

文章编号: 2095-2163(2020)02-0043-05

中图分类号: TP18

文献标志码: A

# 基于线性递减权值更新的鸡群算法

李春红, 陆安江, 邵丽萍

(贵州大学 大数据与信息工程学院, 贵阳 550025)

**摘要:** 本文提出了一种基于线性递减权值更新的鸡群算法(ACSO)来解决原始鸡群算法易陷入局部最优和收敛较慢的问题。对每个个体的位置更新引入权值,这不仅体现了个体自我学习的优势,也提高了群体的多样性,可通过实际的适应度函数来调整权值,使算法更容易收敛。根据母鸡群体和小鸡群体有向适应度最优的个体学习的趋向,重新定义母鸡位置更新公式和小鸡位置更新公式。通过对6个基准函数的仿真实验,并和其余3种基本算法做比较,结果证明改进的算法具有优越性。**关键词:** 鸡群算法; 线性递减权值; 自适应; 基准函数

## Rooster algorithm based on linear decrement weight update

LI Chunhong, LU Anjiang, SHAO Liping

(College of Big Data and Information Engineering, Guizhou University, Guiyang 550025, China)

**[Abstract]** This paper proposes a chicken algorithm (ACSO) based on linear decreasing weight updating for solving the problem that the original chicken algorithm is easy to fall into local optimization and slow convergence. Weights are introduced to update the location of each individual, which not only reflects the advantages of individual self-learning, but also improves the diversity of the group. The weights can be adjusted by the actual fitness function, making the algorithm easier to converge. The hen position updating formula and the chick updating formula are redefined according to the tendency of the hen group and the chick group to have the most adaptive individual learning. The improved algorithm is proved to be superior by comparing the simulation experiments of the six benchmark functions and comparing with the other three basic algorithms.

**[Key words]** CSO; linear decreasing weight; self-adaption; reference function

## 0 引言

随着人工智能神经网络的不断发展,各类算法也相继陆续涌现出来。如遗传算法、模拟蝙蝠回声定位行为提出的蝙蝠算法、差分进化算法、狼群算法等<sup>[1-2]</sup>。这些算法被广泛应用于各个方面,如求函数最优解、减速器设计、最优路径规划问题等<sup>[3-5]</sup>。

鸡群算法是由中国学者孟献兵于2014年提出来<sup>[6-7]</sup>。该算法模拟了鸡群的觅食行为,对鸡群中存在的等级制度和行为进行了数学分析<sup>[8-9]</sup>。在此基础上,韩斐斐等人<sup>[10]</sup>提出了一种全局优化的改进鸡群算法,有效地提升了算法的收敛速度。吴定会等人<sup>[8,11]</sup>对鸡群算法的收敛性进行了马尔科夫链的分析,建立了Markov链数学分析模型。也有学者用鸡群算法来解决神经网络方面的问题。本文针对鸡群算法容易陷入局部最优和收敛较慢的问题提出了一种改进型的算法<sup>[12-14]</sup>。并用6个基准函数来测

试,再和目前的3种智能算法进行比较,以此来测试改进的鸡群算法的有效性。实验表明该改进型算法更容易收敛<sup>[15]</sup>。

## 1 基本的CSO算法

鸡群算法(CSO)是受到已有群体智能算法的启发而提出的一种模拟鸡群生活习性,抽象化得出的新型群体智能算法。在实际生活中,鸡群中存在着竞争关系,同时又存在着很严格的等级制度。鸡群中每一个体所具有的优势性能通过其所在位置对应的目标函数适应值来表示,也是待优化问题的最优解。按照鸡群中适应度值的不同,将每个鸡群都划分有公鸡、母鸡和小鸡三个等级。适应度最高的规定为公鸡,适应度最低的规定为小鸡,其余的鸡规定为母鸡。整个鸡群中因为公鸡起着领导作用,母鸡会跟着公鸡觅食。相应的公鸡在鸡群的觅食竞争中具有最大的优势,母鸡其次,而小鸡处在最不利的位置,所以

