求解环境车辆路径问题的多种群伊藤算法

尹志扬 余世明
(浙江工业大学信息工程学院 杭州 310023)

摘 要 针对传统伊藤算法收敛速度慢、易陷入局部最优解的缺陷,重新设计了环境温度调节函数,并改进了粒子漂移和波动时的路径权重更新规则,使粒子更符合布朗运动的特性。把多种群概念引入到算法中,利用种群信息加快算法的收敛速度和寻优能力。利用2-opt局部优化和反转优化进一步改进前5个最优解。最后,考虑车辆载重量对燃料消耗率的影响,对最少碳排放的环境车辆路径问题模型进行改进,利用改进后的算法进行仿真求解。实验结果表明,改进后的算法提高了搜寻最优解的能力并加快了收敛速度,有效防止了停滞现象。

关键词 伊藤算法,多种群,碳排放,漂移,波动
中图法分类号 TP301 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2016.12.047

Multigroup ITO Algorithm for Solving EVRP

YIN Zhi-yang YU Shi-ming
(College of Information Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China)

Abstract In view of the defects that traditional ITO algorithm, due to low convergence speed, is prone to run into local optimal solution, the environmental temperature adjustment function was redesigned and the path weight renewal rule of particles in drifting and fluctuating was improved so as to make the particles better meet the characteristics of Brownian motion particles. Meanwhile, multi-group concept is introduced into the algorithm to acclerate the convergence speed and improve the capacity of finding an optimal solutions with fully taking advantage of the population information. The first five optimal solutions are further improved by using 2-opt local optimization and reverse optimization. Finally, The vehicle load is considered into the calculation of the fuel efficiency rate, the environment vehicle routing problem(EVRP) model based on least carbon emission is improved, and the improved algorithm is used to solve the problem. Experimental result shows that the improved ITO algorithm can effectively promote the ability of searching the global optimal solution and the convergence rate, and it can effectively prevent the stagnation phenomenon.

Keywords ITO algorithm, Multigroup, Carbon emission, Drift, Fluctuation

1 引言

车辆路径问题(Vehicle Routing Problem, VRP)[1]自1959年由学者Dantzig和Ramser首次提出以来,一直是运筹学和组合优化领域的热点和前沿问题。车辆路径问题经过50多年的发展,衍生出众多模型。求解VRP的典型算法有遗传算法、蚁群算法、粒子群算法、人工蜂群算法等。然而,总行驶距离或时间最小化的传统车辆路径问题已不适合现今绿色物流的发展要求,近年来研究人员提出了以最少碳排放或最小油耗为目标的车辆路径问题,称为环境车辆路径问题(EVRP)。目前在车辆路径中考虑环境因素的研究不多。Kuo[2]采用了一种模拟退火算法研究了减少油耗的时间依赖性车辆路径问题,主要考虑了旅行时间对油耗的影响。Xiao等[3]提出了一个针对CVRP的燃料消耗优化模型,他们基于过去的统计数据提出了一个燃料消耗率和车辆重量之间的线性表达式,但其简单地设置空载和满载燃料消耗率为1和2,不符合实际情况。Zhang等[4]建立了车辆载重量对CO_2排放量影响的数学模型,利用改进的人工蜂群算法对目标求解。李进等[5]研究了考虑碳排放与速度优化的带时间窗车辆路径问题,以油耗、碳排放和旅行时间费用最小化为目标,引入了基于速度的碳排放计算方法,提出了两阶段启发式算法。

伊藤算法(ITO Algorithm, ITO)[6-9]是董文永教授等人基于随机过程中的伊藤过程,模仿粒子系统中粒子相互碰撞和作用的动力学规律进行算法的设计及问题的求解,从微观的角度来分析粒子的运动规律,然后通过抽象及模拟的方法提出的新算法。算法中各个粒子按照伊藤微分方程独立运动,且其运动规律受到温度、粒子半径等因素的影响,具有较强的自适应能力,已在求解组合优化、函数优化、系统辨识、时间序列建模等问题中取得了较好的效果。文献[10]在理论深度上分析了伊藤算法的收敛性及收敛速度,并在图模型的基

