



基于多目标混沌云粒子群算法的 泊位-岸桥分配研究*

李明伟^{1,2}, 康海贵², 耿静^{1,3}, 周鹏飞²

(1. 哈尔滨工程大学船舶工程学院, 黑龙江哈尔滨 150001; 2. 大连理工大学海岸和近海工程国家重点实验室, 辽宁大连 116023; 3. 大连中交理工交通技术研究院有限公司, 辽宁大连 116023)

摘要: 为了提高集装箱港口泊位-岸桥分配效果和优化效率, 以集卡运距和船舶在港时间最小为优化目标, 建立了多目标离散泊位-岸桥分配模型, 利用混沌云粒子群算法对泊位-岸桥分配模型进行求解, 开发了粒子可行-整数化处理模块, 内嵌于混沌云粒子群算法进化中, 制定了粒子编码规则, 设计了多目标函数的粒子历史极值和全局极值的计算方法, 提出了基于混沌云粒子群优化算法求解多目标离散泊位-岸桥分配模型的新方法, 数值算例结果证明了该模型和算法的可行性和实用性。

关键词: 泊位-岸桥分配; 粒子群算法; 多目标优化; 混沌理论; 云模型

中图分类号: U 691.6

文献标志码: A

文章编号: 1002-4972(2014)01-0090-07

Berth and quay-crane allocation

based on multi-objective chaos cloud particle swarm optimization algorithm

LI Ming-wei^{1,2}, KANG Hai-gui², GENG Jing^{1,3}, ZHOU Peng-fei²

(1. Ship Institute of Harbin Engineering University, Harbin 150001, China;

2. State Key Lab of Coastal and Offshore Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116023, China;

3. CCCC&DIUT Institute of Communication Technology Co., Ltd., Dalian 116023, China)

Abstract: To improve allocation effectiveness and optimize efficiency of the berth and quay-crane in container terminal, a multi-objective berth and quay-crane allocation mode is established, so as to minimize the transportation distance of container truck and stay time of ships in terminal, and the Chaos Cloud Particle Swarm Optimization (CCPSO) algorithm is used to solve the new model. The feasible-integer processing module for particles is designed, and embedded in the CCPSO algorithm. Devising the rules of particles encoding and calculation method of the historical extremum and the global extremum of particles, a new multi-objective berth and quay-crane allocation mode optimized by the CCPSO algorithm is proposed. Numerical example result shows that the proposed model and algorithm has certain the practicability and effectiveness.

Key words: berth-quay crane allocation; particle swarm optimization; multi-objective optimization; chaos theory; cloud model

泊位-岸桥的合理配置优化能够有效提高集装箱码头资源的利用率、缩短船舶在港等待时间、

改善港口服务水平, 是增强集装箱码头竞争力的关键^[1]。国内外专家对泊位-岸桥调度优化问题进

收稿日期: 2013-04-22

*基金项目: 国家自然科学基金(50679008); 教育部博士点专项基金(200901411105); 河南省交通厅科技计划项目(2010D107-4)

作者简介: 李明伟(1984—), 男, 博士研究生, 主要研究方向为港口物流与智能优化研究。

行了广泛研究, 提出了多种预测模型。在已有模型中, 用于求解调度优化模型的方法主要分为2类, 一类是基于实际经验和数学算法而制定的启发式算法^[2-5], 另一类是以遗传算法为代表的全局搜索进化算法^[6-9]。启发式算法实现容易、计算速度快, 但精度不高; 以遗传算法为代表的进化算法基于生物进化机制, 能够搜索到理论最优解, 在一定程度上提高了求解精度, 但算法本身存在着易陷入局部极值、进化后期收敛速度慢的不足, 用于调度优化模型的求解难以保证得到全局最优的分配方案。

考虑船舶在靠泊时应尽可能靠近偏好泊位、减少集卡运距、缩短船舶在港时间, 从而能够提高码头运营效率和顾客满意度、提升港口竞争力, 本文以船舶未按偏好泊位靠泊而产生的额外集卡运距和船舶在港时间最小为优化目标, 建立了离散泊位-岸桥分配模型。