**基金项目:** 国家自然科学基金(61865002,61961006);贵州省重大专项(黔科合重大专项字[2016]3022);贵州省科技计划项目(黔科合支撑[2017]2031);贵州省千层次人才项目;贵阳高新区人才项目。

**作者简介:** 李春红(1994-),女,硕士研究生,主要研究方向:信号与信息处理;陆安江(1978-),男,博士,副教授,主要研究方向:信号与信息处理、大数据应用;邵丽萍(1996-),女,硕士研究生,主要研究方向:通信与信息系。

**通讯作者:** 陆安江 Email:ajlu@gzu.edu.cn

**收稿日期:** 2019-12-16

小鸡需要跟随与其有母亲关系的母鸡一起生活,母鸡妈妈对其加以保护,以保证小鸡能正常生活。

设觅食空间为  $D$  维,种群规模为  $pop$ , 其中公鸡数量为  $NR$ , 母鸡数量为  $HN$ , 小鸡数量为  $CN$ 。这里给出算法设计的研究表述如下。

(1) 公鸡的位置更新。在公鸡的觅食行为中,第  $i$  只公鸡在第  $j$  维空间中经过  $t$  次觅食后的位置为  $x_{ij}^t (i = 1, 2, 3, \dots, NR; j = 1, 2, 3, \dots, D)$ , 则经过  $t + 1$  次觅食后的位置更新为:

$$x_{ij}^{t+1} = x_{ij}^t * (1 + Rand(0, \sigma^2)), \quad (1)$$

$$\sigma^2 = \begin{cases} 1, & \text{if } f_i \leq f_k, \\ \exp\left(\frac{f_k - f_i}{|f_i| + \varepsilon}\right), & \text{if } f_i > f_k, \end{cases} \quad (2)$$

$k \in [1, N], k \neq i.$

其中,  $Rand(0, \sigma^2)$  表示均值为 0, 方差为  $\sigma^2$  的高斯分布;  $\varepsilon$  表示一个很小的平衡常数;  $k$  表示所有公鸡中除去第  $i$  个个体外的任意一个个体。

(2) 母鸡的位置更新。在母鸡的觅食行为中,第  $i$  只母鸡在第  $j$  维空间中经过  $t$  次觅食后的位置为  $x_{ij}^t (i = 1, 2, 3, \dots, HN; j = 1, 2, 3, \dots, D)$ , 则经过  $t + 1$  次觅食后的位置更新为:

$$x_{ij}^{t+1} = x_{ij}^t + S_1 * Rand * (x_{r_1, j}^t + x_{ij}^t) + S_2 * (x_{r_2, j}^t - x_{ij}^t), \quad (3)$$

$$S_1 = \exp((f_i - f_{r_1}) / (abs(f_i) + \varepsilon)), \quad (4)$$

$$S_2 = \exp(f_{r_2} - f_i), \quad (5)$$

其中,  $Rand \in (0, 1)$ ,  $r_1$  是第  $i$  只母鸡所在子群中的公鸡个体,  $r_2$  是从公鸡和母鸡中随机选择的个体, 且  $r_1 \neq r_2$ 。显然,  $f_i > f_{r_1}, f_i > f_{r_2}$ , 因此公式中  $S_2 < 1 < S_1$ 。如果  $S_1 = 0$ , 则第  $i$  只公鸡只会跟着其它鸡觅食。当 2 只鸡的适应度值差异越大,  $S_2$  的值越小且这 2 只鸡的位置差距越大, 母鸡将不会轻易偷取其他鸡发现的食物。如果  $S_2 = 0$ , 那么第  $i$  只母鸡会在自己的区域上找寻食物。对于特定的组群, 公鸡的适应度值是唯一的。因此, 第  $i$  只母鸡的适应度值越小,  $S_1$  越接近于 1 且第  $i$  只母鸡和其所在群体的公鸡的位置间距越小。因此, 更主导的母鸡比适应度值更小的母鸡更有可能搜索到食物。