到稿日期:2015-10-15 返修日期:2016-01-24
尹志扬(1990—),男,硕士生,主要研究方向为智能启发式算法及嵌入式系统,E-mail:592439806@qq.com;余世明(1962—),男,博士,教授,主要研究方向为模型预测控制、大系统建模与优化、数字控制理论及其在机电一化系统中的应用。

础上对算法中的部分参数进行了研究。文献[11]将蚁群算法中的客户节点选取规则引入到伊藤算法中，并将漂移和波动过程同步进行来更新路径权重。

本文从环境的角度介绍了一种 CO_2 排放量最少的环境车辆路径问题，构建了基于车辆载重量的燃料消耗率模型。针对伊藤算法，改进了路径权重更新规则，并重新设计了温度调节函数，运用多种群之间的信息交流，避免信息的浪费，加快了算法的收敛速度并提高了寻找最优解的能力，最后利用2-opt局部优化和反转优化进一步寻优。通过仿真测试表明，与最短距离模型以及其他算法的碳排放量相比，本算法更为有效可行。

2 EVRP描述及数学模型

本文研究的 CO_2 排放量最少的环境车辆路径问题是指在已知车场和客户的位置、客户的需求量以及车辆数量和最大负载的前提下，设计车辆配送路线以满足所有客户的需求，使得 CO_2 排放量最少。具体描述为：设配送中心有 m 辆同一类型的车，每辆车的额定载重量为 Q，车辆运输过程中不得超重，每个客户只被一辆车访问一次，车辆完成配送任务后必须返回配送中心。假设当前有 V 个客户节点需要配送服务，每个客户节点的货物需求量为 $q_i(i=1,2,\cdots,V)$，配送中心的编号为0，配送中心到客户 j 的距离为 d_{0j}，d_{ij} 表示节点 (i,j) 间的距离，且 $d_{ij}=d_{ji}$，车辆从客户 i 到 j 排放的 CO_2 量为 e_{ij}，表示为：

$$e_{ij}=CER*FCR*d_{ij} \tag{1}$$

其中，CER 表示 CO_2 排放率，由文献[12]可知，对于柴油来说，其值为2.61kg/liter。FCR 表示燃料消耗率，载重量为 q 的情况下燃料消耗率 ρ 可表示为：

$$\rho(q)=\rho_0+\frac{\rho^*-\rho_0}{Q}q \tag{2}$$

其中，ρ_0 和 ρ^* 分别表示空载和满载时的燃料消耗率。因此当车辆 k 从客户 i 到 j 时，其 CO_2 的排放量 e_{ijk} 为：

$$e_{ijk}=CER*(\rho_0+\frac{\rho^*-\rho_0}{Q}q_{ijk})*d_{ij} \tag{3}$$

基于基本的CVRP模型和考虑 CO_2 排放量的模型，可以得出求解EVRP的数学模型以及最短距离模型：

$$\min f_1=\sum_i\sum_j\sum_k CER*(\rho_0+\frac{\rho^*-\rho_0}{Q}q_{ijk})*d_{ij}*x_{ijk} \tag{4}$$

$$\min f_2=\sum_i\sum_j\sum_k d_{ij}*x_{ijk} \tag{5}$$

$$\sum_{i=1}^{n} r_i y_{ik}\leqslant Q,\ \forall k \tag{6}$$

$$\sum_{k=1}^{m} y_{ik}=1,\ \forall i \tag{7}$$

$$x_{ijk}=0 \text{ or } 1,\ \forall i,j,k \tag{8}$$

$$y_{ik}=0 \text{ or } 1,\ \forall i,k \tag{9}$$

式(4)为目标函数，目的是为了找出 CO_2 排放量最少时的最优路径；式(5)为最短距离模型的目标函数；式(6)保证每辆车在配送过程中不得超载；式(7)表示每个客户只能由一辆车配送；约束(8)和约束(9)是为了避免子回路，其中 $x_{ijk}=1$ 表示车辆 k 由客户点 i 直接到客户 j，否则 $x_{ijk}=0$；若车辆 k 负责客户点 i 的配送，则 $y_{ik}=1$，否则 $y_{ik}=0$。