针对已有求解算法的不足, 为了进一步提高优化模型的求解效率和分配效果, 尝试利用性能更优的混沌云粒子群算法^[10]对模型进行求解, 考虑混沌云粒子群算法在进化过程中粒子只能以实数形式实现进化和优化模型约束的特点, 开发了粒子可行-整数化处理模块, 内嵌于混沌云粒子群算法进化中, 用于子代粒子所包含分配信息的可行性及整数化处理, 提出了基于混沌云粒子群算法求解调度优化模型的新方法, 通过数值算例对提出算法的可行性和实用进行了分析。

1 泊位-岸桥分配优化模型

集装箱码头多目标离散泊位-岸桥分配模型基于以下假设条件: 1) 船舶靠泊方式为离散型; 2) 停泊的物理条件(水深和船长)均满足相应的船舶要求; 3) 船舶不可移泊, 每艘船舶只能靠泊一次; 4) 船舶靠泊开始装卸后, 分配岸桥个数不变; 5) 船舶分配的岸桥数不得大于船舶允许的最大岸桥数; 6) 不考虑岸桥移动的时间; 7) 岸桥不准跨越移动。

分配模型参数设置如下: 到港船舶 (Vessel, $V=\{1,2,\dots,v\}$), 泊位 (Berth,

$B=\{1,2,\dots,b\}$), 岸桥 (Crane, $C=\{1,2,\dots,c\}$); VO 为船舶靠泊顺序集; VB 为船舶靠泊泊位集; VC 为船舶作业岸桥数目集; VO_i 为船舶 i 靠泊顺序; VB_i 为船舶 i 靠泊泊位; VC_i 为船舶 i 分配的岸桥数目; TA_i 为船舶 i 到港时间; TB_i 为船舶 i 靠泊时间; TS_i 为船舶 i 开始装卸作业时间; TF_i 为船舶 i 离港时间; VP_i 为船舶 i 的偏好靠泊泊位; VCm_i 为船舶 i 可接受的最小岸桥数; VCM_i 为船舶 i 可接受的最大岸桥数; VL_i 为船舶 i 的安全船长 (含横向安全预留距离); VD_i 为船舶 i 的安全水深 (含纵向安全预留距离); VE_i 为船舶 i 的装卸箱量; TD_i 为船舶 i 实际靠泊泊位与偏好泊位间的距离; BL_j 为泊位 j 的长度; BD_j 为泊位 j 的前沿水深; CE_0 为单个岸桥装卸效率; TYM_i 为船舶 i 可接受的最大延误时间; x_{ijk} 和 q_{in} 为定义变量, 按以下方式确定:

$$x_{ijk} = \begin{cases} 1 & \text{if 船舶 } i \text{ 在泊位 } j \text{ 上按次序 } k \text{ 被服务} \\ 0 & \text{else} \end{cases}$$

$$q_{in} = \begin{cases} 1 & \text{if 岸桥 } n \text{ 为船舶 } i \text{ 服务} \\ 0 & \text{else} \end{cases}$$

本文将因船舶实际靠泊泊位与偏好泊位不同而产生的集卡运距最小作为第1个目标函数 F_1 , 将船舶在港时间最小作为第2个目标函数 F_2 , 此时, F_1 和 F_2 可由下式计算:

$$F_1 = \min \left[\frac{1}{v} \sum_{i=1}^v VE_i \cdot TD_i \right] \quad (1)$$

$$F_2 = \min \left[\frac{1}{v} \sum_{i=1}^v (TF_i - TA_i) \right] \quad (2)$$

$$\text{约束条件为: } TB_i \geq TA_i, \quad \forall i \in V \quad (3)$$

$$TS_i \geq TB_i, \quad \forall i \in V \quad (4)$$

$$TB_i \geq TF_{i-1}, \quad \forall i \in V \quad (5)$$

$$0 \leq \sum_{i \in I} q_{in} \leq 1, \quad \forall n \in C \quad (6)$$

$$\sum_{i \in V} x_{ijk} \leq 1, \quad \forall j \in B, \quad \forall k \in VO \quad (7)$$

