

# 基于改进的鸟群算法求解农产品冷链物流配送路径优化问题

王进成<sup>1</sup>, 高岳林<sup>2\*</sup>

(1. 宁夏大学数学统计学院, 宁夏银川 750021; 2. 北方民族大学信息与系统科学研究所, 宁夏银川 750021)

**摘要** 鸟群算法(BSA)在求解高维复杂的优化问题时,很容易陷入局部极值,尤其在鸟群觅食过程中总会出现“早熟”现象。针对原鸟群算法的不足,提出一种改进的鸟群优化算法(WBSA)。通过仿真试验,结果表明,提出的算法具有较好的收敛速度和寻优精度。最后,通过对农产品冷链物流配送优化路径模型的简化,构建求解农产品冷链物流配送路径优化问题的 WBSA 优化算法,利用数值实例表明 WBSA 算法对此类问题具有可行性和有效性。

**关键词** 鸟群算法;自适应随机惯性权重;农产品冷链物流配送;路径优化

**中图分类号** S11 **文献标识码** A **文章编号** 0517-6611(2018)25-0001-04

## Optimization Problem of Cold Chain Logistics Distribution Path of Agricultural Products Based on Improved Algorithm of Bird Swarm Optimization

WANG Jin-cheng<sup>1</sup>, GAO Yue-lin<sup>2</sup> (1. School of Mathematics and Statistics, Ningxia University, Yinchuan, Ningxia 750021; 2. Research Institute of Information and System Computation Science, North Minzu University, Yinchuan, Ningxia 750021)

**Abstract** Birds algorithm (BSA) is easy to fall into local extremum in solving the problem of optimization of high-dimensional complex, especially it always appeared a “premature” phenomenon in the process of the flock foraging. Aiming at the shortcomings of the original algorithm of the flock, and an improved optimization algorithm (WBSA) birds was put forward. Based on the simulation experiment, results showed that the presented algorithm had better convergence speed and searching precision. In the end, through simplifying agricultural products cold chain logistics distribution optimization path model, WBSA optimization algorithm of agricultural products cold chain logistics distribution route optimization problem was built. The numerical examples showed that WBSA algorithm had the feasibility and validity of such problem.

**Key words** Bird swarm algorithm; Adaptive random inertial weight; Cold chain logistics distribution of agricultural products; Path optimization

鸟群算法(BSA)是由 Meng 等<sup>[1-2]</sup>于 2015 年提出的一种新的基于群体智能的启发式算法,具有运算速度快、鲁棒性好等优点,因此,对于算法的改进是一个重要的研究领域<sup>[3-5]</sup>,针对 BSA 算法的不足,提出一种改进的鸟群优化算法(WBSA)。通过将自适应随机惯性权重引入觅食过程,以增强个体全局寻优能力和平衡种群全局搜索与局部搜索能力。冷链物流<sup>[6-7]</sup>是指新鲜冷冻类产品从生产到被消费前的每个流通环节都需要在特定低温环境下保存,从而保证产品新鲜度,降低产品变质和损耗程度。所以如何科学地制定配送方案、合理地规划配送路径,从而保证农产品的配送效率、产品的新鲜程度和低损耗率,这些对于冷链物流商来说尤为重要,也是农产品在发展道路上需要解决的难题之一。为了验证所提出的 WBSA 算法的有效性和可行性,通过使用 8 个标准的测试函数进行数值试验,将 WBSA 算法与 CSO、PSO 和 BSA 算法进行比较,结果表明,WBSA 算法具有较好的收敛速度和寻优精度。最后,通过对农产品冷链物流配送优化路径模型的简化,运用 WBSA 优化算法求解农产品冷链物流配送路径优化问题,通过数值实例表明 WBSA 算法对农产品冷链物流配送优化路径模型具有可行性和有效性。

### 1 标准鸟群算法

在现实世界中,大量的鸟类都是群居的,它们一起栖息、觅食以及成群地飞行。鸟群算法是模仿鸟类的飞行、觅食和警戒行为,这些行为都包含着一些简单的规则。假设鸟群中

个体的数目为  $N$ ,所有的鸟都在  $D$  维空间中觅食和飞行。第  $t$  时刻第  $i$  只鸟所在的位置表示为  $x_i^t (i \in [1, 2, 3, \dots, N])$ 。

规则 1: 每只鸟的选择依赖于一个  $0 \sim 1$  上的随机数,在此同时设定一个常量  $p$ ,当随机数小于  $p$  时,该鸟将寻找食物,否则,继续保持警戒。