3 算法设计

在求解车辆路径的问题中，算法将车辆访问客户节点的过程映射为粒子的运动过程。每个粒子根据路径权重，采用轮盘赌方式，先后进行漂移和波动到下一个客户节点，所有客户节点都被访问之后，算法更新所有粒子的半径和温度，路径权重由漂移和波动过程进行更新；选出本次迭代粒子中的最优路径，并与全局最优路径进行比较，进入下一次迭代，直到最优路径在一定代数内没有更新或者达到最大迭代次数。

3.1 算法局限性分析

(1)温度函数的局限性

漂移算子和波动算子均依赖于粒子的半径和当前所处环境的温度，因此如何设计温度调节函数影响到算法的性能。基本伊藤算法的温度函数是类似于模拟退火算法中Metropolis准则设计的，与模拟退火算法相比，伊藤算法的环境温度将影响到漂移算子和波动算子，温度越高，二者的幅度越大，反之则越小。其结构为：

$$f_2(T)=e^{-\frac{1}{T(|f(x)-f(x^*)|+\eta)}} \tag{10}$$

从式(10)可以看出，该调节函数值的变化可以忽略不计，不能较好地反映粒子热运动对漂移和波动算子的影响，因此无法提升算法的性能。

(2) 路径权重更新规则的局限性

传统的伊藤算法中，漂移过程和波动过程单独进行，波动过程映射到对路径权重的更新规则如式(11)所示，其中 ρ 表示波动算子强度，$e(i,j)$ 表示客户 i 和 j 之间的路径段，σ 表示当前粒子的路径。

$$\tau(c_i^{(0)},c_{i+1}^{(k)})=\begin{cases}1-\rho, & \text{if } e(i,j)\in\sigma\\ \rho/(n_{i+1}-1), & \text{else}\end{cases} \tag{11}$$

漂移过程映射到路径权重的更新规则如式(12)所示，其中 σ' 表示最优路径，μ 表示漂移算子强度。

$$\tau(i,j)=\begin{cases}1, & \text{if } e(i,j)\in\sigma\cap e(i,j)\in\sigma'\\ 1-\mu, & \text{if } e(i,j)\in\sigma'\\ \mu, & \text{if } e(i,j)\in\sigma\\ 0, & \text{else}\end{cases} \tag{12}$$

漂移和波动过程的单独进行不符合实际布朗运动中漂移和波动同时进行的规律，而且增加了算法的复杂度。

3.2 算法改进

针对伊藤算法求解VRP的局限性，并结合EVRP的特性，提出了几种新的改进策略。

3.2.1 温度调节函数

本文提出了线性与非线性相结合的温度调节函数，该函数中环境温度取值在前一部分随迭代代数线性递减，波动和漂移算子较大，从而保证在算法初期具有较强的探索新区域以寻找最优解的能力；后一部分随迭代代数非线性减少，波动和漂移算子也减小，使得粒子在小范围内进行更精细的局部搜索。

$$f_2(T)=\begin{cases}1-(\frac{t_1}{T_0})*z, & z\leqslant h_1\\ t_2*\exp(-\frac{t_3}{cur_T}), & z\geqslant h_1\end{cases} \tag{13}$$

