



引用格式:李凯,罗小青. 消拖船节油航速优化研究[J]. 科学技术与工程, 2022, 22(24): 10763-10768.

Sun Ke, Ma Chang, Ren Boyang, et al. Experimental analysis of pipeline characteristics of water spraing device used in engine swallowing test [J]. Science Technology and Engineering, 2022, 22(24): 10763-10768.

消拖船节油航速优化研究

李凯¹, 罗小青^{2,3*}

(1. 广东海洋大学海运学院, 湛江 524005; 2. 广东海洋大学海洋与气象学院, 近海海洋变化与灾害预警实验室, 湛江 524088;
3. 广东海洋大学广东省高等学校陆架及深远海气候、资源与环境重点实验室, 湛江 524088)

摘要 针对港口作业消拖船主机的高油耗问题,从船舶管理节能的角度出发,提出了基于改进天牛须算法的消拖船节油航速优化方法。通过分析消拖船的船、机、桨的能量传递机制,建立了其主机燃油消耗的优化模型,并对消拖船某航次中各航段的航速开展优化研究。天牛须搜索算法(beetle antennae search algorithm, BAS)是近年来出现的智能优化算法,在处理结构复杂的数学模型优化中优势很明显,但是也存在收敛慢、容易进入局部最优状态等问题,为此建立了一种改进的天牛须搜索算法(improved beetle antennae search algorithm, IBAS),以更好地满足应用要求。通过实例计算分析,采用所提出的优化算法进行消拖船主机燃油消耗优化。结果表明:所提算法的收敛速度快,寻优效率高。与天牛须算法和蚁群算法(ant colony algorithm, ACO)对比分析,所提出的优化算法保持较快的运算时间的同时,提高了优化结果的准确率。

关键词 消拖船; 节能; 航速优化; 天牛须搜索算法(BAS)

中图分类号 U676.3; **文献标志码** A

Optimization of Fuel Saving Speed of Tugboat

LI Kai¹, LUO Xiao-qing^{2,3*}

(1. Maritime College, Guangdong Ocean University, Zhanjiang 524055, China; 2. Laboratory for Coastal Ocean Variation and Disaster Prediction, College of Ocean and Meteorology, Guangdong Ocean University, Zhanjiang 524088, China;
3. Key Laboratory of Climate, Resources and Environment in Continental Shelf Sea and Deep Sea of Department of Education of Guangdong Province, Guangdong Ocean University, Zhanjiang 524088, China)

[Abstract] Aiming at the problem of high fuel consumption of the main engine of tugboats in port operations, from the perspective of ship management energy saving, an optimization method of tugboats fuel-saving and speed based on the improved tugboat algorithm was proposed. By analyzing the energy transfer mechanism of the ship, engine and paddle, the optimization model of its main engine fuel consumption was established, and the optimization research on the speed of each section of the tugboat in a certain voyage was carried out. The beetle antennae search algorithm(BAS) is a new optimization algorithm in recent years, which has obvious advantages in the optimization of mathematical models with complex structures, but there are also some problems such as slow convergence and easy access to local optimal states. For this reason, an improved beetle antennae search algorithm(IBAS) was established to better meet the application requirements. Through the calculation and analysis of an example, the proposed algorithm was used to optimize the fuel consumption of the main engine of the tugboat. The results show that the proposed algorithm has fast convergence speed and high optimization efficiency. Compared with the beetle antennae search algorithm and the ant colony algorithm(ACO), the proposed optimization algorithm keeps a faster operation time and improves the accuracy of optimization results.

[Keywords] tugboat; energy saving; speed optimization; beetle antennae search algorithm(BAS)

船舶运输在水上交通运输中发挥着重要作用。随着船舶运输价格的持续走低和船舶能效设计指数(EEDI)的正式生效,船舶节能减排技术成为世界各国船舶工程领域关注的话题。这种技术的推广既可以降低船舶的能耗成本,同时也响应国家的低碳号召^[1]。消拖船是港口作业中常用的辅助运输

工具,其燃油消耗的高额成本将对轮驳企业的生产效益产生直接影响。因此,对消拖船的油耗问题开展优化研究极具意义。

目前,中外学者就船舶运输行业的优化问题开展了一系列的研究,总结出了一些研究方法。文献[2]对船舶省油路线进行分析,建立起最短路径

收稿日期: 2021-12-05; 修订日期: 2022-05-13

基金项目: 湛江市科技发展专项资金竞争性分配项目(2021A05034)