$$\sum_{n=1}^c q_{in} = VC_i, \quad \forall i \in v \quad (8)$$

$$VCm_i \leq \sum_{n=1}^c q_{in} \leq VCM_i, \quad \forall i \in V \quad (9)$$

$$VCm_i \leq VC_i \leq VCM_i, \quad \forall i \in V \quad (10)$$

$$\sum_{i=1}^v \sum_{n=1}^c q_{in} \leq c \quad (11)$$

$$TF_i - TS_i = VE_i(CE_0 \cdot VC_i), \forall i \in V \quad (12)$$

$$TA_i \leq TB_i, \forall i \in V \quad (13)$$

$$\sum_{j=B} \sum_{k \in VO} (x_{ijk} \cdot BD_j) \geq VD_i, \forall i \in V \quad (14)$$

$$\sum_{j=B} \sum_{k \in VO} (x_{ijk} \cdot BL_j) \geq VL_i, \forall i \in V \quad (15)$$

$$\sum_{j=B} \sum_{k \in VO} x_{ijk} = 1, \forall i \in V \quad (16)$$

$$TS_i - TA_i \leq TYM_i, \forall i \in V \quad (17)$$

$$q_{i(n-1)} + q_{i(n+1)} - q_{in} = \begin{cases} -1 \\ 0 \\ 1 \end{cases}, \forall i \in V; n-1, n, n+1 \in C \quad (18)$$

$$q_{in} \in \{0, 1\}, i \in V, n \in C \quad (19)$$

约束(3)表示船舶靠泊时间大于其到港时间;约束(4)表示船舶开始装卸时间大于其靠泊时间;约束(5)表示船舶靠泊时间大于其靠泊泊位前一艘船舶的离港时间;约束(6)表示每个岸桥最多只能为一艘船舶服务;约束(7)表示同一时刻同一泊位只能有一艘船舶靠泊;约束(8)表示分配的岸桥数与 q_{in} 之间的关系;约束(9)和(10)表示实际装卸过程中和分配岸桥资源时,分配给船舶的岸桥数应大于最小岸桥数 VCm_i 并且小于最大岸桥数 VCM_i ;约束(11)表示作业的岸桥数应小于等于岸桥总数;约束(12)表示船舶港装卸作业时间等于船舶装卸箱量与分配岸桥数和岸桥装卸效率之积的比值;约束(13)保证船舶到达后才可以被服务;约束(14)和(15)表示为船舶分配的靠泊泊位的水深和长度条件应满足要求;约束(16)表示船舶 i 在泊位 j 上靠泊,并以服务顺序 k 被服务的次数有且只有一次;约束(17)表示船舶的等待时间应小于或等于其可接受的最大等待时间;约束(18)表示岸桥在服务过程中只能在同一轨道上移动,不能跨越,并且服务的岸桥必须是连续的;约束(19)声明决策变量 x_{ijk} 和 q_{in} 为0-1变量。

2 基于多目标CCPSO离散泊位-岸桥分配模型求解

2.1 混沌云粒子群算法

PSO算法原理是由算法产生一组随机的粒子(随机解),通过粒子在解空间中的运动来寻找最优

解,设每个粒子的位置为 $x_i = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iQ}\}$,相应速度为 $v_i = \{v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iQ}\}$,其中 $i=1,2,\dots,N, j=1,2,\dots,Q$,在每次迭代中,每个粒子都需要通过与其他粒子的交流和自身的经验来确定下一次搜索的速度和起始位置。

设由 N 个粒子组成的群体对 Q 维空间进行搜索,则第 i 个粒子根据该粒子在前 G 次搜索到的第 d 维最优位置 p_{id}^G 和整个粒子群在前 G 次搜索到的第 d 维最优位置 P_g^G 更新下一代的速度 v_{id}^{G+1} 和位置 x_{id}^{G+1} 的迭代操作如下:

$$v_{id}^{G+1} = \omega v_{id}^G + c_1 r_1 (P_{id}^G - x_{id}^G) + c_2 r_2 (P_g^G - x_{id}^G) \quad (20)$$

$$x_{id}^{G+1} = x_{id}^G + v_{id}^{G+1} \quad (21)$$

式中: ω 是惯性权重; c_1 和 c_2 为学习因子; r_1 和 r_2 是均匀分布在(0,1)区间的随机数。

针对PSO算法在收敛后期粒子多样性减弱和收敛速度慢的不足,基于Cat映射的混沌遍历性和云模型的随机性和稳定倾向性的特点,通过引入混合控制参数 mix_gen 和种群分配系数 pop_dist ,将粒子群算法Cat映射和云模型进行混合,提出了混沌云-粒子群混合优化算法^[11]。笔者在文献[11]中对混沌云粒子群混合优化算法的Cat映射混沌特性、云模型的遍历性和稳定倾向性以及算法中混合控制参数和种群分配系数建议取值进行了详细讨论,在此不再详述。

