 64-bit。运行环境为 Windows 10 的 64 位操作系统,英特尔 Core i7-9700K @3.60 GHz 处理器,16 GB 内存。

A 星-遗传算法的相关参数取值范围主要由相关研究<sup>[9,11,13]</sup>和大量仿真案例得到。其中最大迭代数  $g_{\max}$  的取值应保证不小于收敛时的迭代数平均值,交叉概率  $P_c$  的理想值为 0.6~1.0,变异概率  $P_m$  的理想值为 0.005~0.15,选择概率  $P_s$  的理想取值为 1.0,以保证在迭代进化过程中种群规模不会发生改变,种群规模  $n$  的理想值为 20~150,相似阈值  $\epsilon$  的理想范围是 2~4,相似度比例影响系数  $\lambda$

的理想范围是 0.001~0.2。

为验证 A 星-遗传算法的实际管路布置效果,分别由文献[14]的迷宫-遗传算法、文献[9]的粒子群算法、文献[6]的 A 星算法和优化 A 星-遗传算法对上述案例进行仿真实验,每种算法各重复执行 20 次。几种算法的具体参数数值设置如表 2 所示,其中优化 A 星-遗传算法中的种群内部个体间相似阈值  $\epsilon$  选取 3,相似度比例的影响系数  $\lambda$  选取 0.01, $U=5\times 10^6$ 。

表 2 几种算法的参数值

Table 2 Parameter values for several algorithms

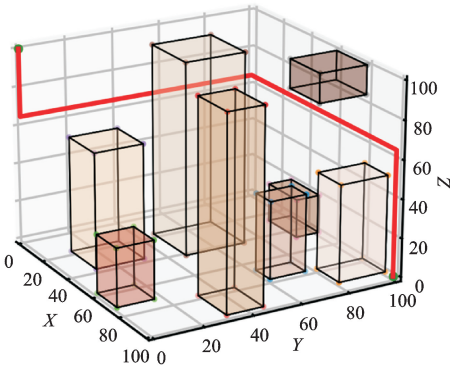
| 参数         | 数值       |        |          |        |
|------------|----------|--------|----------|--------|
|            | PSO-Dong | GA-Sui | A 星-Bian | A 星-遗传 |
| $n$        | 40       | 40     |          | 40     |
| $g_{\max}$ | 600      | 600    |          | 600    |
| $P_c$      | 0.8      | 0.8    |          | 0.8    |
| $P_m$      | 0.05     | 0.05   |          | 0.05   |
| $P_s$      | 1.0      | 1.0    |          | 1.0    |
| $\alpha$   | 0.75     | 0.75   | 0.75     | 0.75   |
| $\beta$    | 0.15     | 0.15   | 0.15     | 0.15   |
| $\gamma$   | 0.1      | 0.1    | 0.1      | 0.1    |

3.3 仿真结果与分析

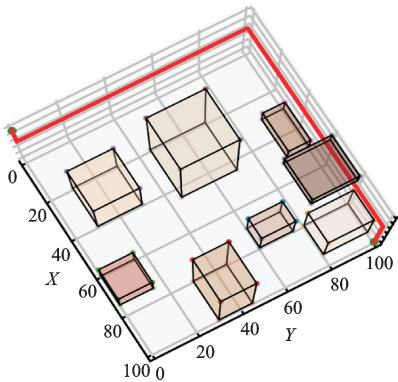
基于优化 A 星-遗传算法得到的两个案例中的最优管道路径结果如表 3 所示。基于优化 A 星-遗传算法得到的案例 1、案例 2 最优管路布置效果分别如图 7、图 8 所示。

表 3 基于优化 A 星-遗传算法得到的最优管路结果  
Table 3 Optimal path results based on optimal Astar-genetic algorithm

| 参数         | 数值         |            |
|------------|------------|------------|
|            | 管道 1       | 管道 2       |
| 最优管路长度     | 300        | 280        |
| 最优管路拐角数    | 3          | 4          |
| 最优管路能量值    | 0          | 0          |
| 最优管路适应度值   | 499 774.55 | 499 789.40 |
| 最优管路求解时间/s | 38.97      | 32.59      |
| 最优管路收敛代数   | 36         | 30         |