(3) 小鸡位置更新。在小鸡的觅食行为中, 小鸡跟随自己的母鸡搜索食物, 小鸡的位置更新公式如下:

$$x_{ij}^{t+1} = x_{ij}^t + FL * (x_{m, j}^t - x_{ij}^t). \quad (6)$$

其中,  $x_{m, j}^t (m \in [1, N])$  表示第  $i$  只小鸡跟随的母鸡,  $FL$  表示小鸡跟随母鸡寻找食物时的跟随系数, 由于个体之间的差异性, 小鸡的跟随系数  $FL$

为  $[0, 2]$  范围内选择的随机数。

## 2 改进的 CSO 算法

### 2.1 引入权值公式

改进型的鸡群算法主要是在公鸡、母鸡、小鸡的位置更新公式中引入了权值, 在母鸡与小鸡的位置更新公式中还引入了向自己群体里最优的个体学习的参数, 这不仅可以解决收敛速度慢、易陷入局部最优问题, 还可以使公式以更快的速度达到全局最优。权值更新公式如下:

$$\omega = \omega_{\max} - (\omega_{\max} - \omega_{\min}) * \frac{t}{M} \quad (7)$$

对权值更新公式用 Matlab2014(a) 进行仿真分析, 仿真分析结果如图 1 所示。

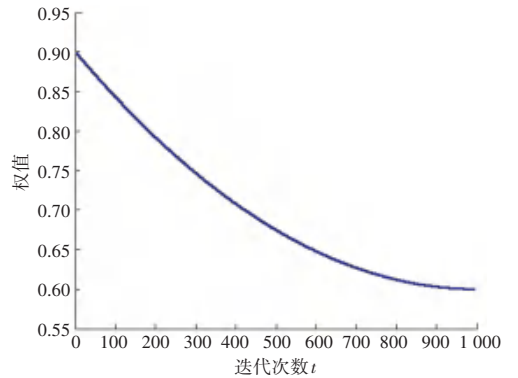


图 1 权值变化趋势

Fig. 1 Trend of weight change

由图 1 可以看到, 此方法的权值变化范围在 0.6~0.9 之间。最大惯性权值  $w_{\max}$  取 0.9, 最小惯性权值  $w_{\min}$  取 0.6 时算法的性能最好,  $t$  表示当前迭代次数,  $M$  表示最大迭代次数。

### 2.2 改进后鸡群的位置更新公式

在整个鸡群中公鸡的适应度值是最高的, 已经是各个群体中的最优个体, 因此在公鸡的位置更新公式中只引入了线性递减惯性权值来提高算法的搜索能力。改进的公式如下:

$$x_{ij}^{t+1} = \omega * x_{ij}^t * (1 + Rand(0, \sigma^2)), \quad (8)$$

母鸡数量在整个鸡群中是最多的, 所以在寻优精度和速度上发挥重要作用。母鸡作为鸡群中的纽带, 所以起着信息传递的作用。母鸡的适应度值在群体中不高, 所以在母鸡的位置更新公式中引入惯性权值因子和向群体里面最优的个体学习, 其中  $R$  是取  $(0, 1)$  之间的随机数。改进公式如下:

$$x_{ij}^{t+1} = \omega * x_{ij}^t + S_1 * Rand * (x_{r_1, j}^t - x_{ij}^t) + S_2 * Rand * (x_{r_2, j}^t - x_{ij}^t) + R * (x_{best, j}^t - x_{ij}^t), \quad (9)$$

小鸡在整个鸡群中适应度值是最底的, 学习的空间很大, 既可以向公鸡学习, 也可以向母鸡学习,

所以在小鸡的位置更新公式中既引入了惯性权值因子,也引入了向全局最优个体学习的因子,  $R$  是取  $(0,1)$  之间的随机数,改进的公式如下:

$$x_{ij}^{t+1} = \omega * x_{ij}^t + FL * (x_{m,j}^t - x_{ij}^t) + R * (x_{best,j}^t - x_{ij}^t). \quad (10)$$