规则 2: 鸟群的觅食行为遵从自身的经验及整个种群的经验来寻找食物,则觅食行为的更新公式为:

$$x_{i,j}^{t+1} = x_{i,j}^t + (p_{i,j} - x_{i,j}^t) \times C \times \text{rand}(0, 1) + (g_j - x_{i,j}^t) \times S \times \text{rand}(0, 1) \quad (1)$$

式中,  $j \in [1, 2, 3, \dots, D]$ ,  $\text{rand}(0, 1)$  表示一个  $0 \sim 1$  之间均匀分布的随机数,  $C$  和  $S$  为 2 个正数,分别称为认知加速系数和社交加速系数,  $p_{i,j}$  表示第  $i$  只鸟先前的最优位置,  $g_j$  表示种群先前的最优位置。

规则 3: 鸟群在保持警戒时,个体鸟会尝试移动至群体中心,鸟群之间并伴随着与同类的竞争,因而不会直接向中心移动,则警戒行为的更新公式为:

$$x_{i,j}^{t+1} = x_{i,j}^t + A_1(\text{mean}_j - x_{i,j}^t) \times \text{rand}(0, 1) + A_2(p_{k,j} - x_{i,j}^t) \times \text{rand}(-1, 1) \quad (2)$$

$$A_1 = a_1 \times \exp\left(-\frac{p\text{Fit}_i}{\text{sumFit} + \varepsilon}\right) \times N \quad (3)$$

$$A_2 = a_2 \times \exp\left(\left(\frac{p\text{Fit}_i - p\text{Fit}_k}{|p\text{Fit}_i - p\text{Fit}_k| + \varepsilon}\right) \frac{N \times p\text{Fit}_k}{\text{sumFit} + \varepsilon}\right) \quad (4)$$

式中,  $k (k \neq i)$  是从 1 到  $N$  中随机选取的正整数,  $a_1$  和  $a_2$  是  $[0, 2]$  中的 2 个正常数,  $p\text{Fit}_i$  表示第  $i$  只鸟的最佳适应度值,  $\text{sumFit}$  表示整个种群的最佳适应度值之和,  $\varepsilon$  是计算机产生的最小常量,用来避免分母为零,  $\text{mean}_j$  表示整个种群平均位置的第  $j$  个元素,  $A_1$  描述的是每只鸟向鸟群中心移动过程中由环境引发的间接作用,  $A_2$  描述为由某个具体冲突而引发的直接作用。

**基金项目** 国家自然科学基金项目(61561001);北方民族大学重大科研项目(2015KJ10)。

**作者简介** 王进成(1993—),男,宁夏西吉人,硕士研究生,研究方向:智能计算与智能信息处理。\* 通讯作者,教授,博士生导师,从事最优化理论方法及应用、智能计算与智能信息处理研究。

**收稿日期** 2018-05-23

规则 4 和 5: 鸟类可能飞到另一地点来响应天敌威胁、觅食等。当其飞行到一个新的位置, 将在生产者和乞讨者之间选择, 自行觅食或跟随生产者获取食物。飞行行为中生产者和乞讨者的更新公式分别为:

$$x_{i,j}^{t+1} = x_{i,j}^t + \text{randn}(0,1) \times x_{i,j}^t \quad (5)$$

$$x_{i,j}^{t+1} = x_{i,j}^t + (x_{k,j}^t - x_{i,j}^t) \times FL \times \text{rand}(0,1) \quad (6)$$

式中,  $\text{randn}(0,1)$  表示服从均值为 0、标准差为 1 的高斯随机分布,  $k \in [1, 2, \dots, N], k \neq i, FL (FL \in [0, 2])$  表示乞讨者跟随生产者寻找食物。FQ 表示鸟群飞行的时间间隔, FQ 是一个正整数。

