第52卷第3期 大连理工大学学报 Vol.52, No.3
2012年5月 Journal of Dalian University of Technology May 2012

文章编号：1000-8608(2012)03-0381-06

船体装配线划线优化遗传算法研究

吴俊杰*[1]， 纪卓尚[1]， 常会青[2]

（1.大连理工大学 船舶CAD工程中心，辽宁 大连 116024；
2.中远船务工程集团有限公司 技术中心，辽宁 大连 116113）

摘要：船体装配线划线作业是与船体零件数控切割作业同时进行的，是现代造船模式中的一个重要环节.分析归纳了装配线划线作业的特点，以划线顺序和划线方向为参数，划线空走路径最短为目标，采用多参数混合编码法，建立了划线优化的遗传算法优化数学模型.对划线顺序和划线方向采用不同的遗传策略进行进化.提出的随机变异算子维持了种群的多样性，精英子自进化策略加快了种群进化过程.运用“贪心策略”初始化种群，提高了种群的适应度.仿真证明该模型是可行的，实际应用表明可有效减少划线空走路径，提高船厂生产效率.

关键词：划线；最优路径；空走路径；遗传算法；混合编码；贪心策略

中图分类号：U671.99 **文献标志码：**A

0 引 言

20世纪90年代以来，数控切割技术已基本完善，加之船舶制造业日新月异的发展，数控切割机的应用很快得到推广.数控划线枪是数控切割机的一个重要功能部件，其作用是在钢板表面标记出结构装配线、零件编码等生产信息，从而为后续的零件装配、焊接等提供方便.随着市场竞争的日益激烈，不断缩短造船周期、降低造船成本已成为各大船厂努力追求的目标.节能减排、绿色造船是今后国际船舶制造业的发展趋势，我国《“十二五”规划纲要》提出：装备制造行业要提高基础工艺水平，加强重大技术研发和产业化；船舶行业要适应国际造船新标准，建立现代造船模式，发展高技术高附加值船舶和配套设备.船体装配线划线作业是船舶生产过程中一个必不可少的环节，本文的研究目标就是合理规划划线路径、减少划线空程，从而减少能源消耗.

1 船体装配线划线优化模型

1.1 问题描述

国内外造船界对装配线划线路径优化方面的系统性研究较少，各造船厂都是根据各自的生产设计软件生成的划线指令去完成划线作业.而在目前主流的船舶生产设计软件中，都没有对划线路径进行优化.在对国内一些船厂的调研中发现，在划线作业过程中，没有对划线路径进行系统的优化，导致了数控切割机上的数控划线枪作业路径存在较大的空走长度.图1所示为一张板材的切割图，可看出装配线长度38.2 m，划线空走路径31.3 m，空走路径较长.

对某船厂已经建造的114 500 t散货船和46 000 t成品油船的全部切割板材进行了统计，结果见表1.由表可见在船体装配线划线作业过程中，装配线划线路径存在较长的空走路径，空走路径占划线作业总路径近2/3，这意味着能源的浪费和效率低.

船体装配线划线作业，一般是从待切钢板的一个角点出发，根据数控划线指令，对整张钢板上的所有装配线进行划线，最后再回到出发点.将图1中每条装配线的起点和终点进行标号(如图2)，划线作业路径可表示为以下有序数列：

$$Path=\{0,(1,2),(3,4),(12,11),(9,10),(7,8),(6,5),(15,16),(14,13),(21,22),(18,17),(19,20),(24,23),(31,32),(34,33),(35,36),(30,29),(27,28),(26,25),(37,38),(41,42),(43,44),(40,39),0\}$$

收稿日期：2010-10-15； **修回日期：**2012-03-20.
作者简介：吴俊杰*(1980-)，男，博士生，E-mail：shipcad@163.com；纪卓尚(1938-)，男，教授，博士生导师.