2.2 粒子编码设计

本文采用矩阵编码方式表示粒子个体,矩阵中各编码均采用自然数,矩阵列数为抵港船舶数量,共3行,第1行为船舶靠泊次序(VO),第2行表示靠泊泊位编号(VB),第3行为分配岸桥数(VC)。表1给出了6艘需要进行装卸作业船舶的对应粒子编码,以粒子编码矩阵的第1列为例,抵港船舶1的靠泊次序为3,靠泊泊位为2,分配装卸岸桥数为5。

表1 粒子编码原理

矩阵说明	粒子编码矩阵					
抵港船舶编号 V	1	2	3	4	5	6
第一行($pop[m,1,j]$): 船舶靠泊次序 VO	3	2	1	4	6	5
第二行($pop[m,2,j]$): 靠泊泊位编号 VB	2	3	4	1	2	4
第三行($pop[m,3,j]$): 分配岸桥数 VC	5	3	2	4	5	3

2.3 粒子可行-整数化处理模块设计

在混沌云粒子群算法进化中,不论是粒子速度和位置更新以及全局混沌扰动和局部细粒度搜索都是以实数形式进行的,得到的子代粒子 $pop[m,i,j]$ 也是以实数形式表示的,所以,由混沌粒子群算法优化得到的粒子 $pop[m,i,j]$ 不能保证上述约束条件,因此,需对子代粒子 $pop[m,i,j]$ 进行可行-整数化处理,可行-整数化处理模块设计如下:

Step1: 令 $m=1$, 转入Step2;

Step2: 将粒子 m 的第1行 $pop[m,1,:]$ 按从小到大进行排列,得到 $pop1[m,1,:]$, 如果 $pop1[m,1,:]$ 中各值均不相等,则转到Step3,否则转到Step4;

Step3: 将 $pop1[m,1,:]$ 中的每个船舶对应数值的排列顺序作为每个船舶靠泊顺序 $pop2[m,1,:]$, 令 $pop_new[m,1,:]=pop2[m,1,:]$, 转入Step5;

Step4: 对于在 $pop1[m,1,:]$ 中所对应数值相等的船舶,通过参考这些船舶在进化前相应父代个体中的靠泊前后顺序来确定子代个体中的船舶靠泊顺序 $pop2[m,1,:]$, 令 $pop_new[m,1,:]=pop2[m,1,:]$, 转入Step5;

Step5: 令 $j=1$, 转入Step6;

Step6: 对粒子 m 中第 j 艘船舶的靠泊泊位 $pop[m,2,j]$ 值进行四舍五入整数化,得到 $pop1[m,2,j]$, 然后判断 $pop1[m,2,j]$ 是否满足船舶 j 的靠泊约束,若满足,令 $pop_new[m,2,j]=pop1[m,2,j]$, 否则,在满足船舶 j 靠泊约束条件下随机选取靠泊泊位 $pop2[m,2,j]$, 令 $pop_new[m,2,j]=pop2[m,2,j]$, 转入Step7;

Step7: 若 $j \geq v$ 转到Step9, 否则转到Step8;

Step8: 令 $j=j+1$, 转到Step6;

Step9: 令 $j=1$, 转入Step10;

Step10: 对粒子 m 中第 j 艘船舶的分配岸桥数 $pop[m,3,j]$ 值进行四舍五入整数化,得到 $pop1[m,3,j]$, 然后判断 $pop1[m,3,j]$ 是否满足船舶 j 的岸桥约束,若满足令 $pop_new[m,3,j]=pop1[m,3,j]$, 否则,在满足船舶 j 的岸桥数约束条件下随机形成 $pop2[m,3,j]$, 令 $pop_new[m,3,j]=pop2[m,3,j]$, 转入Step11;

Step11: 若 $j \geq v$ 转到Step13, 否则转到Step12;

Step12: 令 $j=j+1$, 转到Step10;

Step13: 按粒子 m 对应的分配方案计算从属变量,如果每艘船舶延误均满足其延误约束(17),转入Step15,否则转入Step14;