其中，T_0 为初始环境温度，t_1，t_2 和 t_3 为常数，z 表示当前迭代代数，规定算法每迭代 3 代 z 增加 1，使得算法在当前温度下更好地搜索最优解，常数 h_1 表示 z 中的某一个数，cur_T 为当前环境温度，其表达式为：

$$cur_T = T_0 - aspeed * z \tag{14}$$

其中，$aspeed$ 为退火速度。

3.2.2 路径权重更新规则

文献[11]提出了将漂移和波动过程结合的路径权重更新规则，在一定程度上改进了算法的最优解，但效果仍有待改进。本文根据粒子搜索过程中目标函数值逐步优化以及粒子半径、漂移和波动算子自适应改变的特性设计了路径权重更新规则，如式(15)所示。

$$\tau(i,j) = \begin{cases} 2-\rho, & \text{if } e(i,j) \in \sigma \cap e(i,j) \in \sigma' \\ 1+\rho+\mu, & \text{if } e(i,j) \in \sigma' \\ 1+\mu, & \text{if } e(i,j) \in \sigma \\ \rho+\mu, & \text{else} \end{cases} \tag{15}$$

其中，ρ 为波动算子强度，μ 为漂移算子强度，σ' 为粒子吸引元路径即当前最优路径，σ 表示当前路径，$e(i,j)$ 为客户 i 和 j 之间的路径段。

3.2.3 多种群伊藤算法

本文把多种群思想引入到求解环境车辆路径问题的伊藤算法中。粒子首先在一个群体中进行目标搜索，算法迭代一定的代数后，会出现搜索停滞而陷入局部最优，当持续一定代数最优解没有更新时，粒子将按照适应值的大小分为两个子群，适应值较好的粒子分配到第一个子群，较差的分配到第二个子群，再分别对两个子群进行目标搜索。

对于适应值较好的子群，粒子半径较大，其运动幅度不会特别大，不利于摆脱局部最优解，随着搜索的进行，其群体多样性迅速减少，此时将第二个子群的半径依次分配给适应值较好的子群，增大第一个子群粒子的漂移和波动算子，使得第一个子群的粒子在搜索空间进行更广泛的搜索，从而跳出局部最优，增加解的多样性。对于适应值较差的子群，仍按照自己的粒子半径进行搜寻。当经过一定的代数后最优解有改进且未满足终止条件时，将两个子群混合成一个种群，继续按照最初的漂移和波动算子计算公式进行寻优。

本文采用基于排序的方法设计粒子半径，但粒子半径的的求取规则应以 CO_2 排放量为基准，而不是距离。具体可以由式(16)得出。

$$r_i = r_{\max} - \frac{r_{\max} - r_{\min}}{M-1}(P_i - 1) \tag{16}$$

其中，M 为粒子数量，P_i 表示 CO_2 排放量适应值的粒子排列号，$r_{\max}=1$，$r_{\min}=0$。

3.2.4 局部优化算法

为进一步改善多种群伊藤算法的收敛速度和全局最优解，本文对每一代前 5 个最优解引入了 2-opt 优化和反转优化。2-opt 优化是算法以遍历的方式对选中的位置进行两两元素的互换，反转优化是将选中的元素以逆序的方式重新排列。两种优化算法结束后，计算优化后的 CO_2 排放量，并判断是否优于全局最优解，若是则将此次优化结果记录为全局最优解。