## 2 改进的鸟群优化算法

在 BSA 算法中当鸟群处于觅食状态时, 很容易陷入局部极值点, 为了更好地提高算法的搜索性能, 将 (0,1) 均匀分布的随机惯性权重引用于 BSA 算法中鸟类的觅食行为, 使得个体既能在迭代初期能够获得较小的值, 又能在迭代后期获得较大的  $\omega$  值。但是当全局最优解  $g_j$  没有发生变化时, 希望随机取得的  $\omega$  值较大一些, 加强搜索能力, 如果取得较小的  $\omega$  值, 则可能会陷入局部最优解。由以上对  $\omega$  的分析, 均匀分布的随机  $\omega$  取值应该由  $g_j$  的变化情况来确定。在该研究中, 当全局最优解  $g_j$  等于 0 时,  $\omega$  取值为 [0.4, 0.9], 否则  $\omega$  取值为 [0, 0.9], 表示如下:

$$\text{if } \Delta g_j = 0 \quad \omega = 0.4 + (0.9 - 0.4) \times \text{rand}(0,1) \quad (7)$$

$$\text{else } \omega = 0.9 \times \text{rand}(0,1); \quad (8)$$

在自适应随机惯性权重的 BSA 算法中, 观察位置  $x$  的变化情况, 如果出现  $x_i(t) = 0$ , 则方程 (1) 变为  $x_{i,j}^{t+1} = (p_{i,j} - x_{i,j}^t) \times C \times \text{rand}(0,1) + (g_j - x_{i,j}^t) \times S \times \text{rand}(0,1)$ , 即少了第 1 项, 可以得出当前位置与历史位置无关, 此时成为  $|p_i - x_i|$  和  $|g_j - x_i|$  的随机组合, 如果这两项值很小, 则  $x_{i,j}^{t+1}$  的值也很小, 这使得个体的搜索范围变小, 容易陷入局部极值。为了避免这种情况的发生, 当个体的每维位置都为 0 时, 以一定的概率随机选择其中某维, 改变其位置值, 表示如下:

$$\text{if } x_i = 0 \& \text{rand}(0,1) < p_m \quad (9)$$

$$j = \text{rand}(0,1) \times \text{maxnum}; x_{ij} = \text{rand}(0,1) \times \text{max}_{x_j} \quad (10)$$

通过以上分析可得, 改进后的觅食公式为:

$$x_{i,j}^{t+1} = \omega \times x_{i,j}^t + (p_{i,j} - x_{i,j}^t) \times C \times \text{rand}(0,1) + (g_j - x_{i,j}^t) \times S \times \text{rand}(0,1) \quad (11)$$

## 3 结果与分析

为验证 WBSA 算法的性能, 选取 8 个标准测试函数<sup>[8-10]</sup>, 其中 Sphere model、Schwefel's problem 2.22、Schwefel's problem 1.2、Schwefel's problem 2.21 和 Generalized Rosenbrock -k's function 均为高维单峰函数, Generalized Rastrigin's function、Ackley's function 和 Generalized Griewank function 均为高维多峰函数, 将 WBSA 算法与 CSO、PSO 和 BSA 算法进行对比, 每个测试函数分别在 4 种算法上独立运行 30 次, 种群个体数设置为 40, CSO、PSO、BSA 和 WBSA 算法相关参数设置如表 1 所示, 记录试验结果如表 2 所示, 试验都是在 win7 系统 matlab 2012a 中完成的。

表 1 参数设置

Table 1 Parameter setting

算法 Algorithm	参数值 Parameter values
PSO	$M=1000, N=30, c_1=c_2=2, w_{\max}=0.9, w_{\min}=0.4$
CSO	$M=1000, N=30, G=10, R=0.2, H=0.6, m=0.2$
BSA	$\text{Pop}=30, M=1000, FQ=10, a_1=a_2=1, c_1=c_2=1.5$
WBSA	$\text{Pop}=30, M=1000, FQ=10, a_1=a_2=1, c_1=c_2=1.5$

**3.1 寻优结果比较** 将每个测试函数分别在 4 种算法上独立运行 30 次, 记录每次运行结果的最差解、最佳解、平均值和方差 (表 2), 表中的加粗字体为 4 种算法得到的最好结果。对于函数  $F_1, F_2, F_3$  和  $F_4$ , CSO 和 PSO 算法所得的结果远远大于 BSA 和 WBSA 算法, 而 WBSA 算法在 BSA 算法的基础上进一步提高了解的质量; 在函数  $F_5$  和  $F_6$  上, 由于测试函数本身的复杂性, 4 个算法都很难收敛到全局最优解且 CSO、PSO 和 BSA 算法都未能很好地找到全局最优解, 而 WBSA 比其他 3 种算法的寻优精度都要高; 对于函数  $F_7$  和  $F_8$ , CSO 和 PSO 算法的寻优精度远远大于 BSA 和 WBSA 算法的寻优精度, 并且 BSA 和 WBSA 算法都找到了较好的全局最优解。综上所述, WBSA 算法在 8 个测试函数上的搜索能力显著优于 CSO、PSO 和 BSA 算法。