### 2.3 算法流程

改进集群算法设计流程如图 2 所示。由图 2 可知,改进后的算法流程表述详见如下。

**Step 1** 鸡群规模假设为  $N$ , 搜索空间维数为  $D$ , 最大迭代次数为  $M$ 。

**Step 2** 计算  $N$  个个体的适应度值,并设置  $t = 0$ 。

**Step 3** 如果  $mod(t, G) = 0$ , 按照个体适应度值的大小将整个鸡群中的个体进行排序,并确定整个鸡群的等级制度。

**Step 4** 将整个鸡群分为不同的组,母鸡随机选择要跟的公鸡,并确定小鸡和母鸡在一组中的关系。

**Step 5** 更新各个鸡群的位置。

**Step 6** 计算个体的适应度值。

**Step 7** 更新个体最优和全局最优。

**Step 8** 置  $t = t + 1$ , 若达到最终条件, 则转

Step 9, 否则, 转到 Step 3。

**Step 9** 输出全局最优位置。

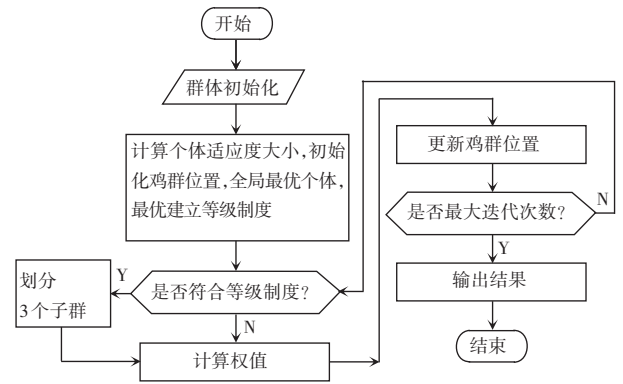


图 2 改进鸡群算法流程图

Fig. 2 Improved CSO algorithm flow chart

## 3 数值分析与实验

### 3.1 测试函数和实验设置

为了验证改进鸡群算法 (ACSO) 的有效性, 本文选取了 6 个标准的测试函数进行仿真实验, 并与基本的鸡群算法 (CSO)、粒子群算法 (PSO)、差分算法 (DE) 进行对比分析。测试函数的基本信息见表 1, 测试函数的参数设置见表 2。

表 1 基本测试函数

Tab. 1 Basic test function

函数名称	测试函数	维度	范围	最小值	迭代次数
Sphere	$F_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2$	20	$[-100, 100]$	0	1 000
Ackley	$F_2(x) = -20 \exp\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \frac{\pi}{e}\right) - 0.2 \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2} - \frac{1}{20} \sum_{i=1}^n \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 20 + \exp(1)$	5	$[-32, 32]$	0	300
Griewank	$F_3(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n x_i - \prod_{i=1}^n \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$	20	$[-600, 600]$	0	300
Rastrigin	$F_4(x) = 10i + \sum_{i=1}^n [x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i)]$	20	$[-5, 10]$	0	300
Zakharov	$F_5(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2 + \left(\sum_{i=1}^n 0.5ix_i\right)^2 + \left(\sum_{i=1}^n 0.5ix_i\right)^4$	10	$[-5, 10]$	0	300
Shekel	$F_6(x) = -\sum_{j=1}^{10} \left(\sum_{i=1}^n (x_i - C_{ij})^2 + \beta_j\right)^{-1}$	10	$[0, 20]$	-10	1 000

表 2 各算法参数的设置

Tab. 2 Setting of algorithm parameters

算法	参数设置
ACSO	$NR = 0.15N, NH = 0.7N, NM = 0.5N, G = 10,$ $FL = rand(pop, 1) * 0.4 + 0.5,$ $wmax = 0.9, wmin = 0.6$
CSO	$NR = 0.15N, NH = 0.7N, NM = 0.5N,$ $G = 10, FL = rand(pop, 1) * 0.4 + 0.5$
DE	$CR = 0.7, Beta\_min = 0.2, Beta\_max = 0.8$
PSO	$C_1 = 1.5, C_2 = 2.0, w = 1$