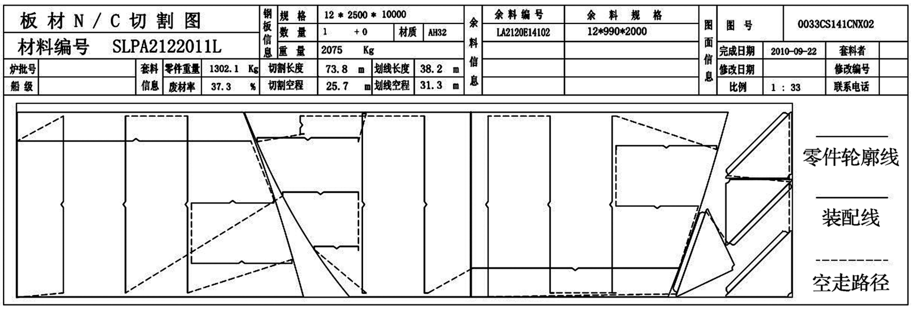

图1 板材切割图

Fig. 1 Cutting plan for plate

表1 统计结果

Tab. 1 Statistic results

船舶类型	钢板张数	装配线总长度/m	划线空走总长度/m	空走比/%
114 500 t 散货船	5 128	152 010	104 312	69
46 000 t 成品油船	2 892	101 723	71 672	70

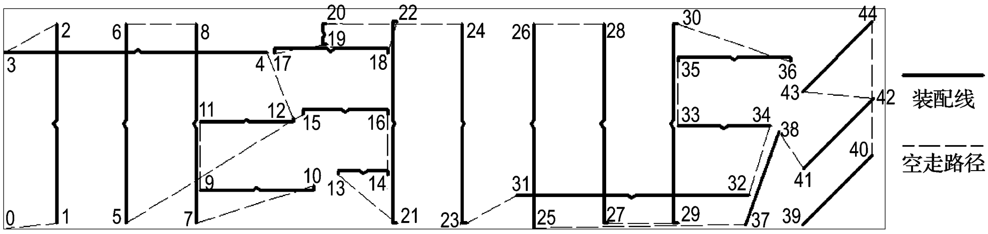

图2 划线路径图

Fig. 2 Marking path graph

如果装配线的划线顺序改变,所得的划线路径长度也将不同.由此最短划线路径可定义为沿此划线路径,切割机划线枪能够正确划线且对所有的装配线只划一次,同时划线枪所经过的路程最短.

船体装配线划线优化问题是一个组合优化问题,与著名的旅行商问题(TSP)相类似.旅行商问题已被证明属于NP完全问题,即没有确定的算法能在多项式时间内得到问题的解.随着城市规模N的增加,可能的路径数目是成指数增长的,所以一般很难求出最优解,只能求出其近似解.

目前求解TSP的启发式算法有很多,如模拟退火法、蚁群算法、神经网络、禁忌搜索法、遗传算法以及各种混合算法等.遗传算法(genetic algorithm)[1,2]是模拟自然界生物进化的一种随机优化方法,它作为一种新的全局优化搜索算法,以其简单通用和鲁棒性强的特点,被广泛而成功地应用于各个领域[3~5].本文针对船体装配线划线优化问题,探讨建立一种基于遗传算法的优化模型,并进一步研究适合求解本问题的遗传策略.

1.2 优化模型

一般的旅行商问题,遍历所有城市的一个有序数列就可以确定一条遍历路径及其长度.然而,在船体装配线划线路径优化问题中,每条装配线都是一条或多条首尾相连的线段,即每条装配线都有一个起点和一个终点,这与一般意义上的旅行商问题是有差异的.在划线时,划线的方向不同,会使整条划线路径的长度发生很大改变.如图3所示,可见$L_1<L_2$.

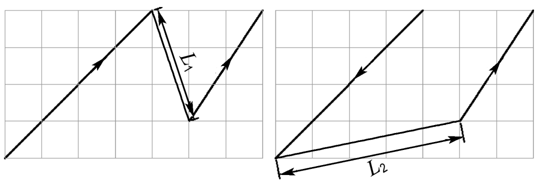

图3 划线方向对划线路径长度的影响

Fig. 3 The length of marking path determined by the marking direction

由此可见在船体装配线划线优化的模型中,

除了考虑其中一个决策变量装配线的划线顺序之外，还应考虑每条装配线的划线方向问题. 因此，决定一条划线路径的决策变量有两个：一个是顺序参数，即装配线的划线顺序；另一个是方向参数，即每条装配线的划线方向.