表 2 PSO、CSO、BSA 和 WBSA 数值结果

Table 2 Numerical results of PSO, CSO, BSA and WBSA

函数 Function	算法 Algorithm	最差解 The poorest solution	最佳解 The best solution	平均值 Average value	方差 Variance
$F_1$	PSO	2.218 4e+02	2.037 3e+03	1.082 9e+03	1.478 7e+05
	CSO	9.292 6e-55	3.389 0e-41	1.138 3e-42	3.826 7e-83
	BSA	0	0	0	0
	WBSA	0	0	0	0
$F_2$	PSO	4.097 1e+01	6.617 1e+02	3.174 1e+02	3.723 8e+04
	CSO	2.872 3e-42	1.638 2e-37	1.347 2e-38	1.625 0e-75
	BSA	4.056 5e-234	3.613 1e-216	2.143 0e-217	0
	WBSA	4.131 8e-282	7.438 9e-258	2.479 8e-259	0
$F_3$	PSO	1.604 4e+03	9.011 8e+03	5.353 9e+03	3.749 6e+06
	CSO	1.675 1e+02	1.100 9e+04	3.662 4e+03	6.424 1e+06

接下表

续表 2

函数 Function	算法 Algorithm	最差解 The poorest solution	最佳解 The best solution	平均值 Average value	方差 Variance
F <sub>4</sub>	BSA	0	0	0	0
	WBSA	0	0	0	0
	PSO	1.663 4e+01	3.889 6e+01	2.511 5e+01	2.596 6e+01
	CSO	3.800 9e-02	3.175 1e+01	9.738 2e+00	1.061 3e+02
F <sub>5</sub>	BSA	2.163 8e-236	1.048 3e-212	3.494 3e-214	0
	WBSA	1.739 5e-285	5.446 8e-265	1.820 7e-266	0
	PSO	2.048 2e+06	7.154 8e+07	1.747 8e+07	2.896 0e+14
	CSO	2.638 5e+01	2.884 4e+01	2.788 0e+01	5.135 0e-01
F <sub>6</sub>	BSA	2.886 0e+01	2.899 6e+01	2.896 6e+01	7.474 4e-04
	WBSA	1.194 5e-07	1.423 4e-03	2.427 4e-04	1.545 6e-07
	PSO	2.664 6e+02	1.410 7e+07	1.233 9e+06	7.035 3e+12
	CSO	6.922 9e-02	3.339 7e+05	1.113 9e+04	3.717 6e+09
F <sub>7</sub>	BSA	3.444 7e-01	1.508 4e+00	1.508 4e+00	6.887 5e-02
	WBSA	1.086 5e-10	9.386 0e-07	7.692 1e-08	3.182 6e-14
	PSO	2.011 7e+01	2.066 8e+01	2.033 7e+01	1.815 2e-02
	CSO	4.440 9e-15	2.082 3e+01	2.073 7e+00	4.003 8e+01
F <sub>8</sub>	BSA	8.881 8e-16	8.881 8e-16	8.881 8e-16	0
	WBSA	8.881 8e-16	8.881 8e-16	8.881 8e-16	0
	PSO	1.131 7e+00	1.889 1e+00	1.305 2e+00	2.201 1e-02
	CSO	0	5.796 2e-02	1.932 1e-03	1.119 9e-04
	BSA	0	0	0	0
	WBSA	0	0	0	0