第一作者: 李凯(1989—),男,汉族,江西石城人,硕士,讲师。研究方向:船舶节能减排。E-mail:lik@gdou.edu.cn。

*通信作者: 罗小青(1988—),女,汉族,陕西宝鸡人,博士,讲师。研究方向:船舶节能减排。E-mail:luo_201709@126.com。

的优化算法,对这种算法的性能做了实证研究。文献[3]为确定出最优的航线配船、发船频次和航线参数,在一定简化假设基础上提出了局部搜索启发式算法,可为优化该问题提供思路。文献[4]则对船舶运输成本分析时提出了综合优化模型,从而对船舶航行的参数进行优化,确保达到最小的运输成本。文献[5]则对路线以及航线配船问题进行研究,采用人工智能方法建立模型后求解,且对模型的优化问题进行讨论。文献[6]建立了多目标数学模型,优化了航线和配船方向、船舶时刻表等参数。纵观前人的研究可知,目前船舶管理节能的研究侧重于航线的规划方面,且在航速与船舶油耗量相关性的研究涉及很少。文献[7]和文献[8]在船舶油耗优化方面开展了一些研究,但是采用的是神经网络算法,需要依赖大量的数据,且存在运算时间长,收敛速度慢等缺点。

天牛须搜索算法 (beetle antennae search algorithm, BAS) 是近年来出现的智能优化方法,其本质是对天牛的觅食机制进行抽象概括,然后通过数学语言描述。该算法的优势主要表现为操作方便,运算量小、适用性强。目前其应用范围不断扩大,如在疾病分类、传感器网络规划、船舶运行方案优化领域都已获得应用。由此也可反映出研究 BAS 算法有重要意义,可以为优化问题的求解提供支持。但该算法也存在一些局限性,如所得结果精度差,收敛缓慢,结果对参数的敏感性高。因此,有必要对该算法做出改进,从而消除其存在的缺陷,改善其性能,为其广泛应用夯实基础。为此,以船舶节能减排研究为背景,针对港口作业的消拖船主机的高油耗问题,研究消拖船的特性建立其主机油耗的模型,提出改进的天牛须搜索算法(improved beetle antennae search algorithm, IBAS)用于某航次中各航路的航速优化,并对比不同算法的优化结果和性能,以便在满足运营要求基础上降低消油耗,为港驳企业带来更多的盈利。

1 消拖船油耗模型

消拖船是用于辅助港口大型船舶靠离泊的小型船舶,其运行特性表现为操纵性强,体积小,功率大,在港口作业和水上消防领域被广泛应用,同时也可作为船舶的进出港提供协助。消拖船的船首安装有绞缆机,避免其在拖拽操作时出现失稳的现象,也可消除横向力矩,有效的降低消拖船侧倾可能性,有利于维持稳性。由于港口作业空间非常有限,拖轮船体布局紧凑,船舶灵活性及操作安全性大大增强,如果消拖船太大,不利于在狭小的作业

区域内完成作业任务。

消拖船的动力装置中最重要组成部分为推进装置,相应的组成单元包括柴油机、轴系、螺旋桨等。在船舶推进装置中,柴油机气缸内部的燃油燃烧产生化学能转化为机械能推动活塞做功,经过轴系和传动设备后带动螺旋桨旋转。螺旋桨在转动过程中形成推力,促使船舶前进^[9-14]。船机桨的匹配是指船舶、柴油机和螺旋桨按照最优的方式配合,使船舶处于良好的运行性和经济性的过程。船舶推进装置主要是基于能量转换来实现工作目的,能量转换的过程和船机桨的匹配密切相关。船舶推进装置的经济性指标可用柴油机的油耗率进行评价^[15-17]。

(1) 船舶阻力。对于设计好的船舶来说,船舶阻力只是航速的函数,可表示为

$$R = A_R V_s^n \quad (1)$$

式(1)中: R 为船舶总阻力; V_s 为船舶的航速; n 为常数; A_R 为阻力系数,其影响因素较为复杂,主要涉及航道、船舶排水量、拖带等,在特定的工况下,航行过程中阻力可看作为恒定值。

