

改进智能水滴算法在车辆调度问题中的应用

胡云清

(山西交通职业技术学院, 太原 030031)

摘要: **目的** 克服标准智能水滴(IWD)算法泥土含量更新对象较为单一的缺点,提高其求解车辆调度问题的全局搜索能力。**方法** 在IWD算法基础上,设计一种改进智能水滴(IIWD)算法用于车辆调度问题的求解。引入次优解集合的概念,每次迭代结束后同时更新最优解集合和次优解集合中的泥土含量;设计混沌扰动机制,对陷入局部最优解的智能水滴进行混沌扰动;根据车辆调度问题的特点,提出求解车辆调度问题的IIWD算法。**结果** 得到含有8条子路径,总行驶距离为842.60 km的最优调度方案,相对于标准IWD算法(941.35 km)和遗传算法(860.76 km)的求解结果分别缩短了98.75和18.16 km。**结论** 与遗传算法和标准IWD算法相比较,IIWD算法在求解车辆调度问题时收敛速度更快,全局优化能力更高。

关键词: 车辆调度;智能水滴算法;次优解集合

中图分类号: TP301 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2016)09-0063-05

Application of Improved Intelligent Water Drop Algorithm in Vehicle Scheduling Problem

HU Yun-qing

(Shanxi Communications Polytechnic, Taiyuan 030031, China)

ABSTRACT: This work aimed to overcome the shortcoming of standard intelligent water drop (IWD) algorithm in soil content updating and improve its global search ability to solve the vehicle scheduling problem (VSP). Based on IWD algorithm, an improved intelligent water drop (IIWD) algorithm was designed to solve VSP. Firstly, a concept of sub optimal solution set was introduced, and the soil contents in the optimal solution set and sub optimal solution set were updated after every iteration. Secondly, a chaos disturbance mechanism was designed, and the individuals fallen into the local optimal solution were disturbed by it. At last, the IIWD algorithm was used to solve the vehicle scheduling problem. The optimal scheduling scheme with 8 distribution paths containing a total traveling length of 842.60 km was obtained, which saved 98.75 and 18.16 km comparing with the genetic algorithm (GA) and IWD algorithm. In conclusion, compared with GA and IWD algorithm, the IIWD algorithm converged faster and had stronger global optimization ability when used to solve the vehicle scheduling problem.

KEY WORDS: vehicle scheduling; IWD algorithm; sub optimal solution set

随着市场的发展,物流在企业经济增长中扮演着越来越重要的角色,成为企业经济增长的“第三利润源泉”。车辆调度作为物流活动中的关键环节,直接影响着物流配送的效率、成本和服务质量等^[1-4],因此,国内外学者纷纷对车辆调度问题及其算法进行了大

量研究。目前,求解车辆问题的算法非常多,而IWD算法则由Shah-Hosseini于2007年首次提出,模拟了自然界中水滴克服障碍寻找简洁路径流向海洋的过程^[5]。与现有智能算法不同,IWD算法是一种基于河流路径现象而提出的算法,其优化过程与车辆调度优

收稿日期: 2015-08-25

作者简介: 胡云清(1981—),女,山西大同人,硕士,山西交通职业技术学院讲师,主要研究方向为物流管理。

化过程十分接近,因此,IWD算法具有解决车辆调度问题的先天优势条件。尽管如此,目前国内外关于IWD算法在车辆调度问题中的研究仍然非常有限,主要有:文献[6—7]首次将IWD算法应用到车辆调度领域中;文献[8]从算法多样性的角度出发,对求解车辆调度问题的IWD算法进行了改进;而文献[9]则提出了一种求解多目标车辆调度问题的IWD算法。然而,与现有智能算法相同,标准IWD算法也存在“早熟”问题,算法求解效率较低。

针对上述问题,文中在标准IWD算法中引入了次优解集合的概念。在算法每次迭代结束后同时更新最优解和次优解集合中的泥土含量。此外,为了提高陷入局部最优解的个体的全局搜索能力,还设计了相应的混沌扰动机制。根据车辆调度问题的特点,提出了求解车辆调度问题的改进IWD(IIWD)算法。

