文章编号:1671-4598(2014)06-1993-03　　中图分类号:TP398.1　　文献标识码:A

基于改进蛙跳算法的无线传感器网络覆盖优化

李　响[1]，郑瑞娟[2]
(1. 开封大学 软件学院，河南 开封　475004；2. 河南科技大学 信息工程学院，河南 洛阳　471023)

摘要：针对传统算法在解决无线传感器网络覆盖优化上存在的覆盖率较低和节点分布不够均匀的问题，提出了一种改进的蛙跳算法；为了同时达到增加算法的种群多样性和加快算法收敛速度的目的，改进蛙跳算法分别增加了个体高斯学习机制和根据粒子群思想改进的更新策略，让族内最差个体在自身附近进行局部搜索，若无效，则使族内最差个体同时向族内最优个体和全局最优个体学习；在性能评估实验中，对改进的蛙跳算法分别进行了标准函数测试和无线传感器网络覆盖优化测试；测试结果表明，在6个标准测试函数中，改进的蛙跳算法与其他算法相比在4个测试函数上的收敛精度有了明显提高；在无线传感器网络覆盖优化中，改进的蛙跳算法也能够使节点分布更加均匀，使网络覆盖率达到了85.6%。

关键词：蛙跳算法；群体智能算法；无线传感器；覆盖优化

Wireless Sensor Network Coverage Optimization Based on Improved Leapfrog Algorithm

Li Xiang[1]，Zheng Ruijuan[2]
(1. Software College, Kaifeng University, Kaifeng　475004, China; 2. Information Engineering College, Henan University of Science and Technology, Luoyang　471023, China)

Abstract: To solve the problems that the nodes is non-uniform distribution and the coverage is incomplete in wireless sensor network by using the traditional method, an improved leap frog algorithm is proposed. In order to increase the population diversity and accelerate the algorithm convergence speed of the algorithm, the improved leapfrog algorithm respectively increased a gaussian learning mechanism and a improved update strategy based on particle swarm thought. Let the worst individual of groups search in their own local nearby, if invalid, the worst individual approach to the best individual of groups and the global optimal individual. In the performance evaluation experiments, the standard function test and wireless sensor network coverage optimization test were performed. The results show that, comparing with other algorithms, the convergence accuracy of improved leapfrog algorithm has increased significantly on four of the six test functions. What's more, the improved leapfrog algorithm is more effective to solve wireless sensor network coverage problem. The distribution of nodes is more uniform, and the network coverage rate is up to 85.6%.

Key words: leapfrog algorithm; swarm intelligence algorithm; wireless sensor network; coverage optimization

0　引言

无线传感器网络（WSN）[1]是一种信息获取和处理的重要技术，已被广泛用于环境信息检测、医疗健康、农业生产、军事侦查和空间探索等领域。在无线传感器网络的各种应用中，网络覆盖是一个重要的衡量标准[2]。而群体智能算法求解模式将问题求解的快速性、全局优化特征和高度的自组织性等特点合理结合，与无线传感网络低能耗，自组织的大规模节点部署等要求极其相似。另外，传统算法如虚拟力算法等[3]在无线传感器网络覆盖优化问题的应用上，存在节点对覆盖盲区、覆盖程度低、节点的分布不够均匀和所属的节点远远不能完全地覆盖整个检测区域等问题，无法实现全局最优。为此国内许多外学者纷纷将群体智能算法应用到无线传感上。Wang X，Wang S，Ma J[4]提出了一种基于粒子群算法的无线传感布局优化方法。王巍等人[5]将粒子群应用在无线传感的自组织上，提出了改进性粒子群算法的网络节点的自组织方法，使一簇传感器节点能够快速地进行自组织，使覆盖区域逐渐扩大。Li[6]等人提出了一种固定节点和移动节点混合的粒子群遗传优化算法（PSGO），用以补救覆盖盲区。屈巍等[7]人将遗传算法应用于无线传感器网络覆盖控制中，优化无线传感器网络覆盖，取得了不错的效果。但目前群体智能算法在无线传感网络覆盖问题上的应用成果并不是非常丰富和成熟，基本上是将一些简单的改进算法用在无线传感网络覆盖问题上。由于这些算法本身存在的缺点，影响了在无线传感网络覆盖问题上优化的结果。为此，提出了一种高斯学习和粒子群思想的改进蛙跳算法（GS-FLA），大大提高了无线传感器网络覆盖优化效果。