(2) 螺旋桨的推力。螺旋桨推力需要克服船舶阻力以及转轴的阻力,这样就导致其有效推力 T_E 低于输出的推力,此推力可描述为

$$T_E = T_p(1 - t) \quad (2)$$

式(2)中: t 为推力减额系数; T_p 为螺旋桨的推力。

(3) 运动方程。基于船舶运动平衡关系,运动方程可表示为

$$(m + \Delta m) \frac{dV_s}{dt} = T_E - R \quad (3)$$

式(3)中: m 为船舶本身的质量; Δm 为船舶的附加质量; V_s 为船舶的航速。

可在一定推导基础上确定出主机的输出功率、航速、油耗相关性。这种关系式是运动学和功力学的体现,实际运行工况下,船机桨相互制约,各种特性参数改变后,其他参数也会同步的改变,这就影响到推进特性。

可描述出其推进功率与转速相关性,可表示为

$$P_p = C n_p^3 \quad (4)$$

式(4)中: P_p 为螺旋桨的推进功率; C 为推进特性常数; n_p 为螺旋桨的转速。

稳定工况下运行过程中,螺旋桨的作用力保持平衡,因而存在关系式为

$$a_R V_s^2 = C_s n_p^2 \quad (5)$$

式(5)中: a_R 为阻力系数; C_s 为推力系数, a_R 和 C_s 由船舶线型和尺度等及航行状态等参数确定,对于建造好的船舶其船型参数是确定的,航行状态不变

情况下,可简单认为阻力系数和推力系数也保持不变,因而这种条件下桨的推进功率正比于航速的3次方,实际中还受到其他因素的影响,二者的关系式可描述为

$$P_e = \frac{D^{2/3} V_s^3}{C_B} \quad (6)$$

式(6)中: P_e 为柴油机的持续功率; D 为排水量; C_B 为海军常数。

船舶的尺寸、排水量一般是固定的,和船速不存在相关性,故海军常数保持固定。当消拖船的主机输出功率为 P_e 时,且航速为 V_s 时,结合消拖船的参数信息和历史油耗数据拟合出的单位时间油耗 b_e (单位:g/h)的计算公式为

$$b_e = 5.1159 \times 10^{-7} P_e^3 - 0.006935 P_e^2 + 202.202 P_e \quad (7)$$

结合式(1)~式(6)可判断出,基于航速 V_s 航行距离 S 千米条件下,计算船舶的油耗量,其计算公式为

$$G_s = 1.1483 \times 10^{-6} S V_s^8 - 0.0097 S V_s^5 + 175.551 S V_s^2 \quad (8)$$

2 优化方法

BAS算法具有求解速度快、运行稳定等优点^[18-22],其仿生的原理为:当天牛在找食物时,其对食物的位置事先并不知道,主要是基于食物气味强度进行判断,不断的趋近于食物。天牛有左右两个长触须,在寻找食物时如果左触须感知的气味强度更高,则向左飞,反之向右飞,最终收获到食物。BAS算法的流程如下。

步骤1 将天牛简化为质心、左、右触须3部分,分别通过3个点描述,对应的坐标分别为 \mathbf{x} 、 \mathbf{x}_l 、 \mathbf{x}_r ,对 n 维的数学问题,这3个参数都是 n 维向量,两触须间距为 d_0 。

步骤2 其运动方向为随机性的,这样就可确定出其方向随机向量,通过式(9)归一化。

$$\mathbf{b} = \frac{\text{rands}(n,1)}{\|\text{rands}(n,1)\|} \quad (9)$$

式(9)中: \mathbf{b} 为随机单位向量; $\text{rands}()$ 为生成的 n 维随机向量; n 为维度。

左右触须可表示为

$$\begin{cases} \mathbf{x}_l = \mathbf{x}' + d'_0 \mathbf{b} \\ \mathbf{x}_r = \mathbf{x}' - d'_0 \mathbf{b} \end{cases} \quad (10)$$

式(10)中: \mathbf{x}_l 、 \mathbf{x}_r 分别为左右触须的位置; t' 为迭代次数; \mathbf{x}' 和 d'_0 分别为第 t' 次迭代时两须的间距和质心的距离。

步骤3 气味强度通过适应度函数 $f(x)$ 进行

描述,左右两侧的适应度函数分别描述为 f_l 和 f_r ,对二者的大小进行对比,以此来确定出下次迭代时的运动方向。

$$\mathbf{x}^{t'} = \mathbf{x}^{t'-1} - \delta^{t'} \mathbf{b} \text{sign}(f_l - f_r) \quad (11)$$