对于一条装配线而言，始终只有两种方向：从装配线的起点到终点，或从装配线的终点到起点. 本文中规定，装配线的起点为左下方点，终点为右上方点. 不失一般性，本文规定“0”表示划线方向为从装配线的起点到终点，“1”表示划线方向为从终点到起点. 当每条装配线的划线方向确定以后，装配线之间的距离 d_{ij} 也随之确定. 综上所述，装配线 v_i 和 v_j 之间的距离 d_{ij} 定义为

$$d_{ij}=\begin{cases}\sqrt{(x_j^e-x_i^s)^2+(y_j^e-y_i^s)^2}; & c_i=1, c_j=1\\ \sqrt{(x_j^e-x_i^e)^2+(y_j^e-y_i^e)^2}; & c_i=0, c_j=1\\ \sqrt{(x_j^s-x_i^e)^2+(y_j^s-y_i^e)^2}; & c_i=0, c_j=0\\ \sqrt{(x_j^s-x_i^s)^2+(y_j^s-y_i^s)^2}; & c_i=1, c_j=0\end{cases} \tag{1}$$

式中：(x_i^s, y_i^s)、(x_i^e, y_i^e)、c_i 分别表示装配线 v_i 的起点、终点和划线方向.

设 $M=\{m_1, m_2, \cdots, m_N\}$ 为一个装配线集合，$V=\{v_1, v_2, \cdots, v_i, \cdots, v_N\}$ 为一种遍历顺序，其中 $v_i(i=1,2,\cdots,N)$ 属于 M，则船体装配线划线优化的数学模型为

$$\min L=\sum_{i,j=1}^{N} d_{ij} \tag{2}$$

式中：L 为目标函数，d_{ij} 为装配线 v_i 和 v_j 之间的距离.

2 遗传算法求解策略

2.1 遗传编码

开发遗传算法解决船体装配线划线优化问题，首先须将问题的解编码为染色体，它是遗传算法其余步骤进行的先决条件. 对应不同的工程问题，编码方法也不一样. 在船体装配线划线优化模型中涉及到两个决策变量：划线顺序和划线方向. 相应地，染色体中也应有两个参数：顺序参数和方向参数. 本文采用多参数混合编码方法，个体编码中既包含了装配线划线顺序的编码又包含了划线方向的编码，即划线顺序编码 P_i^o | 划线方向编码 P_i^d.

对于划线顺序参数，采用实数编码方法，这种编码方法可以贴切地表达划线的路径. 例如，一组装配线的划线顺序为

10-8-6-9-2-5-1-3-4-7

则可以表达为编码(10 8 6 9 2 5 1 3 4 7).

编码中的每一个基因表示为一条装配线，对应着存放装配线信息数组的元素下标. 划线顺序编码 P_i^o 的长度为装配线的数量 N.

按前述规定，对于一条装配线，用数字 1 和 0 表示划线方向. 因此划线方向的参数编码采用二进制编码方法，其中 0 表示从装配线的起点到终点，1 表示从装配线的终点到起点. 每条装配线都需要一位表示划线方向的基因，因此划线方向参数编码 P_i^d 的长度也为 N. 例如划线顺序编码 P_i^o =(10 8 6 9 2 5 1 3 4 7) 对应的一个划线方向参数编码 P_i^d =(1 0 0 1 0 1 1 0 0 0).

由于采用了多参数混合编码方法，每个个体的编码长度为 2N.

2.2 种群初始化

在基本遗传算法中，种群初始化都是采用随机生成的方式. 由于未经过优化，初始个体适应度通常较低，个体适应度的高低直接影响到算法的收敛性. 本文采用“贪心策略”初始化种群，这样可以保证初始种群中包含大量的最优子路径，提高了种群的适应度. “贪心策略”的基本步骤如下：

Step1 从 $M=\{m_1, m_2, \cdots, m_N\}$ 装配线集合中随机选取一条装配线 m_i，如果 m_i 未被选择过，则将 m_i 加入到顺序编码 P_i^o 中，并将 m_i 从原集合中删除，随机生成 m_i 的划线方向并加入到方向编码 P_i^d 中.

Step2 从剩下的装配线中选择距离装配线 m_i 最近的装配线 n_j，将 n_j 加入到 P_i^o 中，并将装配线 n_j 确定的划线方向加入到方向编码 P_i^d 中. 将 n_j 置为当前装配线 m_i.

Step3 重复 Step2 直到所有装配线都加入到 P_i^o 中，则个体 P_i 生成完毕.