1 车辆调度模型

1.1 定义参数

$G=(V,E)$ 为整个物流配送网络; V 为节点集, $V=\{0,1,\dots,n\}$,其中0表示配送中心,其余节点表示客户; E 为弧集, $E=\{(i,j)|i,j\in V,i\neq j\}$; d_{ij} 为客户*i*到客户*j*的距离(在此为2点之间的直线距离); K 为配送车辆集合, $K=\{1,2,\dots,m\}$, m 表示完成配送任务所需车辆数; Q 为车辆的最大载重; q_i 为客户*i*的需求量; x_{ijk} 为车辆*k*由客户*i*服务客户*j*的次数, $x_{ijk}\in\{0,1\}$; y_{ik} 为车辆*k*服务客户*i*的次数, $y_{ik}\in\{0,1\}$ 。

1.2 建立模型

VSP模型可以描述为:配送中心具有一定规模的配送车辆,且需要完成一群客户的配送任务。配送中心位置、客户需求量、客户位置和配送车辆的最大载重量已知,要求合理规划车辆行驶路径,使车辆总行驶距离最短。VSP的数学模型为:

$$\min Z = \sum_{k \in K} \sum_{(i,j) \in E} d_{ij} x_{ijk} \quad (1)$$

$$\text{约束条件: } \sum_{i \in V \setminus \{0\}} q_i \sum_{j \in V} x_{ijk} \leq Q, \quad \forall k \in K \quad (2)$$

$$\sum_{k \in K} \sum_{i \in V} x_{ijk} = 1, \quad \forall j \in V \setminus \{0\} \quad (3)$$

$$\sum_{k \in K} \sum_{j \in V} x_{ijk} = 1, \quad \forall i \in V \setminus \{0\} \quad (4)$$

$$\sum_{i \in V \setminus \{0\}} x_{i0k} = \sum_{j \in V \setminus \{0\}} x_{0jk} = 1, \quad \forall k \in K \quad (5)$$

$$\sum_{k \in K} \sum_{i \in V \setminus \{0\}} x_{i0k} = \sum_{k \in K} \sum_{j \in V \setminus \{0\}} x_{0jk} = m \quad (6)$$

$$\sum_{k \in K} \sum_{i \in S} \sum_{j \in S} x_{ijk} \geq 1, \quad \forall S \subseteq V \setminus \{0\}, |S| \geq 2 \quad (7)$$

$$\sum_{j \in V} x_{ijk} = \sum_{j \in V} x_{jik}, \quad \forall k \in K, \forall i \in V \setminus \{0\} \quad (8)$$

$$x_{ijk}(x_{ijk}-1)=0, \quad \forall i,j \in V, \forall k \in K \quad (9)$$

$$y_{ik}(y_{ik}-1)=0, \quad \forall i \in V, \forall k \in K \quad (10)$$

其中:式(1)表示车辆行驶距离最短的目标函数;式(2)表示配送车辆不能超载;式(3)和(4)表示客户访问唯一性约束;式(5)和(6)表示配送中心约束;式(7)为子回路约束;式(8)表示客户车辆流守恒约束;式(9)和(10)为0~1变量约束。

2 改进智能水滴算法

2.1 基本IWD算法

在IWD算法中,河道泥土含量的多少表示水滴流通的困难程度。与自然界中的水滴流动规律相同,在IWD算法中,水滴会流向泥土含量最少的河道。用 $P(p_i, p_j)$ 表示水滴从位置 p_i 流向位置 p_j 的概率^[10],则:

$$P(p_i, p_j) = \frac{f(\text{soil}(p_i, p_j))}{\sum f(\text{soil}(p_i, p_j))} \quad (11)$$

水滴从位置 p_i 流向位置 p_j 后,将按照式(12)至(14)更新水滴自身的速度、泥土量和水滴流经河道的泥土量^[11]:

$$\text{vel}^{\text{IWD}}(t+1) = \text{vel}^{\text{IWD}}(t) + \frac{a_v}{b_v + c_v(\text{soil}(p_i, p_j))^2} \quad (12)$$

$$\text{soil}^{\text{IWD}} = \text{soil}^{\text{IWD}} + \text{soil}(p_i, p_j) \quad (13)$$

$$\text{soil}(p_i, p_j) = (1 - \rho_n) \times \text{soil}(p_i, p_j) - \rho_n \times \text{soil}(p_i, p_j) \quad (14)$$