式(11)中: sign 为符号函数; $\delta^{t'}$ 对应于运动步长。

步骤4 每次迭代后计算出适应度值,以及如下两个参数。

$$\begin{cases} d'_0 = e_{\text{ta}_d} d_0^{t'-1} \\ \delta^{t'} = e_{\text{ta}_\delta} \delta^{t'-1} \end{cases} \quad (12)$$

式(12)中: e_{ta_d} 和 e_{ta_δ} 分别为二者距离以及步长的衰减系数。

步骤5 判断运行的结果是否符合迭代结束的要求,如果满足要求,那么立即停止迭代,否则就返回步骤2继续迭代,直满足条件为止。

目前BAS算法可以很好地满足单样本问题的优化要求,不过其局限性也是很明显的,主要体现在寻找最佳方向时主要是基于气味的强度大小,而没有利用到一些已知的信息,对其寻优产生不利的影响,导致收敛速度较慢、所得结果的精确度也不高。在对复杂的高维问题求解过程中,BAS算法容易进入局部最优状态。对这些缺陷进行深入分析,同时考虑到实际模型的优化要求,提出了改进的天牛须搜索算法。主要的改进之处在于:确定初值种群时引入混沌映射策略,这样可以提高初始解的质量。在步长更新时同时考虑到优化个体和种群的信息,以此来对历史最优个体的延迟信息进行动态的调节,这样改进后初始个体的多样性大幅度提高,同时表现出更强的适应性,算法收敛速度也有一定幅度提高^[23-25]。

混沌现象在自然界中普遍存在,表现出很强的非线性特征。混沌序列看似杂乱无章,但具有随机性、遍历性等特征,在全局搜索方面有明显优势,可在搜索空间内不重复地遍历全部的可能解。经典的cat混沌映射是一个二维可逆混沌映射,其动力学方程可描述为

$$\begin{bmatrix} \text{sx}_{m+1} \\ \text{sy}_{m+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \text{sx}_m \\ \text{sy}_m \end{bmatrix} \text{mod} 1 \quad (13)$$

式(13)中: $\text{mod} 1$ 表示只读取小数部分,即 $\mathbf{x}_{\text{mod} 1} = \mathbf{x} - [\mathbf{x}]$; sx_m 为 sx 序列在第 m 次迭代时的值,分析可知此映射相对简单,计算速度快,同时产生的混沌序列均匀性高。在此研究时假设天牛种群规模为 k ,维数为 d 维,则相应的混沌序列可描述为 $\text{sx} = \{\text{sx}_j, j = 1, 2, \dots, d\}$ 和 $\text{sy} = \{\text{sy}_j, j = 1, 2, \dots, d\}$,其中 $\text{sx}_j = \{\text{sx}_{ij}, i = 1, 2, \dots, k\}$ 和 $\text{sy}_j = \{\text{sy}_{ij}, i = 1, 2, \dots, k\}$ 。混沌序列的初始值取值区间为 $[0, 1]$ 上的初始值。这样cat混沌映射可描述为

$$\begin{cases} sx_{i+1,j} = (sx_{i,j} + sy_{i,j}) \bmod 1 \\ sy_{i+1,j} = (sx_{i,j} + 2sy_{i,j}) \bmod 1 \end{cases} \quad (14)$$

基于式(14)定义,对混沌映射所得的种群 X ,代入参数计算出其反向种群 OX ,且进行合并后筛选出适应度高的 n 个个体,再对初始种群 X 进行替换。

3 研究方法

依据船舶总阻力、有效推进功率和主机输出功率等方程确定消拖船的油耗模型,结合消拖船的航行时间和设定航线,对各航线段的航速优化,以使整个航次消拖船的油耗最低。图 1 为消拖船航速优化的技术路线。通过对消拖船的油耗数学模型推导出其主机输出功率模型,由功率模型的关系推导出单位时间内主机的油耗量表达式。随后考虑某航次的航线并施加相关的约束条件,设定好相应的油耗目标函数。最后分别运用蚁群算法(ant colony algorithm, ACO)、BAS、IBAS 分别计算目标函数的适应度值,综合分析各算法的性能确定合适的优化方案。