通过这 6 个基准函数的不同特点, 可以充分考察改进的鸡群算法对不同类型问题的优化性能。这几个函数可以分为单峰函数 ( $F_1$ ), 多峰函数 ( $F_2 \sim F_6$ ), 选取这些函数可以考察改进算法的收敛速度、收敛精度、有效性以及全局搜索能力。

### 3.2 结果分析

在 Matlab2014(a) 的环境下, 对 3.1 节中表 1、表 2 中的函数和算法进行仿真实验。仿真实验测试

结果见图3~图8。

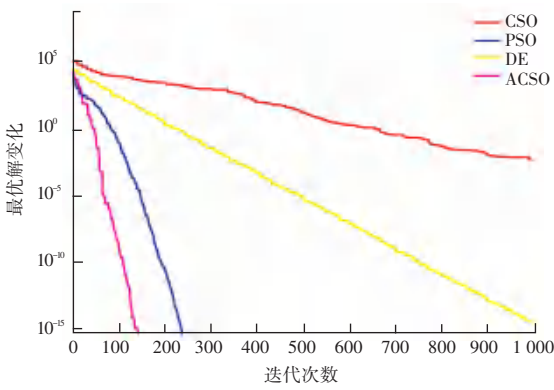


图3 Sphere 测试函数  
Fig. 3 Sphere test function

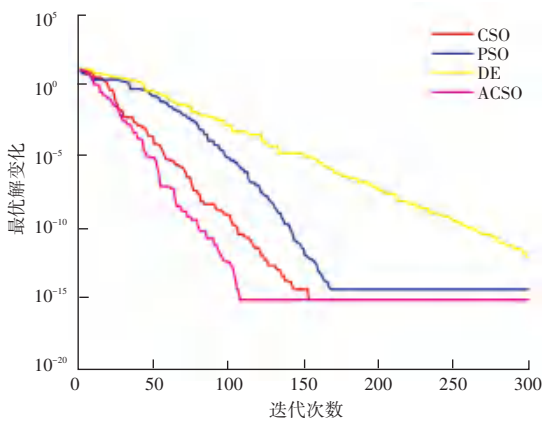


图4 Ackley 测试函数  
Fig. 4 Ackley test function

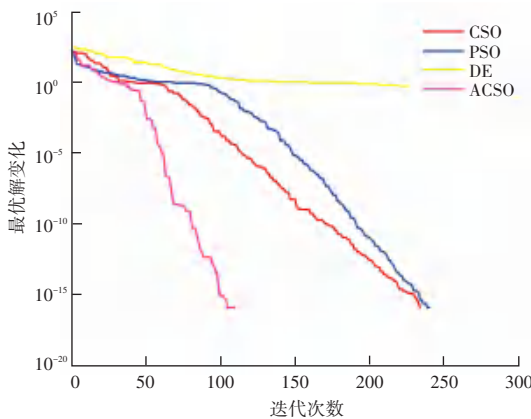


图5 Griewank 测试函数  
Fig. 5 Griewank test function

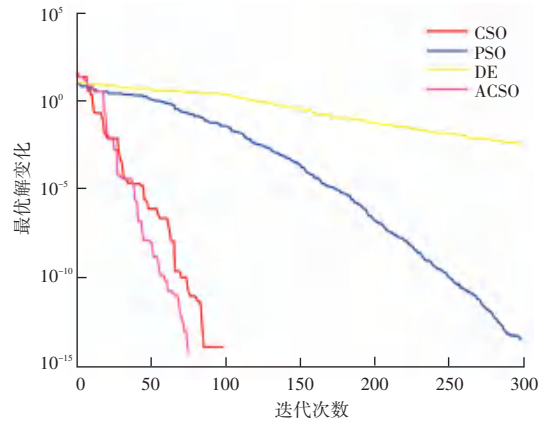


图6 Rastrigin 测试函数  
Fig. 6 Rastrigin test function

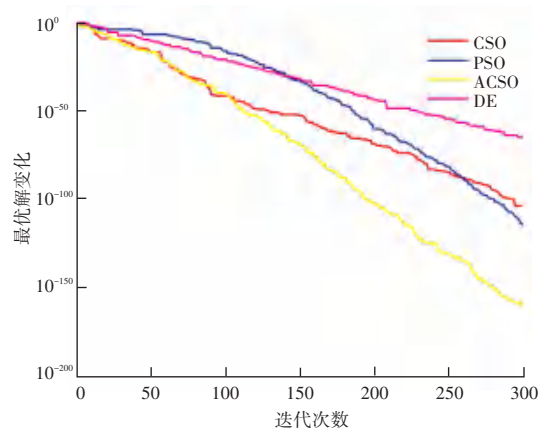


图7 Zakharov 测试函数  
Fig. 7 Zakharov test function

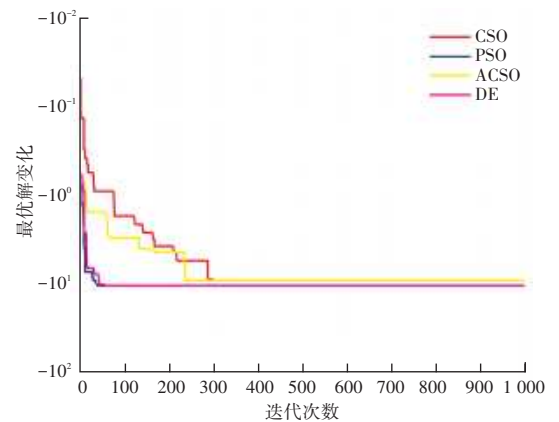