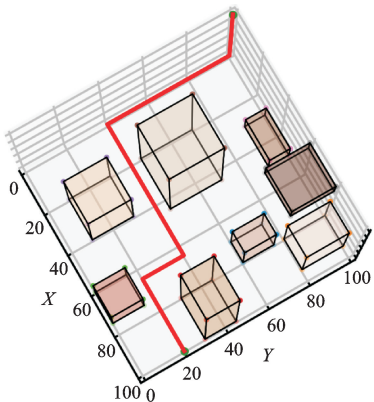


(a)案例 1 布置结果侧视图



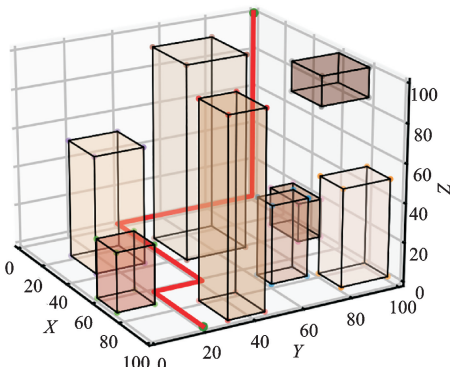
(b)案例 1 布置结果俯视图

图 7 基于优化 A 星-遗传算法的案例 1 最优管路布置结果  
Fig. 7 Optimal path placement results of case 1 based on op-  
timized Astar-genetic algorithm



(b)案例 2 布置结果俯视图

图 8 基于优化 A 星-遗传算法的案例 2 最优管路布置结果  
Fig. 8 Optimal path placement results of case 2 based on op-  
timized Astar-genetic algorithm



(a)案例 2 布置结果侧视图

最优解指在当前布置空间内,经优化算法搜寻得到的符合相关布置约束的拥有最小适应度值  $M_{\min}$  的管路布置方案。针对某条待布置管路,可用不同算法进行多次运算得到多种管路布置结果及其对应的适应度值,对比得到最小适应度值  $M_{\min}$ ,并且人为运算验证最小适应度值  $M_{\min}$ 。每运行一次算法,便会得到一条管路布置结果,比较该条管路对应的适应度值与  $M_{\min}$  之间的关系,如果相等最优解的次数便加 1。

文献[14]的迷宫-遗传算法、文献[9]的粒子群算法、文献[6]的 A 星算法和优化 A 星-遗传算法各重复执行 20 次,具体结果如表 4 所示。经进行对比分析,可得到下述结论。

表 4 基于各算法得到的管路布置结果

Table 4 The results of pipeline layout obtained by each algorithm

| 管路   | 算法名称     | 最优解次数     | 平均求解时间/s    | 平均收敛代数    | 管路平均长度       | 管路平均拐角数    | 管路平均能量值  | 管路平均适应度值           |
|------|----------|-----------|-------------|-----------|--------------|------------|----------|--------------------|
| 管路 1 | PSO-Dong | 2         | 1.86        | 332       | 321.5        | 6.7        | 15       | 499 756.370        |
|      | GA-Sui   | 9         | 95.62       | 65        | 300.0        | 3.8        | 0        | 499 774.430        |
|      | A 星-Bian | 8         | <b>0.95</b> |           | 300.0        | 3.9        | 0        | 499 774.415        |
|      | A 星-遗传   | <b>13</b> | 40.52       | <b>41</b> | <b>300.0</b> | <b>3.6</b> | <b>0</b> | <b>499 774.460</b> |
| 管路 2 | PSO-Dong | 2         | 1.68        | 314       | 296.0        | 9.1        | 25       | 499 774.135        |
|      | GA-Sui   | 6         | 82.47       | 59        | 280.0        | 4.7        | 0        | 499 789.295        |
|      | A 星-Bian | 5         | <b>1.24</b> |           | 280.0        | 4.8        | 0        | 499 789.280        |
|      | A 星-遗传   | <b>12</b> | 34.61       | <b>33</b> | <b>280.0</b> | <b>4.5</b> | <b>0</b> | <b>499 789.325</b> |

注:表中加粗数据为最优值。

(1)船舶管路智能布置效率:A 星-Bian 的平均求解时间最短,PSO-Dong 与优化 A 星-遗传算法分

列 2、3 位,GA-Sui 的平均求解时间最长。GA-Sui 通过复杂度较高的迷宫算法来网格化生成个体,进

而完成种群初始化,这一过程所需时间较长。而优化A星-遗传算法通过搜寻效率较高的A星算法完成交叉、变异过程,进一步提高了传统遗传算法的搜寻效率。

(2)船舶管路智能布置质量:优化A星-遗传算法在船舶管路智能布置质量方面优于其他3种算法,优化A星-遗传算法搜寻得到的管路平均长度最短、平均拐角数最少、平均能量值最低、平均适应度值最高,这正是在进行船舶管路布置时所追求的;优化A星-遗传算法搜寻得到最优解次数最多。