3.3 多种群伊藤算法求解 EVRP 的流程

多种群伊藤算法求解 EVRP 的结构流程图如图 1 所示。

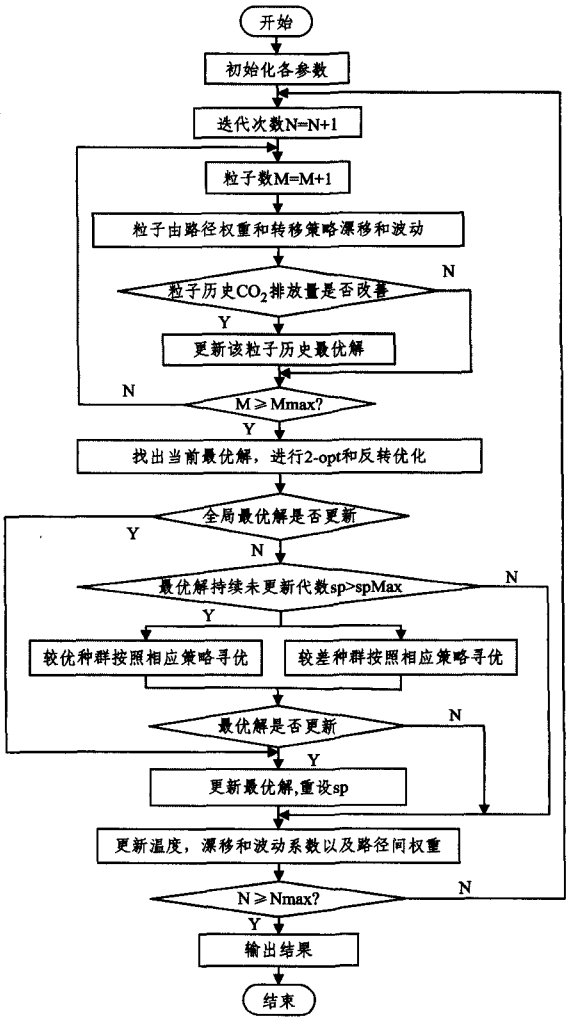

图 1 多种群伊藤算法求解 EVRP 的结构流程图

4 实验结果分析

为了验证多种群伊藤算法的有效性，本文选用标准测试库 Augerat et al. 中的测试算例，在 Matlab8.1 环境下进行仿真测试。实验中粒子个数 $M=50$，算法最大迭代次数 $N_{\max}=200$，路径权重影响因子 $\alpha=5$，距离影响因子 $\beta=3$，路径节约因子 $\gamma=6$，初始环境温度 $T_0=8000$，退火速度 $aspeed=100$，每一温度迭代长度 $per_T=3$，路径初始权重 $\tau(i,j)=1$，根据文献[12]的研究，设置 $\rho_0=0.296$，$\rho^*=0.390$，最优解最大未更新代数 $spMax=40$。在大量测试算例的基础上，确定温度调节函数中的参数 $t_1=30$，$t_2=0.9$，$t_3=250$。

算法对标准测试库中 15 个算例进行测试，每个算例运行 30 次，测试结果如表 1 所列。实验以最少碳排放量为目标，同时为了与最短距离模型对应的碳排放量进行对比，本实验分别计算出两种模型的碳排放量和距离并进行对比分析。表中 CO_2 节省和距离增加的计算公式分别如式(17)和式(18)所示：

$$CO_2\ 节省 = \frac{模型二\ CO_2\ 排放量 - 模型一\ CO_2\ 排放量}{模型二\ CO_2\ 排放量} * 100\% \tag{17}$$

$$距离增加 = \frac{模型一距离 - 模型二距离}{模型二距离} * 100\% \tag{18}$$

表 1　两种模型的最少碳排放和最小距离对比

测试算例	最少 CO_2 排放模型(模型一)		最短距离模型(模型二)		模型一与模型二对比	
	CO_2 排放量	距离	CO_2 排放量	距离	CO_2 节省(%)	距离增加(%)
A-n32-k5	690.84	801.63	698.08	797.45	1.04	0.52
A-n33-k5	574.40	668.31	579.98	662.11	0.96	0.94
A-n36-k5	705.63	815.56	711.07	815.07	0.77	0.06
A-n37-k5	586.55	672.61	586.55	672.61	0.00	0.00
A-n38-k5	640.03	747.81	645.04	736.44	0.78	1.54
A-n39-k6	730.35	847.33	736.77	846.02	0.87	0.15
A-n44-k6	814.20	940.28	822.23	939.25	0.98	0.11
A-n46-k7	803.96	923.52	803.96	923.52	0.00	0.00
A-n53-k7	895.54	1031.8	897.88	1025.3	0.26	0.63
B-n35-k5	837.22	957.53	838.28	956.60	0.13	0.10
B-n38-k6	700.25	812.43	703.45	811.60	0.45	0.10
B-n39-k5	478.25	559.79	483.14	556.23	1.01	0.64
B-n43-k6	649.87	751.14	651.22	750.22	0.21	0.12
B-n44-k7	797.68	927.98	800.32	918.46	0.33	1.04
B-n50-k7	641.44	747.61	650.91	745.94	1.45	0.22
Average					0.62	0.41