1　蛙跳算法

混合蛙跳算法（SFLA）是 Eusuff 和 Lansey[8]于2003年模拟青蛙群体寻找食物的方法提出的。青蛙按族群分类寻找食物时，将全局的信息交换和局部搜索相结合，局部搜索能够将信息局部个体间传递，而混合策略则能够将局部间的思想得到交换。其数学模型可描述为：首先随机生成 P 只青蛙组成算法的初始群体，第 i 只青蛙表示为 $x_i=(x_{i1},x_{i2},\cdots,x_{iD})$，其中 D 表示解空间的维数。然后计算种群内青蛙个体适应值，并将青蛙按适应度从小到大排序。将排好顺序的青蛙分成 m 个族群，每个族群有 n 只青蛙，满足关系 $P=m\times n$。分族方法为：将第1只青蛙放入第1族群，第2只青蛙放入第2族群，第 m 只青蛙放入第 m 族群，第 $m+1$ 只青蛙放入第1族群，第

收稿日期:2013-08-21；　**修回日期**:2013-10-20。
基金项目:国家自然科学基金项目(61142002)。
作者简介:李　响(1981-),女,河南开封人,讲师,主要从事人工智能与计算机应用方向的研究。

$m+2$ 只青蛙放入第 2 族群，依次类推，直到所有青蛙划分完毕。在每一个族群中，适应度最好的解为 X_b，适应度最差的解为 X_w，所有族群中具有适应度最好的解为 X_g。最后在族群中的 X_w 循环进行更新操作，更新策略为：

$$D_j = r(X_b - X_w) \tag{1}$$

$$newX_w = oldX_w + D_j(D_{\max} \geqslant D_j \geqslant -D_{\max}) \tag{2}$$

其中：D_j 表示在第 j 维上移动的距离，r 表示 0 和 1 之间的随机数，$D_{\max}$ 表示青蛙一次更新位置改变的最大值。在经过更新后，如果得到的解 $newX_w$ 比原来的解 $oldX_w$ 更好，则替换原来族群中的解。如果适应值没有改进，则用 X_g 替换 X_b，然后重新执行更新策略（1）和（2）。如果仍然没有改进，那么随机产生一个新的解替换原来的 X_w。重复这种更新操作，直到达到设定的迭代次数为止。

2 改进蛙跳算法的实现

2.1 改进蛙跳算法原理

改进蛙跳算法与标准蛙跳算法相比主要做了以下两个改进：（1）增加了最差个体自身高斯学习机制；（2）据粒子群算法思想，对蛙跳算法更新策略中进行了修改。第一个改进是为了增加种群多样性，因为标准蛙跳算法主要是通过最差个体向最有个体来实现个体更新，没有考虑其个体自身学习影响，以此其多样性下降较快。第二个改进主要是为了加快算法收敛速度，因为蛙跳算法全局搜索能力较强，但是收敛速度较慢，而粒子群算法的收敛速度非常快，两种算法具有很强的互补性。个体高斯学习公式如下：

$$newX_w = oldX_w + Gaussian(\mu, \sigma^2) \tag{3}$$

其中：X_w 表示最差个体，μ 为高斯随机数的均值，σ^2 为高斯随机数的方差。更新后，如果得到的解 $newX_w$ 比原来的解 $oldX_w$ 更好，则替换原来族群中的解。如果适应值没有改进，则进行下面更新策略。

根据粒子群思想改进后蛙跳算法更新策略为：

$$D_j = r_1(X_b - X_w) + r_2(X_g - X_w) \tag{4}$$

$$newX_w = oldX_w + D_j, (D_{\max} \geqslant D_j \geqslant -D_{\max}) \tag{5}$$

其中：D_j 表示在第 j 维上移动的距离，w 表示惯性权重，r_1，r_2 表示 0 和 1 之间的随机数，X_b 为族群最有个体，X_g 为群体最有个体。

2.2 算法流程

标准蛙跳算法流程主要包括局部搜索与全局搜索两个步骤，改进蛙跳算法全局搜索步骤与标准蛙跳算法一致，只是在局部搜索过程进行了改进。局部搜索流程具体步骤为：①找出每个族群的最好个体 Pb 和最差个体 Pw，和全局最优个体 Px；②根据公式（3）更新族群最差个体 Pw；③若②中 Pw 适应值未更优则按照公式（4）和（5）更新；④若③中 Pw 适应值仍未更优随机产生一个新位置来替换 Pw；⑤判断是否满足局部搜索结束条件，满足则跳出局部搜索，若不满足则返回①。