(3)虽然优化A星-遗传算法在平均求解时间方面的表现不如PSO-Dong、A星-Bian,不过PSO-Dong管路布置结果在适应度值、最优解次数、管路平均长度、管路平均拐角数、管路平均能量值和平均收敛代数等其他参数上表现较差,可知PSO-Dong得到的管路布置质量较其他方法有较大的差距,而A星属于确定性算法,只能提供单一的布置结果,与A星-Bian相比,优化A星-遗传算法可以提供多种布置,搜寻得到的管道布置管路的拐角数更少、能量值更低。综上,本文所提优化A星-遗传算法相较于GA-Sui、PSO-Dong和A星-Bian这3种算法具有更好的船舶管路智能布置效果。

## 4 结 论

本文提出了一种优化A星-遗传算法用于解决在给定布置空间内的船舶管路智能布置问题,结合仿真对比实验结果,得到如下结论。

(1)针对传统遗传算法在解决管路智能布置时寻优效率低且易陷入局部最优解的缺陷,本文在种群初始化阶段,加入障碍物判定函数替换以往其他研究采用的罚函数,防止生成穿越障碍物的不法个体,加快寻优速率;在交叉和变异过程引入A星算法生成子路径,大大提高寻优效率;引入父子比较环节,每经过交叉、变异一次,便比较一次父代与子代的适应度值,保证进入种群的个体质量;在选择操作中,对传统的轮盘赌方法进行改进,引进个体的相似度比例,由相似度比例和适应度值共同决定个体被选择的概率,丰富了种群多样性。

(2)仿真对比实验结果表明,优化A星-遗传算法能够在船舶管路布置环境中寻优得到一条符合管路布置规范与相关经验的最优管道路径。相比于粒子群、A星、迷宫-遗传等3种算法,其在管路的长度、拐角数、能量值、适应度值、最优解次数和平均收敛代数等6项指标上均为最佳值,在管路布置质量、

寻优概率方面具有一定的优越性。

(3)与同为混合算法的迷宫-遗传算法相比,优化A星-遗传算法在布置两个案例管路时的最优解次数分别增加了44.4%、100%,平均求解时间分别减少了57.6%、58.1%,平均收敛代数分别减少了36.9%、44.1%,兼顾管路布置质量的同时,有效提高了管路布置效率。

(4)与传统优化算法相比,优化A星-遗传算法全局寻优能力更强、寻优时间更短。本文所提有关优化方式可为其他优化算法在解决船舶管路智能布置问题方面提供一定的参考。

在后续的工作中,将继续深入研究船舶管路布置规则的处理方式,进一步解决船舶多管路与分支管路布置问题,探究开发一种高度智能化的船舶管路智能布置软件。

## 参考文献:

- [1] PARK J H, STORCH R L. Pipe-routing algorithm development: case study of a ship engine room design [J]. Expert Systems with Applications, 2002, 23(3): 299-309.
- [2] ASMARA A, NIENHUIS U. Automatic piping system in ship [C]//The 5th International Conference on Computer and IT Applications in the Maritime Industries. Sieca Repro, TUD: Delft, 2006: 269-280.
- [3] 崔康, 雷洪涛, 黄奇奇, 等. 船舶管路辅助布置系统设计与开发 [J]. 机械设计与研究, 2021, 37(5): 186-189, 196.
- [4] CUI Kang, LEI Hongtao, HUANG Qiqi, et al. Design and development of marine pipeline auxiliary layout system [J]. Machine Design & Research, 2021, 37(5): 186-189, 196.
- [5] 熊勇, 张加, 余嘉俊, 等. 船舶三维管路智能布局优化算法 [J]. 计算机应用, 2020, 40(7): 2164-2170.
- [6] XIONG Yong, ZHANG Jia, YU Jiajun, et al. Intelligent layout optimization algorithm for 3D pipelines of ships [J]. Journal of Computer Applications, 2020, 40(7): 2164-2170.
- [7] LU Huibiao, YU Zhefu, SUN Peiting. Hanging bridge algorithm for Pipe-Routing design in ship engine room [C]//2008 International Conference on Computer Science and Software Engineering. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2008: 153-155.
- [8] BIAN Xuanyi, LIN Yan, DONG Zongran. Auto-routing methods for complex ship pipe route design [J]. Journal of Ship Production and Design, 2022, 38(2): 100-114.
- [9] BURDORF A, KAMPCZYK B, LEDERHOSE M, et