3.2 收敛性能比较 图 1~8 给出了 PSO、CSO、BSA 和 WBSA 种算法函数适应度值随着迭代次数的变化曲线图。

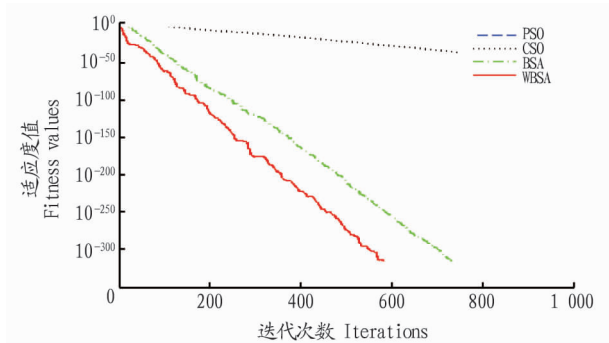


图 1 F<sub>1</sub> 算法收敛图

Fig. 1 Convergence map of F<sub>1</sub> algorithm

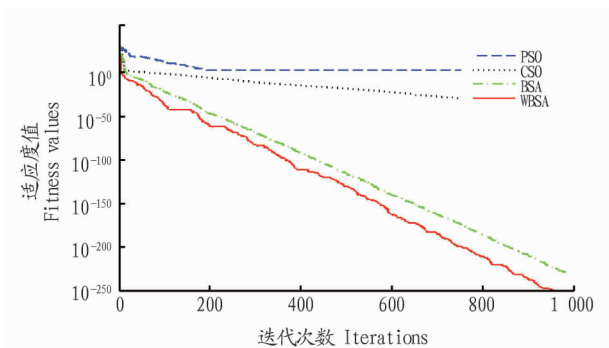


图 2 F<sub>2</sub> 算法收敛图

Fig. 2 Convergence map of F<sub>2</sub> algorithm

4 运用 WBSA 算法求解农产品冷链物流配送路径优化模型

4.1 模型简化 假设配送货物中心有载重量为 Q 的车辆向

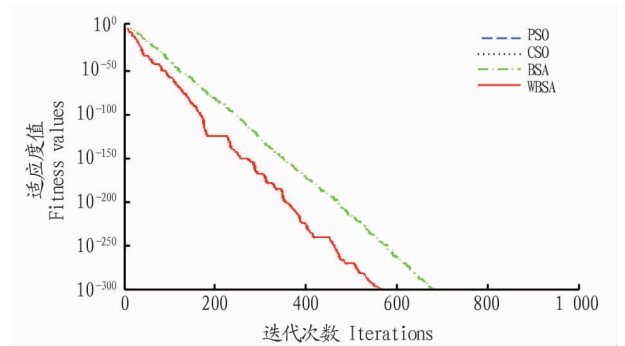


图 3 F<sub>3</sub> 算法收敛图

Fig. 3 Convergence map of F<sub>3</sub> algorithm

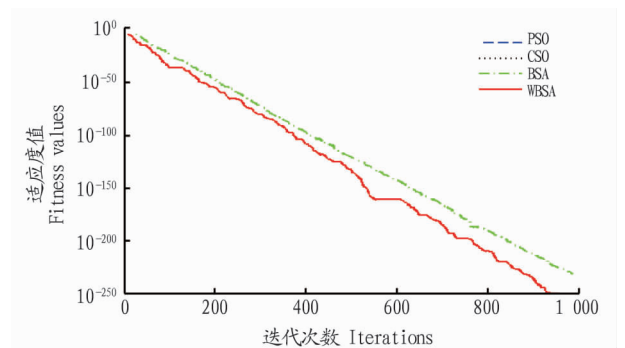
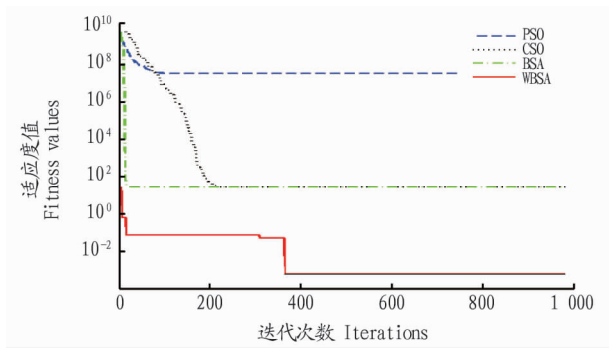
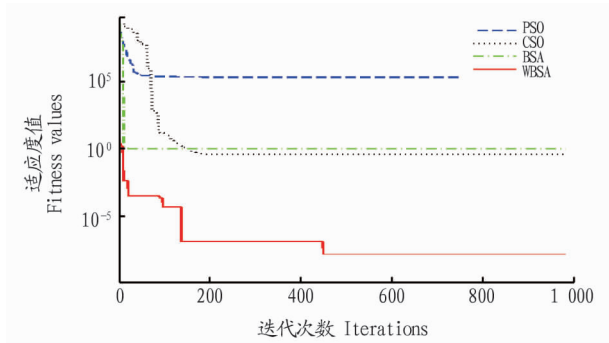
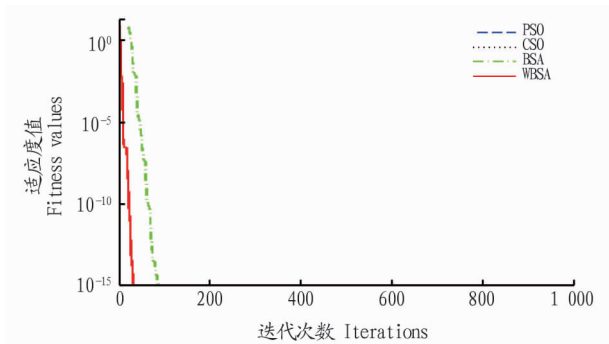
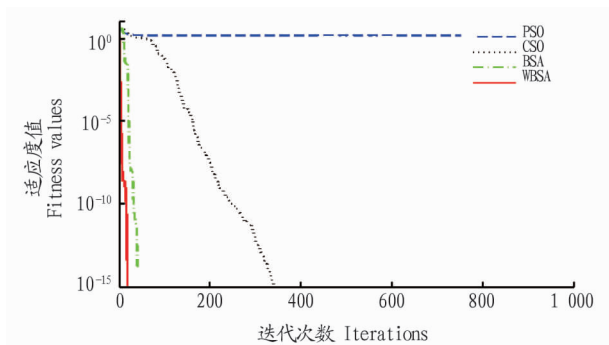