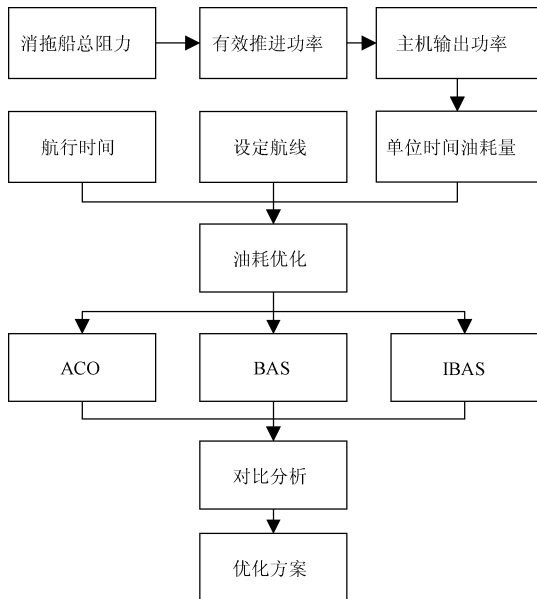


图 1 消拖船航速优化技术路线

Fig. 1 Technical route of tugboat speed optimization

4 算例分析

根据某港口消拖船的海上作业情况,对已经完成航线设计的船舶进行节油航速优化。某消拖船在某航次的优化航线设计如图 2 所示,处于码头的消拖船接收到多任务命令,需要协助多条大船靠泊作业。经过航线优化后,消拖船从 1 点的码头站出发,经长度为 S_1 km 的航道到达 2 点,接着从 2 点出发,经过 S_2 km 的航道到达 3 点,再从 3 点出发航行

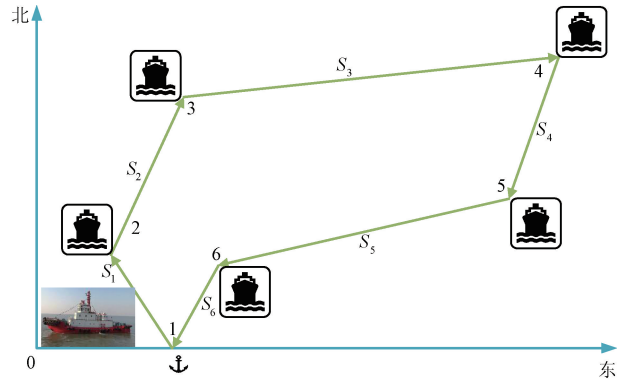


图 2 消拖船某航次的航线

Fig. 2 Route of a tugboat voyage

S_3 km 的航道到达 4 点,从 4 点出发航行 S_4 km 的航道到达 5 点,随后从 5 点出发航行 S_5 km 的航道抵达 6 点,最后从 6 点出发航行 S_6 km 的航道后返回码头 1 点。驾驶消拖船整个航次的往返总时间不超过 18 h,因为要预留 6 h 用于拖船的交接班和物资补充的需要。已知 S_1 、 S_2 、 S_3 、 S_4 、 S_5 、 S_6 分别为 25、40、80、30、65、20 km,拖船正常航行时的船速范围 6 ~ 14 kn,忽略消拖船给大船顶推作业的油耗和时间,要求从主机节油降耗角度出发,计算出各航路上消拖船的航速。

由于近海的海况较平静,消拖船主机油耗模型受外界干扰因素的影响很小,依据前文的技术路线,对各航路上的航速进行优化。结合单位时间内主机的油耗量模型,对整个航次内总油耗量最小的函数做优化计算,设定各变量的上、下限,即航速 V_s ($s = 1 \sim 6$) 的范围,最小航速 6 kn 和最大航速 14 kn。适应度函数优化过程中的非线性约束条件为消拖船每天的航行时间不超过 18 h,即

$$\frac{25}{1.852V_1} + \frac{40}{1.852V_2} + \frac{80}{1.852V_3} + \frac{30}{1.852V_4} + \frac{65}{1.852V_5} + \frac{20}{1.852V_6} \leq 18 \quad (15)$$

考虑非线性约束条件,引入改进的 BAS 算法优化已定义过的目标函数,对消拖船主机的油耗进行优化计算。优化得到的各航路上的航速如图 3 所示,6 段航路中,第 6 段的航速最高,第 2 段的航速最低。由优化结果可知,整个航次的主机总油耗量为 2.838 6 t。整个航次中,若消拖船一直采用 8 kn 的经济航速驾驶相同的航线,则消耗的总油耗量为 3.040 4 t。对比分析可知,采用 IBAS 算法优化后的分段航行的驾驶方案比全程选择经济航速航行的方案还要节省燃油消耗量 6.64%。