3 仿真结果与实验分析

3.1 测试函数

为测试算法的性能，选了 6 个经典的基准函数进行仿真实验，函数维数都为 30，具体形式如下：

（1）Sphere 函数：$f(x) = \sum_{i=1}^{n} x_i^2$，范围是 [−100，100]，在（0，0，…，0）处取得最小值 0。

（2）Rosenbrock 函数：$f(x) = \sum_{i=1}^{n}[100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (1 - x_i^2)^2$ 范围 [−30，30]，在（1，1，…，1）处取得最小值 0。

（3）Rastrigin 函数：$f(x) = \sum_{i=1}^{n}[x_i^2 - 10\cos 2\pi x_i + 10]$，范围 [−5.12，5.12]，在（0，0，…，0）处取得最小值 0。

（4）Ackley 函数：$f(x) = -20\exp(-0.2\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} x_i^2}) - \exp(\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\cos(2\pi x_i)) + 20 + e$，范围 [−32，32]，在（0，0，…，0）处取得最小值 0。

（5）Griewank 函数：$f(x) = \frac{1}{4000}\sum_{i=1}^{n}(x_i)^2 - \prod_{i=1}^{n}\cos(\frac{x_i}{\sqrt{i}}) + 1$，范围 [−600，600]，在（0，0，…，0）处取得最小值 0。

（6）Schafferf7 函数：$f(x) = \sum_{i=1}^{n-1}(x_i^2 + x_{i+1}^2)^{0.25}[\sin^2(50(x_i^2 + x_{i+1}^2)^{0.1}) + 1]$ 范围 [−100，100]，在（0，0，…，0）处取得最小值 0。

3.2 仿真实验结果

为更好地测试改进蛙跳算法的性能，选择标准蛙跳算法和几种改进的蛙跳群算法进行对比测试实验。改进粒子群算法有 ISFLA1 算法[9]、AMSFLA [10]算法，算法参数设置参考文献[11] 设置，青蛙总数为为 200，分成 20 组每组 10 只，族群内迭代次数为 10 次，混合迭代次数为 500 次。为了消除算法随机性的影响，各算法对每个函数运行 30 次，取平均值作为优化结果。改进蛙跳算法与其他算法的测试结果如表 1 所示。

表 1 改进蛙跳算法的测试结果

测试函数	测试内容	SFLA	ISFLA1	AMSFLA	GSFLA
Sphere	Mean	1.24e−2	2.67e−3	2.00e−3	3.66e−10
	Std. Dev	1.05e−2	5.40e−5	4.10e−5	3.24e−11
Rosenbrock	Mean	213.61	45.99	11.94	33.61
	Std. Dev	74.34	27.26	6.11	18.57
Rastrigin	Mean	17.46	10.23	7.20	8.27e−1
	Std. Dev	7.57	4.33	2.90	4.39e−1
Ackley	Mean	1.53	4.27e−2	3.29e−2	2.85e−6
	Std. Dev	0.73	4.90e−3	4.46e−3	1.26e−7
Griewank	Mean	8.67e−1	1.53e−1	9.02e−2	7.81e−4
	Std. Dev	2.11e−1	8.05e−2	7.87e−2	4.12e−4
Schafferf7	Mean	28.80	19.37	18.16	7.56
	Std. Dev	7.09	7.82	6.76	2.64

从测试结果可知：GSFLA 算法在 6 个测试函数中，有 5 个测试函数测试结果比其他 3 种算法结果都好。特别是在 Sphere 函数、Rastrigin 函数、Ackley 函数和 Griewank 函数这 4 个函数上，GSFLA 算法结果与其他 3 种算法相比结果有大幅度的提高，Sphere 函数结果比其他算法高了 7 个数量级，Ackley 函数比其他算法高了 4 个数量级。而另一个测试函数结果也比另外两种算法结果要好。

4 节点测量与网络覆盖模型模型

4.1 网络模型

无线传感网络由大量具有感知能力和无线通信能力的传感节点构成。节点的位置优化策略是通过有效配置节点位置，扩大网络有效覆盖面积，提高网络测量和通信能力。假设在待监测区域内随机部署 n 个节点，S_i 代表无线传感器网络中的第 i 号节点，传感器节点集合为 $S = \{S_1, S_2, S_3, \cdots\cdots S_n\}$。每个节点具有相同的感知半径 R_s 和通信半径 R_c（$R_c = 2R_s$），而且能够