Step14: 若粒子 m 的船舶延误可行性处理次数小于延误可行性处理最大次数,则在满足船舶靠泊约束和岸桥约束下随机分配靠泊泊位 $pop_new[m,2,:]$ 和分配岸桥 $pop_new[m,3,:]$, 否则,随机选取已有可行粒子作为粒子 m 的分配方案,转入Step13;

Step15: 若 $m \geq pop_size$ 转到Step17, 否则转到Step16;

Step16: 令 $m=m+1$, 转到Step2;

Step17: 完成种群规模为 pop_size 的粒子可行-整数化处理。

2.4 基于多目标函数粒子历史极值 $pbest[i]$ 和全局极值 $gbest$ 的计算

文中选取原始目标值作为适应度函数,为了保证两个目标函数的影响权重相当,引入平衡系数进行处理,平衡系数通过对具体算例中两个目标函数取值量级的分析进行确定。经分析,本文算例中平衡系数取值为 10^{-4} , 此时,目标函数 F_1 , F_2 的多目标适应度函数计算公式如下:

$$Fitness1[i]=10^{-4} \times F_1[x] \quad (22)$$

$$Fitness2[i]=F_2[x] \quad (23)$$

粒子的局部极值和全局极值应根据两个目标函数计算的适应度值协同确定^[9], 粒子的历史极值和全局极值计算方法如下:

Step1: 按式(22)和(23)分别计算每个粒子的两个适应度值 $Fitness1[i]$ 和 $Fitness2[i]$ 。

Step2: 分别计算每个粒子的历史极值 $p_best[1,i]$ 和 $p_best[2,i]$ 及全局极值 $g_best[1]$ 和 $g_best[2]$ 。

Step3: 将种群两个全局极值 $g_best[1]$ 和 $g_best[2]$ 的平均值 g_best 作为全局极值。

$$g_best = \frac{g_best[1] + g_best[2]}{2} \quad (24)$$

Step4: 计算种群中两个全局极值的 $g_best[1]$ 和 $g_best[2]$ 的距离 Dg_{best} 。

$$Dg_{best} = distance(g_best[1], g_best[2]) \quad (25)$$

Step5: 计算种群中每个粒子的两个历史极值

$p_{best}[1,i]$ 和 $p_{best}[2,i]$ 之间的距离 Dp_{best} ,

$$Dp_{best}(i)=distance(p_{best}[1,i],p_{best}[2,i]) \quad (26)$$

Step6:基于全局极值距离 Dg_{best} ,历史极值距离 Dp_{best} 和各粒子的历史极值 $p_{best}[1,i]$ 和 $p_{best}[2,i]$,计算用于粒子 i 位置和速度更新的最终历史极值 $p_{best}[i]$ 。

$$p_{best}[i]=\begin{cases} average[p_{best}[1,i],p_{best}[2,i]] & Dp_{best}[i] \geq Dg_{best} \\ randslect[p_{best}[1,i],p_{best}[2,i]] & Dp_{best}[i] < Dg_{best} \end{cases} \quad (27)$$

2.5 基于CCPSO算法求解多目标离散泊位-岸桥分配模型的流程设计

利用CCPSO算法求解分配模型计算流程如下:

Step1: 设定粒子群规模 pop_size , 加速常数 c_1 和 c_2 , 最大进化代数 gen , 种群分配系数 pop_distr , 混合控制参数 mix_gen , 船舶数目 v , 泊位数目为 b , 岸桥数目为 c ;

step2: 为了体现种群初始化的多样性, 随机生成种群规模为 pop_size 的初始种群, 转到step3;

Step3: 令 $G=1, GG=1$;

Step4: 如果 $G \leq gen$, 进入Step8, 否则转入Step5;

Step5: 如果 $GG \leq mix_gen * gen$, 进入Step6, 否则转Step7;

Step6: 更新粒子群每个粒子的速度和位置, 将获得新粒子群输入粒子可行-整数化处理模块, 进行可行-整数化处理, 得到具有可行解的新的粒子群 $pop_new[:, :, :]$, 计算所有粒子 $pop_new[:, :, :]$ 的适应度值, 更新 pop_size 粒子的当前最优位置 P^G_i 和全局最优位置 $P^G_g, G=G+1, GG=GG+1$, 转入Step4;