每次迭代结束后,IWD算法会对全局最优解集合 V_{best} 对应的河道泥土量进行更新:

$$\text{soil}(p_i, p_j) = (1 + \rho_{\text{IWD}}) \times \text{soil}(p_i, p_j) - \rho_{\text{IWD}} \frac{1}{N_{\text{IB}} - 1} \cdot$$

$$\text{soil}_{\text{IB}}^{\text{IWD}}, \quad \forall (p_i, p_j) \in V_{\text{best}} \quad (15)$$

2.2 改进IWD算法

根据上述分析可知,基本IWD算法在每次迭代结束后只对最优解集合中的河道泥土量进行更新,更新对象单一,一定程度上限制了算法解的多样性,进而导致算法陷入局部最优解。针对该问题,文中在基本IWD算法中引入了次优解集合的概念。通过对次优解集合中的河道泥土含量进行更新,保持了算法的解的多样性。同时,为了进一步帮助算法跳出局部最优,设计了混沌扰动机制,对连续多次未发生变化的

个体及其次优解集合进行浑沌扰动。

2.2.1 次优解集合

设算法每次迭代中的最优解集合为 $V_{\text{best}}=\{p_i, \dots, p_j, \dots, p_{N_{\text{ib}}}\}$, 对其进行邻域扩展, 得到邻域集合:

$$V_{N\text{-best}}=\{p_1^{\text{up}}, p_1^{\text{down}}, \dots, p_i^{\text{up}}, p_i^{\text{down}}, \dots, p_{N_{\text{ib}}}^{\text{up}}, p_{N_{\text{ib}}}^{\text{down}}\}$$

式中: p_i^{up} 和 p_i^{down} 分别为在问题可行域中与 p_i 相邻的客户点。则 V_{best} 对应的次优解集合为:

$$V_{\text{extend}}=V_{N\text{-best}} \cup V_{\text{best}}$$

在每次迭代结束后, 次优解集合中的任意 2 个客户点之间的泥土含量更新公式为:

$$\text{soil}(p_i, p_j)=(1+\rho_{\text{IWD}}) \cdot \text{soil}(p_i, p_j)-\alpha \cdot$$

$$\rho_{\text{IWD}} \frac{1}{N_{\text{IB}}-1} \text{soil}_{\text{IB}}^{\text{IWD}}, \forall (p_i, p_j) \in V_{\text{extend}} \quad (16)$$

式中: α 为衰退因子, $\alpha=e^{-t+T/2}$; t 和 T 分别为当前迭代代数数和总迭代代数。

通过在 IWD 算法中引入次优解集合的概念, 增大了 V_{extend} 中客户点被选择的概率, 提高了种群多样性。同时, 次优解泥土更新策略中的衰退因子保证了算法进化初期, 路径之间的泥土含量得以大幅度进行更新, 使得算法能快速搜索到较优解。而在算法进化后期, 在衰退因子的作用下, 次优解路径之间的泥土含量变化幅度减小, 有效地避免了算法陷入局部最优解, 提高了算法的全局寻优能力。

2.2.2 浑沌扰动策略

为了进一步防止算法陷入局部最优解, 设计了浑沌扰动策略。对于连续多次不变的最优水滴个体, 其对应的最优解集合及次优解集合中的客户点之间的泥土含量分别按式(17)和(18)进行更新:

$$\text{soil}(p_i, p_j)=(1+\rho_{\text{IWD}}) \cdot \text{soil}(p_i, p_j)-\rho_{\text{IWD}} \cdot \frac{1}{N_{\text{IB}}-1} \text{soil}_{\text{IB}}^{\text{IWD}}+\eta y_{p_i, p_j}, \forall (p_i, p_j) \in V_{\text{extend}} \quad (17)$$

$$\text{soil}(p_i, p_j)=(1+\rho_{\text{IWD}}) \times \text{soil}(p_i, p_j)-\alpha \cdot \rho_{\text{IWD}} \cdot \frac{1}{N_{\text{IB}}-1} \text{soil}_{\text{IB}}^{\text{IWD}}+\eta y_{p_i, p_j}, \forall (p_i, p_j) \in V_{\text{extend}} \quad (18)$$

式中: η 为调节系数; y_{p_i, p_j} 为浑沌变量, 由式(19)生成^[12-15]:

$$y_{k+1}=\lambda \cdot y_k \cdot (1-x_k), y_k \in [0, 1] \quad (19)$$

式中: λ 为控制参数, $\lambda \in [3.56, 4.0]$; y 的初始值 $y_0 \in (0, 1)$, 为随机生成(不能为 0.25, 0.5 和 0.75)。