由表 1 的实验结果可以看出，相比最短距离模型，最少 CO_2 排放模型的碳排放量平均减少了 0.62%，相应地，距离平均增加了 0.41%。

标准 VRP 测试算例 A-n38-k5 包含 1 个仓库节点和 37 个客户节点，采用 5 辆车完成配送任务，经过多次运行本文设计的多种群伊藤算法，得出最少 CO_2 排放量为 640.03，对应的路径规划仿真如图 2 所示。

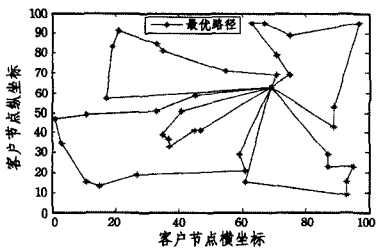

图 2　最优路径仿真图

算法收敛曲线如图 3 所示，从图中可以看出算法在迭代到 130 代左右即得到了最优解，相比文献[11]迭代到 370 代才得到最优解，极大地提高了算法的收敛速度，同时路径距离最优解也接近已知最优解。

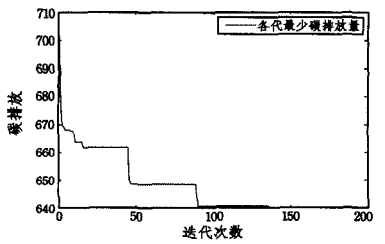

图 3　算法全局收敛图

目前，用于求解路径规划问题的算法很多，下面是采用本文算法与文献[11]中的算法以及 MMAS 算法分别求取 CO_2 排放量的实验结果比较，其中 MMAS 算法的参数选取如下：蚂蚁个数 $m=50$，信息素浓度对节点选取的影响因子 $\alpha=5$，节点间距离对节点选取的影响因子 $\beta=3$，信息素浓度范围设置为 $\tau_{max}=10$，$\tau_{min}=0.01$，信息素的挥发速度 $\lambda=0.05$。

本文选取 Augerat et al. Set A 和 Set B 中的 10 个算例(A-n32-k5，A-n36-k5，A-n38-k5，A-n39-k6，A-n46-k7，A-n53-k7，B-n35-k5，B-n38-k6，B-n43-k6，B-n50-k7)进行测试，3 种算法各运行 20 次，得出的最优解如图 4 所示。

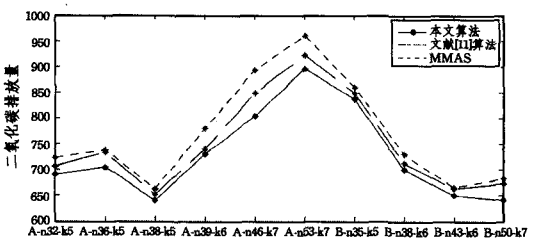

图 4　各算法最优解

从图 4 可以看出，本文的改进算法在最优解上比文献[11]算法和 MMAS 算法好，测试算例节点越多，本文算法与另外两种算法最优解的差别越明显。

结束语　本文针对碳排放量最少的环境车辆路径问题，将车辆载重量考虑进燃料消耗率中，在已有文献的基础上，通过分析粒子运动规律和伊藤算法的迭代特性，对现有的伊藤算法进行了改进，并把多种群的概念引入到伊藤算法中。该算法在实验中取得了不错的效果，但是仍然存在一些不足。今后的研究方向是进一步提升算法的效率和精度，并将其应用到更复杂的 EVRP 模型中。

参 考 文 献

[1] Dantzig G B, Ramser J H. The truck dispatching problem[J]. Management Science, 1959, 6(1): 80-91