图8 Shekel 测试函数  
Fig. 8 Shekel test function

通过上述结果可以看出,对于 Sphere 函数来说,ACSO 明显优于其余三种算法,在迭代次数到

150 次左右的时候就已经达到最优值。对于 Ackley 函数来说,在迭代次数到 100 左右即达到最优值,而且要胜过其余三种算法,对于 Griewank 函数来说,同样明显优于其余三种算法。对于 Rastrigin 函数来说,改进的 ACSO 稍微优于 CSO 算法,但是要显著优于 PSO、DE 两种算法。对于 Zakharov 测试函数来说,在迭代初期并没有其他算法出色,但是到 100 代左右则明显优于其余测试函数。对于 Shekel 测试函数,虽然起始并未优于 DE 和 PSO 算法,但是到迭代后期达到了最优值。总而言之,ACSO 算法在函数寻优过程中,优于传统的鸡群算法、粒子群算法和差分算法。

#### 4 结束语

通过对基本鸡群算法的改进,可以得到一种更好的鸡群算法。改进的鸡群算法在保证种群多样性的情况下,引入线性递减权值,在母鸡和小鸡的更新公式中加入向最优个体学习的因子。如此更新后,通过 6 个测试函数进行实验,与标准粒子群算法、差分算法、标准鸡群算法三种基本算法做比较,由仿真实验结果可以得到,在其收敛速度和迭代次数方面都有改善。

#### 参考文献

- [1] 李枝勇. 蝙蝠算法及其在函数优化中的应用研究[D]. 上海:上海理工大学, 2013.
- [2] 薛菲. 基于蝙蝠算法的启发式智能优化研究与应用[D]. 北京:

北京工业大学, 2016.