获取自身和其他节点的位置信息。移动节点能量较充足，能够支持移动节点完成位置迁移过程。

4.2　节点测量模型

节点测量模型主要有两种：(1) 二元测量模型；(2) 概率测量模型。但是二元测量模型过于简单，与实际应用中监测环境情况不符，测量结果不够准确，所以本文采用文献[12-13]中的概率测量模型来计算无线传感器网络的覆盖率。设节点 S_i 的二维坐标为 (x_i, y_i)，i 为节点的序号，点 $P(x,y)$ 为监测区域中的任意一点，那么节点 S_i 对点 P 的检测概率计算公式为：

$$C_p(S_i,p)\begin{cases}1, & d(S_i,p)\leqslant R_s-R_e\\ \exp\left(\dfrac{-\lambda_1\alpha_1^{\beta_1}}{\alpha_2^{\beta_2}+\lambda_2}\right), & R_s-R_e<d(S_i,p)<R_s+R_e\\ 0, & \text{其他}\end{cases}\tag{6}$$

其中：$R_e(0<R_e<R_S)$ 为传感节点测量可靠性参数，R_s 为节点的感知半径，$d(S_i,p)$ 为目标点 P 到传感器节点 S_i 的欧氏距离，$\alpha_1=R_e-R_s+d(S_i,p)$，$\alpha_2=R_e+R_s-d(S_i,p)$；$\lambda_1$，$\lambda_2$，$\beta_1$，$\beta_2$ 为与节点有关的测量参数。

由公式 (6) 可以计算出每个节点对点 P 的检测概率 $C_P(S_i,p)$，然后根据 $C_P(S_i,p)$ 可以计算所有节点对点 P 同时检测的联合检测概率为：

$$C_p(s_{all},p)=1-\prod_{i=n}(1-C_p(s_i,p))\tag{7}$$

其中：s_{all} 为所有传感器节点集合。$C_P(S_{all},p)$ 为联合检测概率，在实际应用中，通常将 $C_P(S_{all},p)$ 与一个阈值 c_{th} 比较，当 $C_P(S_{all},p)$ 小于阈值 c_{th}，则认为该目标点 P 不被检测，当 $C_P(S_{all},p)$ 大于或者等于阈值 c_{th}，则认为该目标点 P 能够被节点检测。本文应用中 $c_{th}=0.8$。

4.3　网络覆盖模型

无线传感器网络的覆盖模型有很多种，本文采用的是网格覆盖模型。具体方法如下：先将待测区域划分割 $m\times n$ 个网格，再将每个网格简化成一个像素点，用网格的中心点表示该网格，然后通过公式 (7) 计算每个像素点的检测概率，统计被检测像素点的个数，最后计算被检测像素点的个数占网格总数的比例即为无线传感器网络的覆盖率。其数学公式表示如下：

$$C_r=\frac{\sum_{x_p=1}^{m}\sum_{y_p=1}^{n}C_p(S_{all},p)}{m\times n}\tag{8}$$

5　对比实验结果

在无线传感网络中应用粒子群蛙跳融合算法，将公式 (8) 中的 C_r 作为算法的适应值函数，所有节点分布信息作为一个粒子的位置信息也就是说一个粒子表示所有节点的一种分布情况。由于节点位置为二维坐标，所以函数的维数 $dim=2\times N$，N 为节点数。

改进蛙跳算法和标准蛙跳算法参数设置：跳跃最大值 1.0，蛙跳迭代次数为 5，最大迭代次数为 500。粒子群算法参数设置为 $c_1=c_2=2$，W 从 0.5～0.2 线性递减。

假设在边长为 50 m 的正方形测量区域范围内，需要布置 40 个无线传感节点，已知传感节点感知半径 $R_s=5$，通讯半径为 $R_c=2R_s=10$，概率模型参数 $\alpha_1=1$、$\alpha_2=0$、$\beta_1=1$、$\beta_2=1.5$。测量可靠性参数 $R_e=0.5R_s=2.5$。