[2] Kuo Y. Using simulated annealing to minimize fuel consumption for the time-dependent vehicle routing problem[J]. Computers & Industrial Engineering, 2010, 59(1): 157-165

[3] Xiao Yi-yong, Zhao Qiu-hong, Kaku Ikou, et al. Development of a fuel consumption optimization model for the capacitated vehicle routing problem[J]. Computers & Operations Research, 2012, 39(7): 1419-1431

[4] Zhang S, Lee C K M, Choy K L, et al. Design and development of a hybrid artificial bee colony algorithm for the environmental vehicle routing problem[J]. Transportation Research Part D Transport & Environment, 2014, 31(8): 85-99

[5] Li Jin, Zhang Jiang-hua. Vehicle routing problem with time windows based on carbon emissions and speed optimization[J]. Systems Engineering-Theory & Practice, 2014, 34(12): 3063-3072 (in Chinese)

(下转第 268 页)

表 4　算法参数依赖性比较

寻优算法所需参数	FOA 算法	DDSCFOA 算法	IFFO 算法	GOPSO 算法	IHS 算法	本文算法
群体规模 N	√	√	√	√	√	√
最大迭代次数 T	√	√	√	√	√	√
特征维数 D	√	√	√	√	√	√
搜索范围最大值 x_M 及最小值 x_m	√	√	√	√	√	√
混沌映射迭代次数 t_l		√				
搜索半径最大值 r_M 及最小值 r_m			√			
粒子最大速度 v_M 及最小速度 v_m				√		
认知学习因子 c_1 及社会化搜索因子 c_2				√		
调和内存大小 H_s					√	
调和内存考虑率 H_r					√	
调节率 P					√	
调整率的最大值 P_M 及最小值 P_m					√	
调整宽度的最小值 bw_{min} 和最大值 bw_{max}					√	

结束语　针对传统果蝇优化算法稳定性不高且易陷入局部最优的问题，提出了一种基于维度分区的果蝇寻优新算法，其主要特点如下：1)为提高算法的全局搜索能力，将果蝇种群均分为两类并将它们分别称为跟随果蝇和搜索果蝇；2)为提高寻优结果的稳定性，在每次迭代过程中，将搜索果蝇在每个维度上的搜索范围均分为若干个区间，通过评估各个区间的表现产生果蝇的新位置；3)为加快算法的收敛速度，搜索果蝇将舍弃那些对应适应值最小的位置，并转而飞向当前全局最优位置。针对 8 种不同类型函数的寻优结果表明，本算法在收敛精度、稳定性及参数依赖性方面较传统优化算法具有明显的优势。

参 考 文 献

[1] Pan W C. Using fruit fly optimization algorithm optimized general regression neural network to construct the operating performance of enterprises model [J]. Journal of Taiyuan University of Technology (Social Science Edition), 2011, 29(4): 1-5(in Chinese)
潘文超. 应用果蝇优化算法优化广义回归神经网络进行企业经营绩效评估[J]. 太原理工大学学报(社会科学版), 2011, 29(4): 1-5

[2] Pan W T. A new fruit fly optimization algorithm: taking the financial distress model as an example [J]. Knowledge-Based Systems, 2012, 26: 69-74

[3] Brahim, Chellali B. Power quality enhancement using shunt active power filter based on particle swarm optimization [J]. Journal of Applied Sciences, 2011, 11(22): 3725-3731

[4] Geem Z W, Kim J H, Loganathan G V. A new heuristic optimization algorithm: harmony search [J]. Simulation, 2001, 76 (2): 60-68

[5] Cha S H, Tappert C C. A genetic algorithm for constructing compact binary decision trees [J]. Journal of Pattern Recognition Research, 2009, 4(1): 1-13

[6] Niu J, Zhong W, Liang Y, et al. Fruit fly optimization algorithm based on differential evolution and its application on gasification process operation optimization [J]. Knowledge-Based Systems, 2015, 88(c): 253-263