针对消拖船的航速优化问题,选用 ACO 算法和 BAS 算法进行了优化,航速优化的结果与图 3 的结

果基本一致,但是在收敛的速度差别很大。图4显示了3种算法的收敛曲线,3种算法都收敛到了最优值,在收敛速度上,ACO算法的收敛速度优于改进的BAS算法和BAS算法,IBAS算法收敛速度优于BAS算法。从优化方案上看,IBAS算法和其他两种算法相比搜索到了更合适的适应度值。

3种算法优化后得到的各航路的优化航速均不相同。BAS算法和IBAS算法优化得出的航速差别不大,ACO算法优化得出的航速则与其余两种算法差别较大,这是由于迭代的方法不同而引起的。在运算时间上,ACO算法的迭代时间为0.775 s, BAS算法的迭代时间为0.528 s, IBAS算法迭代时间为0.593 s,综合性能指标和收敛曲线可知,IBAS算法优化性能最好。因此,在消拖船航速优化问题中,引入IBAS算法,将显著提高运算的效率和寻优的能力。

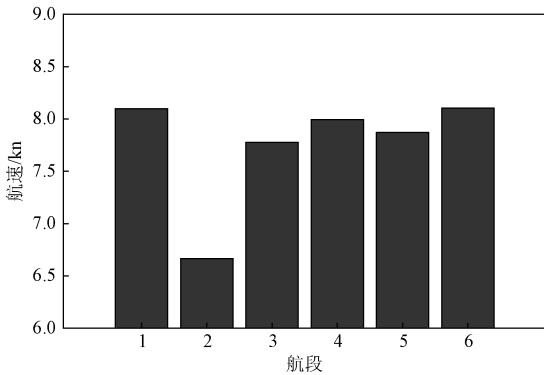


图3 消拖船的航速优化结果

Fig. 3 The speed optimization results of tugboat

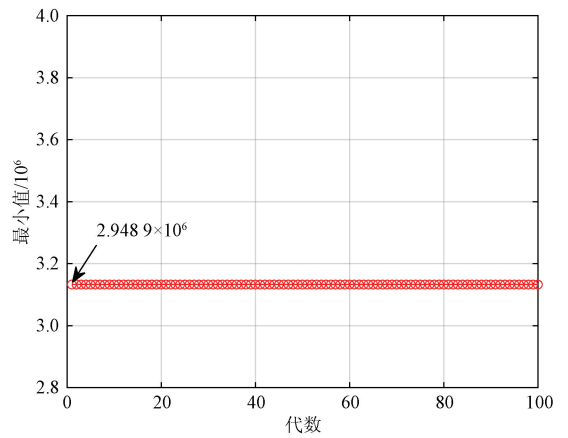
表1 3种算法的优化结果

Table 1 Optimization results of the three algorithms

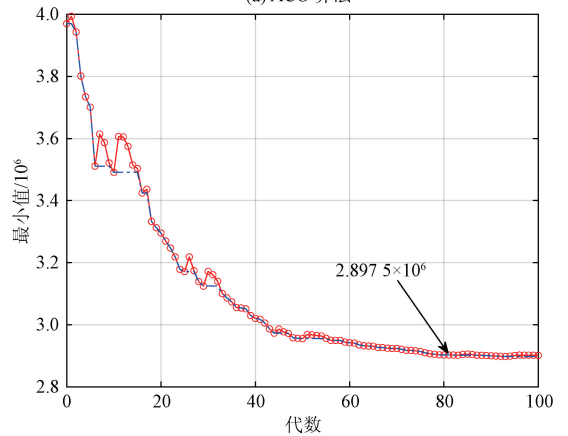
算法	V_1/kn	V_2/kn	V_3/kn	V_4/kn	V_5/kn	V_6/kn	总油耗量/ $10^6 t$
ACO	9.916 2	6.745 3	6.897 1	9.468 7	8.329 1	7.791 2	2.948 9
BAS	6.492 6	6.234 6	7.553 4	7.092 8	10.394 4	8.038 9	2.897 5
IBAS	8.097 9	6.665 6	7.777 6	7.995 1	7.870 1	8.103 5	2.838 6