2.3 适应度函数

适应度函数的选择在遗传算法中占有相当重要的地位. 它用来决定哪些个体被允许进入下一轮进化，哪些个体需要从种群中剔除，是引导遗传

算法向问题最优解逼近的关键因素.船体装配线划线优化问题的目标是寻找一条遍历所有装配线的最短路径.路径长度越小说明个体越好,个体的适应度也应该越大.因此可以将适应度函数取为

$$f(P_i)=\frac{1}{L(P_i)}\times F$$

或

$$f(P_i)=1-L(P_i)/\max(L(P_i))$$

式中:$f(P_i)$ 为适应度函数,$L(P_i)$ 为个体路径长度,$\max(L(P_i))$ 为当代群体中最长路径长度.参数 F 为一合适的整数,仅为了方便适应度的比较.

2.4 选择算子

选择算子用以决定哪些个体可以进入下一代.通常所用的选择算子为比例选择算子.本文采用轮盘赌选择与精英保护策略[6]相结合的方法来进行选择.首先对群体进行轮盘赌选择,对选择出的个体进行杂交、变异生成子代群体,比较子代和父代适应值最高的个体,以确保最优秀的染色体在不被轮盘赌选中的情况下能够在新一代中得以保留,这样的选择算子既保证了最优者可生存至下一代,又保证了其余染色体可按生存竞争的方法生成子代,使遗传算法具有更好的收敛性.

2.5 交叉算子

杂交运算是遗传算法进化过程中产生新个体的主要方法,在遗传算法中起着关键作用.本文对划线顺序参数和划线方向参数采用了不同的编码方式,因此也应采用不同的交叉算子.

划线方向参数是二进制编码方式,交叉算子采用双点交叉算子.

为了使任意两条划线路径进行交叉操作后,都能够得到另外两条新的并且具有实际意义的划线路径,对于以实数编码方式的顺序参数采用单点交叉或者多点交叉时,容易导致未能完全遍历所有的装配线.目前适合于实数编码方式的交叉算子有部分映射交叉(PMX)、顺序交叉(OX)和循环交叉(CX)三种通用交叉算子.但这几种算子考虑的是城市的位置和顺序,并未考虑到TSP所具有的特点,即城市的邻接关系,不能很好地保留原有边的邻接关系,所以不能保留父代个体的优良性能,对提高算法收敛速度不利.

1985年,Grefenstette等[7]提出了贪心交叉算子,后来的许多学者[8,9]采用这一交叉算子均取得了很好的效果.使用贪心交叉算子,不仅提高了寻优的速度,而且也考虑到城市之间的连接关系.在船体装配线划线优化问题中,本文对划线顺序参数采用了双向贪心交叉算子.随机选定两个父代 $P_1^{\mathrm{o}}(m_{11},m_{12},\cdots,m_{1N})$ 和 $P_2^{\mathrm{o}}(m_{21},m_{22},\cdots,m_{2N})$,通过双向贪心交叉算子产生两个子代 P_1^{t} 和 P_2^{t} 的过程如下:

Step1 随机选取一条装配线 m 作为交叉的起点,初始化子代个体 P_1^{t}、P_2^{t} 的代码串:仅含一条装配线代码 m;

Step2 分别从父代 P_1^{o}、P_2^{o} 中找出 m 的右装配线 m_{right1} 和 m_{right2},计算 m 的右向边 $\langle m,m_{\mathrm{right1}}\rangle$、$\langle m,m_{\mathrm{right2}}\rangle$ 的长度 d_1、d_2;

Step3 若 $d_1\leqslant d_2$,则选 m_{right1},将 m_{right1} 添加到 P_1^{t} 中,从 P_1^{o}、P_2^{o} 中删除装配线 m,并修改 $m=m_{\mathrm{right1}}$,转Step5;

Step4 选中 m_{right2},将 m_{right2} 添加到 P_1^{t} 中,从 P_1^{o}、P_2^{o} 中删除装配线 m,并修改 $m=m_{\mathrm{right2}}$;

Step5 若此时 P_1^{o}、P_2^{o} 中的装配线个数等于1,结束,否则转Step2继续重复执行.

同理,将Step2到Step5中的相关操作改为查找 m 的左装配线 m_{left1} 和 m_{left2},比较 m 的左向边 $\langle m,m_{\mathrm{left1}}\rangle$、$\langle m,m_{\mathrm{left2}}\rangle$ 的长度来决定选取 m_{left1} 或 m_{left2},可生成另一个子代个体 P_2^{t}.