[7] Zhu Z T, Guo X, Li W. New fruit fly optimization algorithm research [J]. Computer Engineering and Applications, 2015 (in Chinese)
朱志同, 郭星, 李炜. 新型果蝇优化算法的研究[J]. 计算机工程与应用, 2015

[8] Han J Y, Liu C Z, Wang L G. Dynamic double groups cooperate fruit fly optimization algorithm [J]. Pattern Recognition and Artifical Intelligence, 2013, 26(11): 1057-1067(in Chinese)
韩俊英, 刘成忠, 王联国. 动态双子群协同进化果蝇优化算法[J]. 模式识别与人工智能, 2013, 26(11): 1057-1067

[9] Wang Y B, Nie N N, Wang M Z, et al. Mine tailing facilities safety evaluation of GRNN optimized by modifies fruit fly algorithm [J]. Computer Engineering, 2015, 41(4): 267-272(in Chinese)
王英博, 聂娜娜, 王铭泽, 等. 修正型果蝇算法优化 GRNN 网络的尾矿库安全预测[J]. 计算机工程, 2015, 41(4): 267-272

[10] Pan Q K, Sang H Y, Duan J H, et al. An improved fruit fly optimization algorithm for continuous function optimization problems [J]. Knowledge-Based Systems, 2014, 62(5): 69-83

[11] Wang Y W, Liu Y N, Zhu X D. Two-step based hybrid feature selection method for spam filtering [J]. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, 2014, 27(6): 2785-2796

[12] Mahdavia M, Fesangharyb M, Damangir E. An improved harmony search algorithm for solving optimization problems [J]. Applied Mathematics and Computation, 2007, 188(2): 1567-1579

(上接第 263 页)

李进, 张江华. 基于碳排放与速度优化的带时间窗车辆路径问题[J]. 系统工程理论与实践, 2014, 34(12): 3063-3072

[6] Dong Wen-yong, Zhang Deng-yi, Zhong Wei-cheng. The Simulation Optimization Algorithm Based on the Ito Process[M]// Advanced Intelligent Computing Theories and Applications. With Aspects of Contemporary Intelligent Computing Techniques, 2007: 115-124

[7] Dong Wen-yong, Lei Ming, Yu Rui-guo. A New Evolutionary Algorithms for Global Numerical Optimization Based on Ito Process[M] // Computational Intelligence and Intelligent Systems. Springer Berlin Heidelberg, 2010: 57-67

[8] Dong Wen-yong, Yu Rui-guo, Lei Ming. Merging the Ranking and Selection into ITO Algorithm for Simulation Optimization [M] // Computeational Intelligence and Intelligent Systems. Springer Berlin Heidelberg, 2010: 87-96

[9] Dong Wen-yong, Zhang Deng-yi, Li Yuan-xiang. The multi-objective ITO algorithms[C]// Proceedings of the 2nd International Conference on Advances in Computation and Intelligence. Springer-Verlag, 2007: 53-61

[10] Dong Wen-yong, Zhang Wen-sheng, Yu Rui-guo. Convergence and Runtime Analysis of ITO Algorithm for One Class of Combinatorial Optimization[J]. Chinese Journal of Computers, 2011, 34(4): 636-646(in Chinese)
董文永, 张文生, 于瑞国. 求解组合优化问题伊藤算法的收敛性和期望收敛速度分析[J]. 计算机学报, 2011, 34(4): 636-646

[11] Yi Yun-fei, Cai Yong-le, Dong Wen-yong, et al. Improved ITO Algorithm for Solving the CVRP[J]. Computer Science, 2013, 40(5): 213-216(in Chinese)
易云飞, 蔡永乐, 董文永, 等. 求解带容量约束的车辆路径问题的改进伊藤算法[J]. 计算机科学, 2013, 40(5): 213-216

[12] Ubeda S, Arcelus F J, Faulin J. Green logistics at Eroski: A case study[J]. International Journal of Production Economics, 2011, 131(1): 44-51