Step7: 将每个粒子的当前最优位置 P^G_i 组成新的种群, 并按粒子的适应度值进行排序, 将整个种群分为 $pop_distr * pop_size$ 个优秀个体和 $(1-pop_distr) * pop_size$ 个较差个体两个部分, 对 $pop_distr * pop_size$ 个较优个体进行小生境局部搜索, 得到新的 $pop_distr * pop_size$ 个优秀个体, 对 $(1-pop_distr) * pop_size$ 个较差个体进行全局混沌扰动, 得到新的 $(1-pop_distr) * pop_size$ 扰动后的优秀个体, 组成种群数量为 pop_size 的精英种群, 将获得精英种群输入粒子可行-整数化处理模块, 进行可行整数化处理, 得到具有可行解的新的精英种

群 $pop_new[:, :, :]$, 计算 pop_size 个精英个体的适应度值, 更新种群历史最优位置 P^G_i 和全局最优位置 $P^G_g, G=G+1, GG=0$, 转入Step4;

Step8: 输出最优解 $P^G_g=pop_new[:, :, :]$, 作为优化后的最优调度方案。

3 数值试验与结果分析

3.1 试验设计

根据集装箱码头船舶到达统计规律和码头装卸设备的技术参数设计试验算例, 以评估建立模型和算法的可行性和优越性。以4个泊位和12个岸桥的集装箱码头为例进行数值试验, 1#~4#泊位长度分别为400, 400, 300, 200 m。设船舶到港时间服从均值为 λ 的泊松分布, 船型分为I类、II类、III类, 到港后船舶的装卸箱量, 根据船型随机确定(I类: 100~300, II类: 300~600, III类: 600~1200), 船舶吃水深度和船长按照船型确定, 船舶最大可接受等待时间从4~9 h中随机确定, 船舶停靠的偏好泊位满足泊位约束下随机确定, 岸桥装卸效率为35 TEU/(台·h), 船舶可靠泊泊位及可接受的最大岸桥数量依据船型确定, I类: 可靠泊泊位1#~4#泊位, 可接受最大岸桥数量为3; II类: 可靠泊泊位1#~3#泊位, 可接受最大岸桥数量为4; III类: 可靠泊泊位1#~2#泊位, 可接受最大岸桥数量为5。数值计算利用Matlab 7.1编制程序, 运行环境为: Core(TM)2CPU, 1.81 MHz, 2 GB内存的微机, 操作系统为WindowsXP。

利用均值为 λ 分别为3, 5的泊松分布, 生成抵港船舶数量为25, 50, 75, 100, 两两组合共8组算例进行数值试验。同时选用文献[8]中基于整数进化策略的GA算法(I-GA), 文献[12]中基于整数进化策略的PSO算法(I-PSO)、基于粒子可行-整数化处理模块进化策略的PSO算法(M-PSO)和基于粒子可行-整数化处理模块进化策略的CCPSO算法(M-CCPSO)对分配模型进行求解。

3.2 试验结果分析与评价

考虑到算法参数的设置不同也会影响算法性能, 所以经试算后, 选择各算法的最佳参数进行计算。GA算法参数: 种群规模 $pop_size=100$,

交叉概率 $P_c=0.18$, 变异概率 $P_m=0.10$, 最大迭代次数 $gen=2\ 000$; PSO算法参数: $pop_size=100$, $gen=10\ 000$, $c_1=c_2=2.0$; CCPSO算法参数: $pop_size=100$, $gen=2\ 000$, $c_1=c_2=2.0$, $mix_gen=0.7$,