- al. CAPD—computer-aided plant design [J]. *Computers & Chemical Engineering*, 2004, 28(1/2): 73-81.
- [8] KANIAT A. Optimization of three-dimensional pipe routing [J]. *Ship Technology Research*, 2000, 47(3): 111-114.
- [9] DONG Zongran, LIN Yan. A particle swarm optimization based approach for ship pipe route design [J]. *International Shipbuilding Progress*, 2017, 63(1/2): 59-84.
- [10] JIANG Wenying, LIN Yan, CHEN Ming, et al. A co-evolutionary improved multi-ant colony optimization for ship multiple and branch pipe route design [J]. *Ocean Engineering*, 2015, 102: 63-70.
- [11] LIN Yan, BIAN Xuanyi, DONG Zongran. A discrete hybrid algorithm based on differential evolution and cuckoo search for optimizing the layout of ship pipe route [J]. *Ocean Engineering*, 2022, 261: 112164.
- [12] WANG Yunlong, YU Yanyun, LI Kai, et al. A human-computer cooperation improved ant colony optimization for ship pipe route design [J]. *Ocean Engineering*, 2018, 150: 12-20.
- [13] NIU Wentie, SUI Haiteng, NIU Yaxiao, et al. Ship pipe routing design using NSGA-II and coevolutionary algorithm [J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2016, 2016: 7912863.
- [14] SUI Haiteng, NIU Wentie. Branch-pipe-routing approach for ships using improved genetic algorithm [J]. *Frontiers of Mechanical Engineering*, 2016, 11(3): 316-323.
- [15] 程传奇, 郝向阳, 李建胜, 等. 融合改进 A\* 算法和动态窗口法的全局动态路径规划 [J]. *西安交通大学学报*, 2017, 51(11): 137-143.
- CHENG Chuanqi, HAO Xiangyang, LI Jiansheng, et al. Global dynamic path planning based on fusion of improved A\* algorithm and dynamic window approach [J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2017, 51(11): 137-143.
- [16] 黄鹤, 李潇磊, 杨澜, 等. 引入改进蝠鲼觅食优化算法的水下无人航行器三维路径规划 [J]. *西安交通大学学报*, 2022, 56(7): 9-18.
- HUANG He, LI Xiaolei, YANG Lan, et al. Three dimensional path planning of unmanned underwater vehicle based on improved manta ray foraging optimization algorithm [J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2022, 56(7): 9-18.
- [17] KIMURA H. Automatic designing system for piping and instruments arrangement including branches of pipes [J]. *International Conference on Computer Applications in Shipbuilding*, 2011, 14(8): 93-99.
- [18] DONG Zongran, LIN Yan. Ship pipe routing method based on genetic algorithm and cooperative coevolution [J]. *Journal of Ship Production and Design*, 2017, 33(2): 122-134.
- [19] CLAUSMANN L, REVILLOU M, GRUYER D, et al. A review of motion planning for highway autonomous driving [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2020, 21(5): 1826-1848.
- [20] HUANG Xianqun, CAO Qixin, ZHU Xiaoxiao. Mixed path planning for multi-robots in structured hospital environment [J]. *The Journal of Engineering*, 2019, 2019(14): 512-516.
- [21] GUO Siyu, ZHANG Xiuguo, DU Yiquan, et al. Path planning of coastal ships based on optimized DQN reward function [J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2021, 9(2): 210.
- [22] AGGARWAL S, KUMAR N. Path planning techniques for unmanned aerial vehicles: a review, solutions, and challenges [J]. *Computer Communications*, 2020, 149: 270-299.
- [23] 王运龙, 王晨, 韩洋, 等. 船舶管路智能布局优化设计 [J]. *上海交通大学学报*, 2015, 49(4): 513-518.
- WANG Yunlong, WANG Chen, HAN Yang, et al. Intelligent layout optimization design of ship pipe [J]. *Journal of Shanghai Jiaotong University*, 2015, 49(4): 513-518.
- [24] 范小宁, 林焰, 纪卓尚. 船舶管路三维布局优化的变长度编码遗传算法 [J]. *中国造船*, 2007, 48(1): 82-90.
- FAN Xiaoning, LIN Yan, JI Zhuoshang. A variable length coding genetic algorithm to ship pipe path routing optimization in 3D space [J]. *Ship Building of China*, 2007, 48(1): 82-90.
- [25] 李喆, 王顺森, 李勇, 等. 船舶管线智能布置的优化 Astar 算法 [J]. *西安交通大学学报*, 2022, 56(12): 108-117.
- LI Zhe, WANG Shunsen, LI Yong, et al. Optimized Astar algorithm for ship pipeline intelligent layout [J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2022, 56(12): 108-117.

(编辑 赵炜)