5 结论

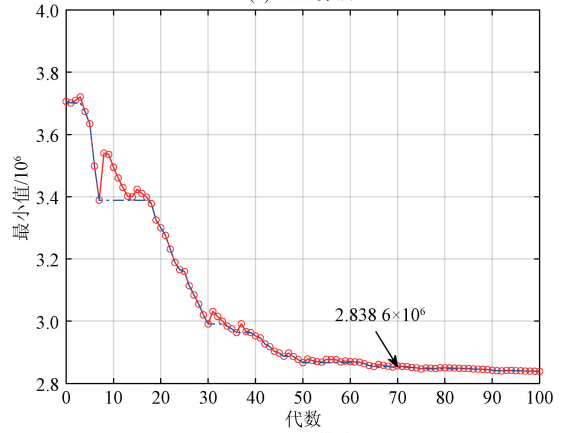
针对某港口港作拖船高油耗的问题,从船、机、桨的能量传递角度出发,建立了消拖船主机油耗模型,并引入改进的BAS算法,对设定航线的条件下对各航线段的节油航速做了优化。优化的结果表明:消拖船采用航速优化的方案比使用经济航速定速航行的方案还要降低燃油消耗量。该优化方法可以为港口轮驳企业降低运行成本,也为航运事业的船舶管理节能供了决策支持。经过反复的计算和对比分析可知,改进的BAS算法在求解非线性约



(a) ACO算法



(b) BAS算法



(c) IBAS算法

图4 3种算法的收敛曲线

Fig. 4 Convergence curves of the three algorithms

束条件下消拖船油耗极值优化问题时具有良好的精度和收敛速度,与ACO算法和BAS算法相比,具有明显的优势。

参考文献

[1] 周振阳. 船舶碳排放监测手段及限制方法研究[D]. 大连:大连海事大学, 2015.
Zhou Zhenyang. Research on monitoring and restricting methods of ships[D]. Dalian: Dalian Maritime University, 2015.