图 4 F<sub>4</sub> 算法收敛图

Fig. 4 Convergence map of F<sub>4</sub> algorithm

L 个需求点进行送货, 已知需求点的需求量  $q_i (i = 1, 2, \dots, L)$ 、运送距离  $d_{ij}$  以及每一辆车一次配送的距离  $D, d_{0,j} (i, j = 1, 2, \dots, L)$  表示配送中心到需求点的距离, 再设  $n_k$  表示第 k 辆车配送的顾客数 ( $n_k = 0$  表示未使用第 k 辆汽车), 令  $r_{k0}$  表

图5 F<sub>5</sub> 算法收敛图Fig. 5 Convergence map of F<sub>5</sub> algorithm图6 F<sub>6</sub> 算法收敛图Fig. 6 Convergence map of F<sub>6</sub> algorithm图7 F<sub>7</sub> 算法收敛图Fig. 7 Convergence map of F<sub>7</sub> algorithm图8 F<sub>8</sub> 算法收敛图Fig. 8 Convergence map of F<sub>8</sub> algorithm

示配送中心,  $r_{ki}$  表示需求点在路径  $k$  中的顺序为  $i$ , 通过以上模型的简化可以建立以下农产品冷链物流配送路径优化问题的数学模型:

$$\min Z = \sum_{k=1}^K \left[ \sum_{i=1}^{n_k} d_{r_{k(i-1)r_{ki}}} + d_{r_{n_k}r_{k0}} \times f(n_k) \right] \quad (12)$$

约束条件如下:

$$\sum_{i=1}^{n_k} q_{r_{ki}} \leq Q \quad (13)$$

$$\sum_{i=1}^{n_k} D_{r_{k(i-1)r_{ki}}} + d_{r_{n_k}r_{k0}} \times f(n_k) \leq D \quad (14)$$

$$0 \leq n_k \leq L \quad (15)$$

$$\sum_{k=1}^K n_k = L \quad (16)$$

$$f(n_k) = \begin{cases} 1 & n_k \geq 1 \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (17)$$

在上述模型中,式(12)表示该模型的目标函数,以配送线路最短为优化目标;式(13)表示每辆车载重量的约束;式(14)表示每车辆配送中最大行驶距离的约束;式(15)表示每条路径上需求点数的约束;式(16)表示每个需求点都被服务;式(17)表示为当  $n_k \geq 1$  时,取  $f(n_k)$ , 当  $n_k < 1$  时,取  $f(n_k) = 0$ 。

#### 4.2 农产品冷链物流配送路径优化问题的 WBSA 算法步骤

Step1:采用实数编码初始化,将 20 个需求点使用 4 辆车进行配送,用 1 到 20 的实数排列来表示个体的位置,随机生成初始化种群,产生 20 个随机数,由 4 辆车分别给 4 组需求点进行送货。

Step2:计算适应度和约束条件,对于每条线路,使用最邻近法优化配送线路。根据式(12)计算个体的目标函数值  $Z$ , 在约束条件中每辆车的载量不超过 8 t, 配送的距离不超过 60 km。