$pop_distr=0.7$ 。基于上述参数设置, 利用4种算法随机求解20次, 得到各模型最优解平均值对比结果见表2。

由表2中最优解质量分析得出, M-PSO算法

表2 4种模型最优解平均值对比结果

试验(进化 1 000代)	平均达到 间隔/h	船舶数/ 艘	船舶平均在港时间 F_1/h				M-CCPSO较I-GA 优化程度/%	集卡平均运距 $F_2/(10\ km)$				M-CCPSO较I-GA 优化程度/%
			I-GA	I-PSO	M-PSO	M-CCPSO		I-GA	I-PSO	M-PSO	M-CCPSO	
			算法	算法	算法	算法		算法	算法	算法	算法	
1	5	25	10.32	10.78	11.56	9.47	8.23	37.83	38.15	38.28	32.03	15.31
2	5	50	10.86	11.27	12.23	9.83	9.45	40.24	40.88	41.12	33.25	17.36
3	5	75	11.43	11.89	13.02	10.26	10.16	42.15	43.06	43.41	33.93	19.48
4	5	100	11.95	12.36	13.68	10.54	11.78	44.68	45.91	46.38	34.51	22.76
5	3	25	13.42	13.86	14.92	12.02	10.37	41.63	42.28	42.53	33.11	20.45
6	3	50	14.21	14.68	16.02	12.51	11.96	44.91	46.14	46.60	34.57	23.01
7	3	75	14.91	15.35	17.06	13.06	12.38	47.82	49.58	50.27	35.21	26.35
8	3	100	15.43	15.78	17.84	13.35	13.46	51.23	53.47	54.40	35.65	30.41

在 F_1 和 F_2 两个目标函数的求解精度稍劣于I-GA算法和I-PSO算法, 说明了M-PSO算法中基于可行-整数化模块进行粒子处理是可行的; 与其他3种算法相比, M-CCPSO算法所得最优解的质量都有不同程度的提高, 与M-PSO算法的最优解相比船舶平均在港时间减少1 h26 min, 平均优化程度提高10.97%; 集卡运距平均减少97.73 km, 平均优化程度提高21.89%, 并随着优化问题规模和复杂度的增大, 优化程度有增加的趋势, 说明将CCPSO算法用于分配模型求解, 在求解精度方面达到了预期。

表3为I-GA算法和M-CCPSO算法对8组试验求解20次中得到最优解的最小值、平均值和最大值统计结果。由表3解的稳定性分析可知, I-GA算法

和M-CCPSO算法得到的最优解中, 对于目标值 F_1 的最大值与平均值相比, 最多分别高出了17.24%和16.63%, 最少分别高出了7.86%和7.25%, 平均高出了13.49%和11.09%; 最小值与平均值相比, 最多分别降低了16.37%和15.82%, 最少分别降低了7.92%和7.54%, 平均降低了14.08%和10.77%; 对于目标值 F_2 的最大值与平均值相比, 两算法最多分别高出了17.45%和16.14%, 最少分别高出了7.95%和7.03%, 平均高出了13.11%和11.19%; 最小值与平均值相比, 两算法最多分别降低了16.56%和15.74%, 最少分别降低了8.03%和7.28%, 平均降低了13.74%和11.91%。分析结果表明本文提出算法获得的最优解的波动较小, 求解精度相对稳定。

表3 算法稳定性分析结果

试验编号	船舶平均在港时间 F_1/h						集卡平均运距 $F_2/(10\ km)$					
	I-GA算法			M-CCPSO算法			I-GA算法			M-CCPSO算法		
	最大值	平均值	最小值	最大值	平均值	最小值	最大值	平均值	最小值	最大值	平均值	最小值
1	12.90	10.32	8.73	10.65	9.47	8.39	41.70	37.83	33.89	36.03	32.03	28.37
2	11.97	10.86	9.29	11.25	9.83	8.27	43.98	40.24	33.60	37.07	33.25	28.98
3	12.34	11.43	9.63	11.31	10.26	9.36	49.50	42.15	36.37	37.47	33.93	28.59
4	13.79	11.95	9.99	11.74	10.54	8.92	49.33	44.68	37.42	38.44	34.51	30.61
5	15.41	13.42	11.27	14.01	12.02	10.95	44.93	41.63	35.06	37.12	33.11	28.50
6	16.62	14.21	12.33	13.41	12.51	11.35	52.45	44.91	37.22	37.00	34.57	32.05
7	17.48	14.91	12.88	14.22	13.06	11.84	56.13	47.82	42.00	38.14	35.21	31.58
8	16.64	15.43	14.20	14.32	13.35	12.34	59.08	51.23	47.11	41.40	35.65	31.17