2.3 基于改进 IWD 算法的车辆调度算法

车辆路径编码方式是 IWD 算法求解车辆调度问题的基础。在改进 IWD 算法中, 以一个智能水滴的流动路线作为一个车辆调度方案。每个水滴从配送中

心出发, 以车辆载重量为限制选择水滴没有访问过的客户作为可行点集合。如果可行点集合为空, 则智能水滴返回配送中心。否则, 水滴按式(11)的方式选择下一个访问的客户, 更新车辆载重量。再以该客户为起点选择该客户的可行点集合, 重复上述步骤直到所有客户都被访问完为止。根据上述描述, 改进 IWD 算法的车辆路径编码方式可以表达为 $(0, i_1, i_2, \dots, i_e, 0, i_j, \dots, i_k, 0, \dots, i_p, \dots, i_n, 0)$ 的形式。其中: i_j 为某条子路径上的第 j 个客户点; 0 为配送中心。改进 IWD 算法求解车辆调度问题的具体步骤如下。

1) 初始化算法参数, 包括水滴规模 n 、全局最优解适应度值 $f(V_{\text{Tbest}})=\infty$ 、各河道之间的初始泥土含量 $\text{soil}(p_i, p_j)$ 、最大迭代次数 T 、当前迭代次数 $t=0$ 、浑沌扰动策略启动参数 counter 和最优个体连续未变化代数 $c=0$ 。

2) 比较 t 与 T 的大小。 $t \geq T$, 算法进入步骤 15)。

3) 将所有水滴放置在配送中心, 设置水滴 j 的初始速度和泥土含量, 设置当代(第 t 代)最优个体的适应度值 $f(V_{\text{Tbest}})=\infty$ 。

4) 设置水滴个数计数器 $j=1$ 。

5) 比较 j 与 n 的大小。 $j > n$, 算法进入步骤 11)。

6) 初始化水滴 j 未访问过的客户集合 $C_{\text{unvisited}}$ =所有客户点。

7) 判断 $C_{\text{unvisited}}$ 是否为空。 $C_{\text{unvisited}}=\emptyset, j=j+1$, 算法进入步骤 5)。

8) 以车辆载重为限制选择该位置的可行点集合。

9) 如果可行点集合为空, 水滴返回配送中心, 车辆载重清零, 算法进入步骤 8)。

10) 采用轮盘赌方式选择水滴 j 流向的下一个位置, 更新水滴速度 $\text{vel}(t)$ 、水滴泥土含量 soil^{IWD} 、河道之间的泥土含量 $\text{soil}(p_i, p_j)$ 、车辆路径信息、车辆载重情况、 $C_{\text{unvisited}}=C_{\text{unvisited}}-j$, 算法转入步骤 7)。

11) 求出当代最优适应度值 $f(V_{\text{Tbest}})$, $f(V_{\text{Tbest}})=\arg \min_{\text{for all IWDs}} f(V_{\text{Tbest}}^j)$ 。如果 $V_{\text{Tbest}}=V_{(t-1)\text{best}}$, 则 $c=c+1$ 。否则, $c=0$ 。如果 $f(V_{\text{Tbest}}) > f(V_{\text{Tbest}})$, 则 $f(V_{\text{Tbest}})=f(V_{\text{Tbest}})$, $V_{\text{Tbest}}=V_{\text{Tbest}}^j$ 。

12) 如果最优个体连续未变化代数 $c=\text{counter}$, 则启动浑沌扰动策略。

13) 更新当代最优解中各路径之间的泥土含量, 扩张最优解 V_{Tbest} 得到次优解集合 V_{extend} , 更新当代次优解集合中各路径之间的泥土含量。

14) $t=t+1$, 算法进入下一次迭代, 转入步骤 2)。

15) 返回全局最优解集合 V_{Tbest} , 即为最优调度方案。

3 算例分析

为了验证所提算法的有效性,以企业配送实例作为测试算例进行仿真实验。某个企业拥有一个配送中心和30个客户。其中,配送中心坐标为(50,50),各客户的位置和需求量见表1。利用文中算法对其进行求解,运行环境为:CPU i3-2440, RAM 8G ddr3 1600,运行平台是 Matlab 2011a。算法参数设置如下:水滴规模 $n=100$,最大迭代次数 $T=60$,浑沌扰动策略启动参数 $counter=3$,各路径之间的初始泥土含量为100,水滴初始速度 $InitVel=10$,水滴初始泥土含量 $InitSoil=0$,