2.6 变异算子

针对方向编码 P_i^{d},采用基本位变异算子,即对个体编码随机挑选一个或多个基因座,并对这些基因座的基因值取反变动.

针对划线顺序编码 P_i^{o},本文提出一种随机变异算子,即将个体编码中随机选取的两个基因座之间的基因进行随机排序.如随机选取 $P_i^{\mathrm{o}}(m_{i1},m_{i2},\cdots,m_{iN})$ 中的两个基因座 m_{ij} 和 m_{ij+n},将 m_{ij} 和 m_{ij+n} 之间的基因重新进行随机排序生成新个体 P'_i.与传统逆转变异算子相比,本算子更能增加群体的多样性.

3 仿真试验

遗传算法在实际应用中表现出的性能与如何选取算法的各种参数(包括群体大小N、杂交概率 P_{c} 和变异概率 P_{m} 等)有很大的关系,但迄今为止,尚没有理论上的研究结果可用于指导如何选

取进化算法中的最优参数．一般在算法的实际应用中采用的都是经验数据．本文经大量的试验并结合经验值采用如下所述的参数：$N=40$，$P_c=0.8$，$P_m=0.05$，常数 $F=1\ 000$．终止条件为进化趋于稳定状态，即种群中一定比例的个体（一般是 0.8）已完全是同一个体，则终止算法．

对图 1 示例中的装配线划线路径进行优化，优化路径如图 4 所示，划线路径为

$$Path=\{0,(1,2),(3,4),(12,11),(9,10),(13,14),(21,22),(18,17),(19,20),(24,23),(31,32),(33,34),(38,37),(39,40),(41,42),(44,43),(36,35),(30,29),(27,28),(26,25),(16,15),(7,8),(6,5),0\}$$

划线空走总长度为 19.1 m，比优化前划线空走总长度减少了 39%．

在大量仿真试验中发现，当出现装配线呈网格状交叉排列时（如 5 所示），算法不能较快地收敛到最优解．

经过多个仿真试验后发现，这类网格状装配线的最优解中方向编码 P_i^d 中应包含连续的基因片(0,1)．由图 5 也可以看出，对于纵向排列的垂直装配线，最优的划线方向编码应为

$$P_i^d=\{\cdots,0,1,0,1,0,1,0,1,0,1,0,1,0,1,0,1,\cdots\}$$

同理横向排列的水平装配线，最优的划线方向编码中也应包含基因片(0,1)．

很明显，在种群的进化过程中很难保证这样的基因段不被破坏或者生成的新个体中拥有基因片(0,1)．为此，本文提出一种“精英子自进化策略”：

Step1　选择当前代中的一组较优个体 $\{P_1^i\}$；

Step2　保持顺序参数 P_i^o 不变，对方向参数 P_i^d 进行变异．随机选取 P_i^d 中的任意两个基因 m_{ij} 和 m_{ij+n}，将 m_{ij} 和 m_{ij+n} 之间的基因段用基因片(0,1)代替；

Step3　如果变异后新个体的适应度增加，则用新个体取代相应的旧个体．

采用精英子自进化策略，增加了精英子的适应度，使精英子更快地收敛到最优解．

选取大连某船厂已建造的 114 500 t 散货船和 46 000 t 成品油船为例进行验证．优化后统计结果见表 2，优化后空走总长度比优化前空走总长度分别减少了 29%和 30%．结果表明该遗传算法模型可以有效地减少装配线划线空走总长度．