[2] Fagerholt K. Optimal fleet design in a ship routing problem[J]. In-

- ternational Transactions in Operational Research, 1999, 6(5): 453-464.
- [3] Ng M W, Lin D Y. Fleet deployment in liner shipping with incomplete demand information[J]. Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review, 2018, 116: 184-189.
- [4] Zeng Q, Yang Z. Model integrating fleet design and ship routing problems for coal shipping[C]//International Conference on Computational Science. Beijing: IEEE, 2007: 1000-1003.
- [5] José F L. Joint routing and deployment of a fleet of container vessels[J]. Maritime Economics & Logistics, 2009, 11: 186-208.
- [6] Morabito R B. Routing and fleet deployment in liner shipping with spot voyages[J]. Transportation Research Part C Emerging Technologies, 2015, 3: 188-205.
- [7] 刘柱, 姚久武, 李迪阳, 等. 基于大数据分析的船舶功率优化应用[J]. 中国航海, 2019, 42(2): 12-16.
Liu Zhu, Yao Jiuyu, Li Diyang, et al. Ship power optimization with big data analysis[J]. China Navigation, 2019, 42(2): 12-16.
- [8] 袁智, 刘敬贤, 刘奕, 等. 基于实船数据的船舶航速与油耗优化建模[J]. 中国航海, 2020, 43(1): 134-138.
Yuan Zhi, Liu Jingxian, Liu Yi, et al. Modeling of fuel consumption versus sailing speed based on ship monitoring data[J]. China Navigation, 2020, 43(1): 134-138.
- [9] 叶睿. 船舶油耗模型研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2015.
Ye Rui. Study on vessel fuel consumption model[D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2015.
- [10] 范爱龙, 严新平, 尹奇志, 等. 船舶主机能效模型[J]. 交通运输工程学报, 2015, 15(4): 69-76.
Fan Ailong, Yan Xinping, Yin Qizhi, et al. Energy efficiency model of marine main engine[J]. Journal of Transportation Engineering, 2015, 15(4): 69-76.
- [11] 殷振宇, 许劲松. 基于航行数据的船舶油耗优化[J]. 船舶工程, 2019, 41(8): 100-104.
Yin Zhenyu, Xu Jinsong. Ship oil consumption optimization based on sailing data[J]. Ship Engineering, 2019, 41(8): 100-104.
- [12] 张伟, 王红, 张澍宁, 等. 内河船舶主机动态油耗模型的研究与建立[J]. 交通标准化, 2013(22): 95-97.
Zhang Wei, Wang Hong, Zhang Shuning, et al. Study and establishment of inland ship main engine dynamic fuel consumption model[J]. Traffic Standardization, 2013(22): 95-97.
- [13] 霍得利. 船舶航速优化节能性研究[D]. 大连: 大连海事大学, 2017.
Huo Deli. Study on energy conservation of ship speed optimization[D]. Dalian: Dalian Maritime University, 2017.
- [14] 钟乐, 吴家鸣, 张恩伟, 等. 基于动网格与滑移网格混合技术的导管螺旋桨推力研究[J]. 广东海洋大学学报, 2017, 37(4): 105-112.
Zhong Le, Wu Jiaming, Zhang Enwei, et al. Research of the ducted propeller thrust based on hybrid technique of moving grid and sliding grid[J]. Journal of Guangdong Ocean University, 2017, 37(4): 105-112.
- [15] 李晓宁, 吕唐辉, 王铭昊, 等. 船舶柴油机余热利用系统性能优化[J]. 广东海洋大学学报, 2021, 41(2): 123-130.
Li Xiaoning, Lü Tanghui, Wang Minghao, et al. Performance optimization of waste heat utilization system of marine diesel engine[J]. Journal of Guangdong Ocean University, 2021, 41(2): 123-130.
- [16] 牟小辉, 袁裕鹏, 严新平, 等. 基于随机森林算法的内河船舶油耗预测模型[J]. 交通信息与安全, 2017, 35(4): 100-105.
Mou Xiaohui, Yuan Yupeng, Yan Xinping, et al. Ship power optimization with big data analysis[J]. Traffic Information and Safety, 2017, 35(4): 100-105.
- [17] 李传庆, 董国祥, 许贺, 等. 风浪中船舶主机油耗预报方法[J]. 上海船舶运输科学研究所学报, 2020, 43(2): 1-4, 62.
Li Chuanqin, Dong Guoxiang, Xu He, et al. Prediction method of main engine fuel consumption of ships in wind and waves[J]. Journal of Shanghai Institute of Shipping and Transportation Science, 2020, 43(2): 1-4, 62.
- [18] 廖列法, 欧阳宗英. 改进天牛须搜索优化神经网络的港口货运量预测[J]. 科学技术与工程, 2021, 21(7): 2937-2944.
Liao Liefu, Ouyang Zongying. Forecast of port freight volume based on improved optimization neural network of beetle antennae search[J]. Science Technology and Engineering, 2021, 21(7): 2937-2944.
- [19] 徐东星. 改进天牛群搜索算法及其在船舶纵摇运动预测中的应用[J]. 广东海洋大学学报, 2021, 41(3): 113-122.
Xu Dongxing. Improved beetle swarm optimization and its application in ship pitching motion prediction[J]. Journal of Guangdong Ocean University, 2021, 41(3): 113-122.
- [20] Chen T T, Yong J. Beetle swarm optimisation for solving investment portfolio problems[J]. Journal of Engineering, 2018, 16: 1600-1605.
- [21] Jiang, X, Li S. Beetle antennae search without parameter tuning (BAS-WPT) for multi-objective optimization[J]. Journal of computer science, 2017, 11: 1-4.
- [22] 卢光辉, 滕欢, 廖寒逊, 等. 基于改进天牛须搜索算法的分布式电源选址定容[J]. 电测与仪表, 2019, 56(17): 6-12.
Lu Guanghui, Teng Huan, Liao Hanxun, et al. Location and sizing of distributed generation planning based on the improved beetle antennae search algorithm[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2019, 56(17): 6-12.
- [23] Wang S, Qiang M. Sailing speed optimization for container ships in a liner shipping network[J]. Transportation Research Part E, 2012, 48(3): 701-714.
- [24] 张婷, 王志明, 王培良. 基于改进小波神经网络的集装箱船纵摇角度预测[J]. 广东海洋大学学报, 2022, 42(3): 117-121.
Zhang Ting, Wang Zhiming, Wang Peiliang. Pitch angle prediction of container ship based on improved wavelet neural network[J]. Journal of Guangdong Ocean University, 2022, 42(3): 117-121.
- [25] Song Y, Wang F, Chen X, et al. An improved genetic algorithm for numerical function optimization[J]. Applied Intelligence, 2019, 49(5): 1880-1902.