表1 客户信息
Tab.1 Customer information

序号	x轴/km	y轴/km	需求量/t
1	2	83	1.8
2	73	63	2.7
3	85	100	3.4
4	41	70	1.3
5	4	36	0.3
6	44	36	0.8
7	13	10	3.5
8	19	40	1.7
9	10	66	1.0
10	15	87	0.7
11	64	16	0.6
12	9	98	2.2
13	12	43	0.8
14	52	53	1.0
15	25	61	0.4
16	72	47	4.0
17	90	28	0.1
18	18	75	1.0
19	43	3	1.5
20	55	5	0.8
21	40	11	1.0
22	17	37	0.9
23	70	75	1.8
24	52	4	3.9
25	81	91	2.3
26	87	22	1.6
27	34	40	2.3
28	85	58	3.2
29	9	93	3.1
30	68	98	2.1

泥土含量调节系数 $a_s=c_s=1$, $b_s=1$,速度调节系数 $a_v=c_v=1$, $b_v=0.1$, $\rho_n=\rho_{IWD}=0.5$,浑沌调节系数 $\eta=1$ 。优化结果见表2。

表2 最优调度方案
Tab.2 The optimal scheduling scheme

序号	行驶路径	行驶距离/km
1	0→11→20→24→19→21→0	112.00
2	0→10→12→29→1→0	138.91
3	0→27→9→18→15→4→0	122.23
4	0→14→0	7.20
5	0→8→22→13→5→7→6→0	137.82
6	0→30→3→25→0	129.63
7	0→26→17→16→0	101.48
8	0→23→2→28→0	93.29

从表中2可知,完成此次配送任务所需车辆数为8,车辆最短行驶距离为842.60 km。为了进一步验证文中算法的求解性能,分别选取标准IWD算法、标准遗传算法(GA)和改进智能水滴算法(IIWD)对上述实例进行仿真,收敛状况见图1。分析图1可知,IIWD算法的收敛速度最快,IWD算法次之,但该算法容易陷入局部最优解,而GA算法的收敛速度最慢,这反映了IIWD算法具有较强的全局优化能力。

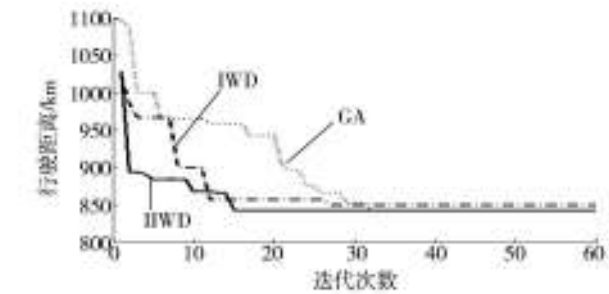


图1 算法收敛对比
Fig.1 Comparison of algorithm convergence

为了检验算法的鲁棒性,分别采用上述3种算法对企业实例随机运行20次,统计相关指标见表3。

对表3进行分析可以发现,IWD算法具有较快的收敛速度,但容易陷入局部最优解,算法求解性能最差。IIWD算法和GA算法均能求得问题的全局最优解,但IIWD算法的最优解搜索成功率远大于GA算法,而且其最劣值、平均值均远小于GA算法,说明IIWD算法的全局优化能力远远强于GA算法和IWD算法。此外,IIWD算法还具有最短的计算时间和平均迭代次数,说明IIWD算法在提高算法全局优化能力的同时加快了算法收敛速度。综上分析,相对于其他

表3 各算法仿真结果对比分析

Tab.3 Comparative analysis of simulation results of each algorithm

算法	仿真实验结果					
	最优值/km	最劣值/km	平均值/km	计算时间/s	搜索成功率/%	平均迭代次数
IWD	850.12	1243.20	941.35	20.1	0	31.4
GA	842.60	1342.13	860.76	12.7	15	42.6
IIWD	842.60	879.31	847.55	5.1	90	20.1