Step3:初始化局部最优值和全局最优值,若当前各个体的适应度值是初始化局部最优值和所有局部最优值中适应度值最优的适应度值是全局最优值,则所对应的个体为最优解。

Step4:根据公式(11)、(2)、(5)和(6)更新个体的位置。

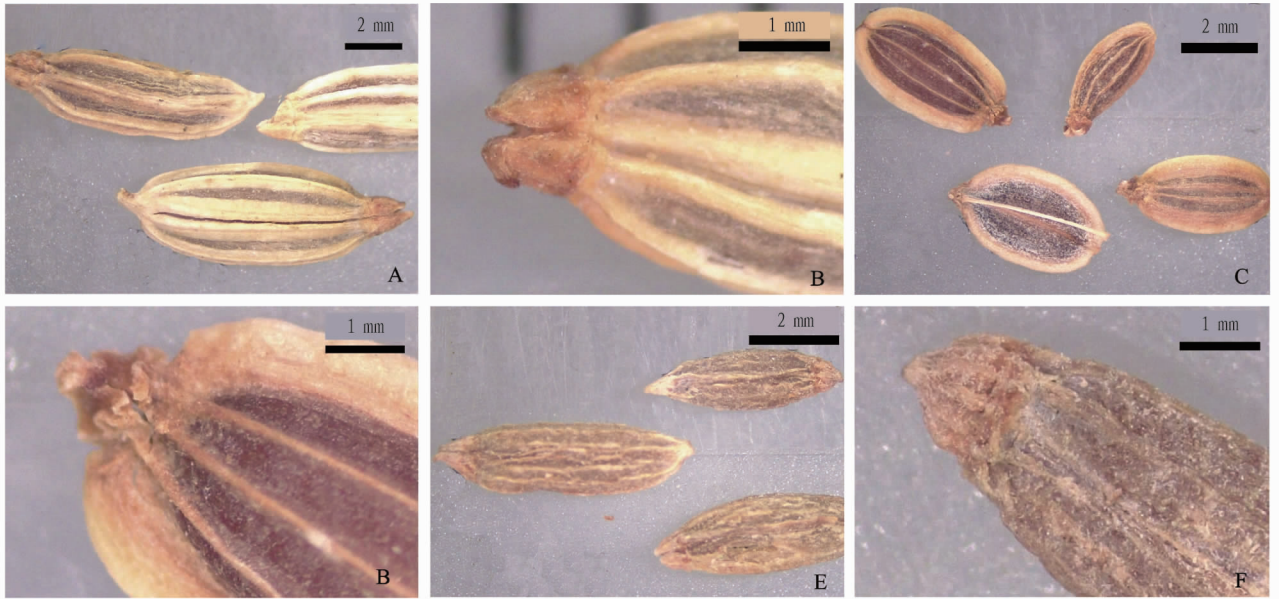
Step5:判断迭代终止条件。若满足则输出最优路径和适应度值,否则,返回步骤 Step4 继续更新位置。

#### 4.3 数值实例 某城市农产品冷链物流配送中心,需要向其 20 个需求点进行配送货物,配送中心的配送车辆的装载质量不超过 8 t;每一辆车一次配送的距离不超过 60 km;共 4 辆车来完成 20 个需求点的配送任务。根据上述实例的特点,利用 win7 系统 matlab 2012a 进行编程,最大迭代次数设置为 1000 次和 WBSA 算法的相关参数,随机产生需求点的需求量和运送距离,得到计算结果见表 3。

表3 冷链物流配送路径优化问题的 WBSA 算法的计算结果

Table 3 Result of WBSA optimization algorithm of cold chain logistics distribution route optimization problem

车辆序号 Vehicle number	最优路径 Optimal path	每辆车配送的距离 Delivery distance of pervehicle z/km
1	1-2-4-6-11	27.4
2	5-7-8-10-13-19	54.4
3	3-9-14-15-17	57.7
4	12-16-18-20	42.9



注:A:小茴香性状;B:小茴香微性状;C:茴萝性状;D:茴萝微性状;E:藏茴香性状;F:藏茴香微性状

Note:A:Characters of *Foeniculum vulgare* Mill.; B:Microcharacters of *Myristica fragrans* Houtt.; C:Characters of *Anethum graveolens* L.; D:Microcharacters of *Anethum graveolens* L. E:Characters of *Carum carvi* L.; F:Microcharacters of *Carum carvi* L.