4 结论

本文提出了基于混沌云粒子群算法求解的多目标离散泊位-岸桥分配模型。通过数值算例对提出模型和算法的求解质量和稳定性进行了分析,结果表明新模型在算例优化过程中与其他对比模型相比减少了集卡运输距离、降低了船舶在港服务时间、获得了更好的分配方案,模型求解稳定性分析表明,新模型求解波动较小、求解稳定性优于对比模型,证明了提出模型和算法的可行性和实用性。将本文提出的分配模型及其求解算法,应用于港口实际调度中能够有效提高港口资源的利用率、提升港口综合竞争力,具有一定的使用价值。需指出的是本文考虑的集卡运距和船舶在港时间两个优化目标未能充分反映码头生产的全部决策需求,在实际生产过程中,还应考虑作业安全质量、船公司要求满足程度、突发事件反应速度、船舶和后方堆场衔接等因素。

参考文献:

[1] 韩骏,孙晓娜,靳志宏. 集装箱码头泊位与岸桥协调调度优化[J]. 大连海事大学学报:自然科学版, 2008, 34(2): 117-121.

[2] Lai K K, Shih K. A study of container berth allocation [J]. Journal of Advanced Transportation, 1992, 26: 45-60.

[3] Guan Y P, Cheung R K. The berth allocation problem: Models and solution methods[J]. OR Spectrum, 2004, 26(1): 75-92.

[4] 杨春霞,王诺,杨华龙. 集装箱码头泊位-岸桥分配耦合优化[J]. 计算机集成制造系统, 2010, 17(10): 161-168.

[5] Akio I, Hsieh C C, Etsuko N, et al. The simultaneous berth and quay crane allocation problem[J]. Transportation Research: Part E, 2008, 44 (5): 900- 920.

[6] 周鹏飞,康海贵. 面向随机环境的集装箱码头泊位-岸桥分配方法[J]. 系统工程理论与实践, 2008, 28(1): 161-169.

[7] Liang C, Huang Y, Yang Y. A quay crane dynamic scheduling problem by hybrid evolutionary algorithm for berth allocation planning[J]. Computers & Industrial Engineering, 2009, 56(3): 1 021-1 028.

[8] 杨春霞,王诺. 基于多目标遗传算法的集装箱码头泊位-岸桥分配问题研究[J]. 计算机应用研究, 2010, 27(13): 1 721-1 725.

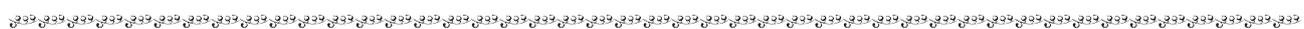
[9] 张红菊,乐美龙. 基于多目标粒子群算法的泊位-岸桥分配研究[J]. 武汉理工大学学报, 2012, 34(2): 59-64.

[10] Li Mingwei, Hong Weichiang, Kang Haigui. Urban traffic flow forecasting using Gauss-SVR with cat mapping, cloud model and PSO hybrid algorithm[J]. Neurocomputing, 2013, 99: 230-240.

[11] Li Mingwei, Kang Haigui, Zhou Pengfei, et al. Hybrid optimization algorithm based on chaos, cloud and particle swarm optimization algorithm[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2013, 24(2): 324-334.

[12] 薛峰,陈刚,高尚. 求解0-1整数规划的混合粒子群优化算法[J]. 计算技术与自动化, 2011, 30(1): 86-89.

(本文编辑 武亚庆)



(上接第89页)

[4] 刘敬贤,李昌伟,刘文. 基于排队论的锚地规模论证分析[J]. 船海工程, 2009, 38(4): 158-161.

[5] 米小亮,杨星,刘克中. 基于多级排队模型的锚地规模仿真研究[J]. 武汉理工大学学报:交通科学与工程版, 2012, 36(3): 594-598.

[6] 王文渊,唐国磊,宋向群,等. 沿海集装箱港区港内锚地面积确定方法[J]. 中国港湾建设, 2011(6): 6-8.

[7] 郭子坚,王文渊,唐国磊,等. 基于港口服务水平的沿海港口航道通过能力[J]. 中国港湾建设, 2010 (S1): 46-48.

[8] 郭子坚,陈琦,唐国磊,等. 船舶进出港安全时距对沿海散货港区航道通过能力的影响[J]. 水运工程, 2011(7): 136-140.

[9] 宋向群,付超,郭子坚,等. 沿海集装箱港区单向航道服务水平研究[J]. 水运工程, 2010(7): 107-111.

[10] 杜安民. 基于标准船型的港口航道通过能力研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2008.

(本文编辑 武亚庆)