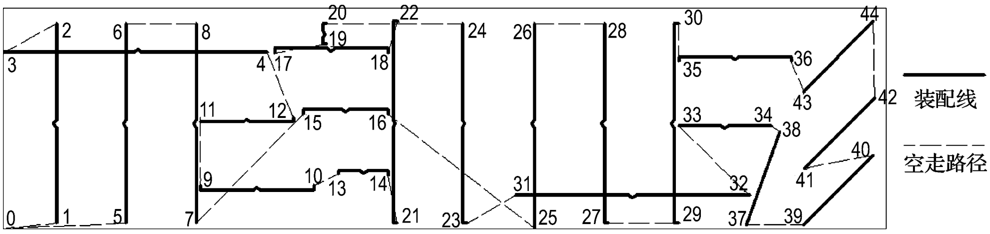

图 4　优化后的装配线划线路径

Fig. 4　The optimized marking path for markline

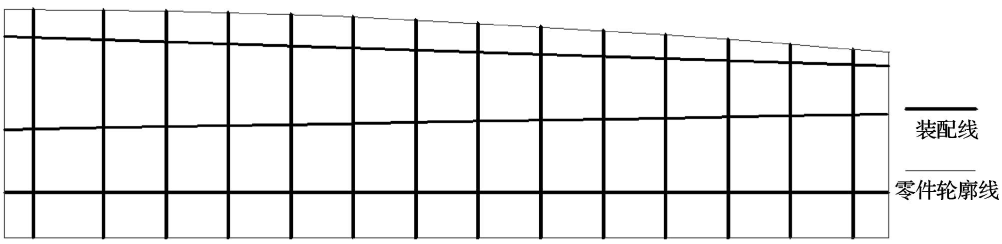

图 5　网格状装配线

Fig. 5　The grid markline

表2 计算结果统计

Tab.2 Statistic of the computational results

船舶类型	钢板张数	装配线总长度/m	优化前空走总长度/m	优化后空走总长度/m	优化后空走比/%
114 500 t 散货船	5 128	152 010	104 312	74 450	49
46 000 t 成品油船	2 892	101 723	71 672	49 972	49

4 结 语

本文发展了一种适用于船体装配线划线路径优化的多参数混合编码遗传算法模型.对不同参数采用了不同的遗传算子,解决了装配线划线作业的最短路径优化问题.提出了“精英子自进化策略”,使模型能适应特殊的划线路径,并能收敛到最优解.实例表明本文中的优化模型可有效地减少划线空走路径,减少划线作业时间,降低能源损耗,提高生产效率.本文的研究成果已经成功在国内数家大型船厂得到应用,取得了良好的经济效益.

参考文献:

[1] 玄光南,程润伟. 遗传算法与工程优化[M]. 北京:清华大学出版社,2004

[2] 王小平,曹立明. 遗传算法——理论、应用与软件实现[M]. 西安:西安交通大学出版社,2003

[3] 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

[4] 陈 静,林 焰,张明霞,等. 改进遗传算法在船舶压载水置换方案求解中的应用[J]. 中国造船,2009,**50**(1):75-82

[5] 杨连生,张志英,李兆刚,等. 造船涂装作业油漆配送优化问题研究[J]. 中国造船,2010,**51**(1):212-218

[6] RODOLPH G. Convergence properties of canonical genetic algorithms [J]. **Neural Network**,1994(5):96-101

[7] GREFENSTETTE J J ,GOPAL R,ROSMAITA B J,*et al*. Genetic algorithms for the TSP [C] // GREFENSTETTE J J,eds. **Proceedings of the First International Conference on Genetic Algorithms and Their Applications**. Pittsburgh:Pittsburgh P A Carnegie-Mellon University,1985:160-168

[8] 杨华芬,魏 廷. 一种求解TSP问题的改进遗传算法[J]. 重庆工学院学报:自然科学版,2007,**21**(5):86-88

[9] 符一平,陈光喜. 一种求解TSP问题的改进遗传算法[J]. 桂林电子科技大学学报,2007,**27**(4):287-290

Research on genetic algorithm to hull markline marking path optimization

WU Jun-jie*[1], JI Zhuo-shang[1], CHANG Hui-qing[2]

(1.Ship CAD Engineering Center, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China;
2.Technical Center, Cosco Shipyard Group Co., Ltd., Dalian 116113, China)

Abstract: Hull markline marking, which is done with the CNC operations for hull parts at the same time, is one of the important parts in modern shipbuilding. According to the features of the marking, taking the marking order and the marking direction as the parameters and taking the minimum idle marking path as the objective, a mathematical model of marking optimization is established on the basis of hybrid encoding in genetic algorithm. The different genetic strategies are used for evolution of the marking order and the marking direction. The random mutation operator maintains the diversity of the population and the self-evolution of elite operator accelerates the evolution process. The use of "greedy strategy" for initial population improves the fitness of the population. The simulation results show that the model is effective, which can effectively reduce the idle marking path and improve the efficiency of shipbuilding.

Key words: marking; path optimization; idle path; genetic algorithm; hybrid encoding; greedy strategy