图3 小茴香及其伪品的性状及微性状特征

Fig. 3 Morphological and its micro identification of *Foeniculum vulgare* Mill. and its counterfeit drug

## 参考文献

- [1] 夏维福,郭冬生,邓少华,等. 几种常用中药材及其伪劣品的鉴定[J]. 安徽农业科学,2010,38(33):18752-18755,18758.
- [2] 姚瑞东. 浅谈果实种子类中药炒制的意义[J]. 中国实用医药,2012,7(1):241-242.
- [3] 曹海燕,周建理,杨青山. 葶苈子及其混伪品的微性状鉴别[J]. 上海中医药大学学报,2012,26(4):98-99.
- [4] 陈科力,黄林芳,刘义梅. 中药鉴定方法学发展历程[J]. 中国中药杂志,2014,39(7):1203-1208.

- [5] 周建理,杨青山. 中药微性状鉴定法[J]. 安徽中医学院学报,2011,30(1):66-68.
- [6] 国家药典委员会. 中华人民共和国药典:一部[S]. 北京:中国医药科技出版社,2015:47,136-375.
- [7] 康廷国. 中药鉴定学[M]. 北京:中国中医药出版社,2007:366.
- [8] 郑东,黄华平,王炳成. 应用微性状鉴定法对易混淆中药饮片的鉴别分析[J]. 福建医药杂志,2017,39(6):152-154.

(上接第4页)

经过10次仿真试验,得到该问题的最优解为182.4 km,其对应的配送路径分别为:路径1:1-2-4-6-11;路径2:5-7-8-10-13-19;路径3:3-9-14-15-17;路径4:12-16-18-20。结果表明,WBSA算法具有较好的优化能力,能够很好地对农产品冷链物流配送路径进行优化,为解决此类问题提供了方便。

## 5 结论

在求解高维复杂的优化问题时,鸟群算法很容易陷入局部极值,并且在鸟群觅食的过程中总会出现“早熟”现象,针对原鸟群算法存在的缺陷,提出一种改进的鸟群优化算法。将自适应随机惯性权重引入觅食过程,从而平衡种群全局搜索与局部搜索能力。通过对8个标准测试函数进行测试,结果表明,WBSA算法可以有效地增强收敛速度,提高寻优精度。最后,对农产品冷链物流配送优化路径模型的简化,运用WBSA优化算法求解农产品冷链物流配送路径优化问题。通过数值实例表明WBSA算法对农产品冷链物流配送优化路径模型具有可行性和有效性。因此,WBSA算法对解决此类问题具有很好的现实意义。

## 参考文献

- [1] MENG X B,LIU Y,GAO X Z,et al. A new bio-inspired algorithm:Chicken swarm optimization [C]//5th international conference on swarm intelligence. Hefei:SpringerInternational Publishing,2014:74-85.
- [2] MENG X B,GAO X Z,LU L H,et al. A new bio-inspired optimisation algorithm:Bird swarm algorithm[J]. Journal of experimental & theoretical artificial intelligence,2016,28(4):673-687.
- [3] MENG X B,LIU Y,GAO X Z,et al. A new bio-inspired algorithm:Chicken swarm optimization [C]//TAN Y,SHI Y H,COELLO C A. Advances in swarm intelligence;5th international conference. Hefei, China:ICSI,2014:86-94.
- [4] 崔东文,金波. 鸟群算法-投影寻踪回归模型在多元变量年径流预测中的应用[J]. 人民珠江,2016,37(11):26-30.
- [5] LENIN K,REDDY D B R,KALAVATHI M S. Snow finch bird swarm optimization algorithm for solving reactive power problem [C]//International journal of mathematical engineering & management sciences. [s. l.]:[s. n.],2016.
- [6] 向敏,袁嘉彬,于浩. 电子商务环境下鲜活农产品物流配送路径优化研究[J]. 科技管理研究,2015,35(18):166-171.
- [7] 蔡浩原,潘郁. 基于人工蜂群算法的鲜活农产品冷链物流配送路径优化[J]. 江苏农业科学,2017,45(15):318-321.
- [8] 高宏进,王力. 一种基于动态惯性权重的鸟群优化算法[J]. 计算机应用研究,2019,36(5)[2018-04-28]. <http://www.aocmag.com/article/02-2019-05-020.html>.
- [9] 肖海军,卢常景,何凡. 基于鸟群算法的SVM参数选择[J]. 中南民族大学学报(自然科学版),2017,36(3):90-94.
- [10] 刘晓龙,宁芊,赵成萍,等. 基于莱维飞行的鸟群优化算法[J]. 计算机测量与控制,2016,24(12):194-197.