- [3] 孟宪强. 基于量子遗传算法的足球机器人路径规划研究[D]. 青岛:中国海洋大学, 2009.
- [4] 薛明昊, 杨淮清. 基于改进蚁群算法的铁路路网最优路径规划[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(3):189.
- [5] 林子安. 基于改进人工鱼群算法的机器人路径规划[D]. 桂林:桂林电子科技大学, 2016.
- [6] FOUAD M M, HAFEZ A I, HASSANIEN A E. Optimizing topologies in wireless sensor networks: A comparative analysis between the grey wolves and the chicken swarm optimization algorithms[J]. Computer Networks, 2019.
- [7] YU Xiuyu, ZHOU Lixing, LI Xiangyang. A novel hybrid localization scheme for deep mine based on wheel graph and chicken swarm optimization[J]. Computer Networks, 2019, 154.
- [8] 吴定会, 孔飞, 纪志成. 鸡群算法的收敛性分析[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2017, 48(8):2105.
- [9] 张俊杰. 改进的社会力模型优化算法的研究与应用[D]. 太原:太原理工大学, 2014.
- [10] 韩斐斐, 刘升. 基于自适应 t 分布变异的缎蓝园丁鸟优化算法[J]. 微电子学与计算机, 2018, 35(8):123.
- [11] 郑家明, CHELLALI R, 陈闯, 等. 具有自适应特性的改进鸡群算法[J]. 微电子学与计算机, 2018, 35(10):93.
- [12] 李哲以. 快递物流配送中背包问题优化算法的研究[D]. 重庆:重庆邮电大学, 2017.
- [13] 孔飞, 吴定会. 一种改进的鸡群算法[J]. 江南大学学报(自然科学版), 2015, 14(6):681.
- [14] 张慕雪, 张达敏, 杨菊蜻, 等. 一种基于正向学习和反向学习的改进鸡群算法[J]. 微电子学与计算机, 2018, 35(6):28.
- [15] 余祖强, 董晨, 王高峰, 等. 粒子群算法的自适应改进[C]//2008 系统仿真技术及应用学术会议. 合肥:中国自动化学会, 中国系统仿真学会, 2008:774.

(上接第 42 页)

模型,也是一种高效的调度模型,应用于大规模数据集的运算。具有简单性、兼容性、安全性、动态性等优点。

(2)在 Java 下构建 SQL 数据库,构建的数据库对应发动机排放数据,为计算民用飞机污染物排放量的计算提供了灵活的仿真平台。

(3)本文利用 2017 年中国商业飞机运输数据,通过该软件计算出中国的污染物燃料燃烧产生的碳氢化合物(HC)、一氧化碳(CO)、氮氧化物(NOx)分别为 3 753 t、49 789 t 和 95 205 t。

#### 参考文献

- [1] EuroControl. Search[EB/OL]. [2019]. <http://www.eurocontrol.int/services/bada>.
- [2] WASIUK D K, LOWENBERG M, SHALLCROSS D E. An aircraft performance model implementation for the estimation of global and regional commercial aviation fuel burn and emissions[J]. Transportation Research Part D Transport and Environment, 2015, 35: 142.

- [3] KIM B, FLEMING G, BALASUBRAMANIAN S, et al. System for assessing Aviation's Global Emissions (SAGE), Version 1.5, Global Aviation Emissions Inventories for 2000 through 2004[R]. Washington DC, USA:Federal Aviation Administration, 2005.
- [4] 张云健. 计算机软件 Java 编程特点及其技术应用[J]. 信息与电脑(理论版), 2019(13):97.
- [5] The Environment Branch of the International Civil Aviation Organization (ICAO). 2013 ICAO Environmental Report [R]. Canada:International Civil Aviation Organization, 2013.
- [6] NUIC A. User manual for the Base of Aircraft Data (BADA) revision 3.10[J]. Atmosphere, 2010, 12(4):10.
- [7] 徐冉, 郎建奎, 杨孝文, 等. 首都国际机场飞机排放清单的建立[J]. 中国环境科学, 2016, 36(8):2554.
- [8] 付海丽, 邓伦强, 王希锋. SQL 数据库的构建与管理维护[J]. 网络安全技术与应用, 2015(4):21.
- [9] DUBOIS D, PAYNTER G C. "Fuel flow method 2" for estimating aircraft emissions[Z]. USA: SAE International, 2006.
- [10] MARTIN R L, ONCINA C A, ZABEEN J P. A simplified method for estimating aircraft engine emissions [R]. Hague: ASME, 1994.