智能算法,文中提出的改进智能水滴算法具有更好的求解性能。

4 结语

文中主要研究了智能水滴算法在车辆调度问题中的应用。针对标准智能水滴算法泥土含量更新对象较为单一的缺点,通过对最优解集合进行邻域扩展的方式,寻找每一次迭代中的次优解集合,同时对最优解集合和次优解集合中路径点之间的泥土含量进行更新。此外,还设计了混沌扰动策略来帮助陷入局部最优的个体跳出局部最优解。最后,根据车辆调度问题的特点,将改进智能水滴算法用于车辆调度问题的求解中。通过仿真实验的对比,文中算法具有较好的求解能力,能够保证企业车辆调度问题的求解质量。下一步,将研究智能水滴算法在带时间窗、多车型、多车场的车辆调度问题中的应用。

参考文献:

[1] 曹平方,李灵,李诗珍. 基于分枝界定的VRP模型精确算法研究及应用[J]. 包装工程,2014,35(17):97—101.
CAO Ping-fang, LI Ling, LI Shi-zhen. Research and Application of the Accurate Algorithm of VRP Model Based on Branch and Bound Method[J]. Packaging Engineering, 2014, 35(17):97—101.

[2] HADJAR A, SOUMIS F. Dynamic Window Reduction for the Multiple Depot Vehicle Scheduling Problems with Time Windows[J]. Computers & Operations Research, 2009, 36(7): 2160—2172.

[3] LUO J B, WU Y. Modeling of Dual-cycle Strategy for Container Storage and Vehicle Scheduling Problems at Automated Container Terminals[J]. Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review, 2015, 79:49—64.

[4] BAO X G, LIU Z H. Approximation Algorithms for Single Vehicle Scheduling Problems with Release and Service Times on a Tree or Cycle[J]. Theoretical Computer Science, 2012, 434(434):1—10.

[5] SHAH-HOSSEINI H. Problem Solving by Intelligent Water Drops[C]// Evolutionary Computation, IEEE Congress on

IEEE, 2007:3226—3231.

[6] LI Z P, ZHAO F, LIU H W. Intelligent Water Drops Algorithm for Vehicle Routing Problem with Time Windows[C]// Service Systems and Service Management (ICSSSM), 2014 11th International Conference on IEEE, 2014:1—6.

[7] KAMKAR I, AKBARZADEH-T M R, YAGHOOBI M. Intelligent Water Drops a New Optimization Algorithm for Solving the Vehicle Routing Problem[C]// Systems Man and Cybernetics (SMC), 2010 IEEE International Conference on IEEE, 2010:4142—4146.

[8] ZAHRA B, TEYMOURIAN E, KOMAKI G M. An Improved Optimization Method Based on the Intelligent Water Drops Algorithm for the Vehicle Routing Problem[C]// IEEE Symposium on Computational Intelligence in Production and Logistics Systems (CIPLS), IEEE, Orlando, FL, USA, 2014: 59—66.

[9] SUR C, SHARMA S, SHUKLA A. Multi-objective Adaptive Intelligent Water Drops Algorithm for Optimization & Vehicle Guidance in Road Graph Network[C]// Informatics, Electronics & Vision (ICIEV), 2013 International Conference on IEEE, 2013:1—6.

[10] SHAH-HOSSEINI H. An Approach to Continuous Optimization by the Intelligent Water Drops algorithm[J]. Procedia-Social and Behavioral Sciences, 2012, 32(3):224—229.

[11] SHAH-HOSSEINI H. The Intelligent Water Drops Algorithm: A Nature-inspired Swarm-based Optimization Algorithm[J]. International Journal of Bio-Inspired Computation, 2009(1): 71—79.

[12] WU X X, CHEN Z. Introduction of Chaos Theory[M]. Shanghai: Shanghai Science and Technology Bibliographic Publishing House, 1996.

[13] BIGERELLE M, NIANGA J M, IOST A. Decomposition of a Tribological System by Chaos Theory on Rough Surfaces[J]. Tribology International, 2015, 82:561—576.

[14] ZOUNEMAT-KERMANI M, KISI O. Time Series Analysis on Marine Wind-wave Characteristics Using Chaos Theory[J]. Ocean Engineering, 2015, 100:46—53.

[15] LIU X Y, FU M L. Cuckoo Search Algorithm Based on Frog Leaping Local Search and Chaos Theory[J]. Applied Mathematics and Computation, 2015, 266:1083—1092.