为进一步说明新算法的优越性，选取标准粒子群算法 (PSO) 与标准蛙跳算法进行对比。实验结果如表 2 所示。

从表 2 可看出，GSFLA 算法与其他两种算法比能更加有效提高无线传感器网络覆盖率。

表 2　几种算法覆盖率对比

算法	覆盖率 (%)
蛙跳算法	74.8
标准 PSO	80.3
GSFLA 算法	85.6

为方便对比算法在覆盖优化上的效果，在采用相同的仿真条件，将算法优化后传感器节点位置的信号绘制成图。其中初始传感器节点位置分布情况如图 1 所示。

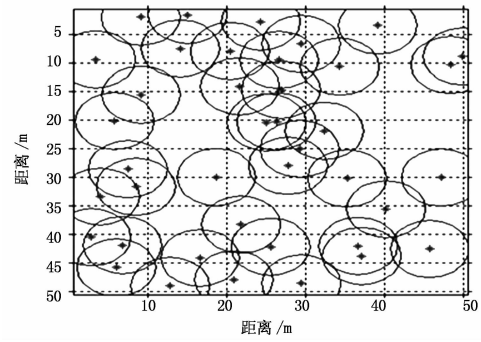

图 1　初始节点分布情况

图 1 中圆表示节点的感知范围，圆的半径为感知半径 R_s，圆心表示节点的位置。经过标准蛙跳算法优化后的节点位置分布情况如图 2 所示。

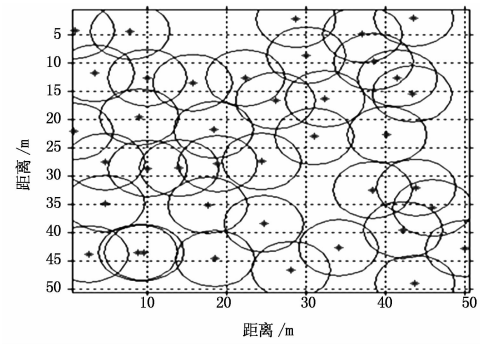

图 2　蛙跳算法优化后节点分布图

经过标准粒子群算法优化后的节点位置分布情况如图 3 所示。

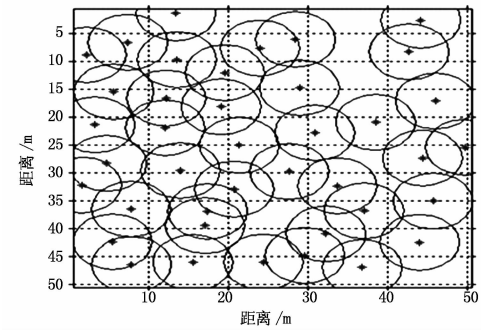

图 3　粒子群算法优化后节点分布图

经过 GSFLA 算法优化后的节点位置分布情况如图 4 所示。

从图 4 中可以明显看出，经过智能算法优化之后的节点分布相对初始分布更加均匀，其中融合算法的优化效果最为明显。

(下转第 1998 页)

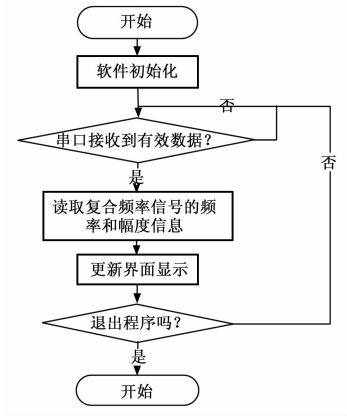

图 5　上位机程序流程图

度可以达到 2 Hz，可辨识的两个频率差理论上要求 2 Hz 以上（与实测相符合）。

4　结论

对于 20 Hz～20 kHz 的频带范围内的双频正弦信号叠加而成的复合频率信号进行频谱分析，采用多采样率频谱分析方法可以实时进行高精度的频谱分析。具体方式是先用高采样率采集样本进行 FFT 频谱的预估计，然后降采样率抽取采集的复合频率信号样本再进行 FFT 频谱分析，此时信号频谱发生混叠，可以利用高采样率的预估计频率计算其在混叠频谱中频带位置 k 值，然后利用式（2）～（4）计算出其真值，该值具有较高的频率分辨率。同时，该算法在 TI 公式的 TMS320F28234 DSP 处理器构建的复合频率信号频率计上实现，经测试达到理论分析的频率分辨率而且实时性满足要求。

表 1　复合频率信号频率计应用测试结果表

信号（Hz）		测量值（Hz）		误差			
信号 f1	信号 f2	信号 f1	信号 f2	信号 f1		信号 f2	
				Hz	%	Hz	%
114	126	113	125	1	0.87	1	0.79
466	277	466	277	0	0	0	0
906	717	906	716	0	0	1	0.14
1 896	1 360	1 896	1 361	0	0	1	0.07
2 717	2 562	2 718	2 562	1	0.04	0	0
6 352	5 471	6 353	5 472	1	0.02	1	0.02
10 204	9 527	10 207	9 529	3	0.03	2	0.02
10 862	9 023	10 865	9 025	3	0.03	2	0.02
14 142	13 879	14 146	13 882	4	0.03	3	0.02
20 000	21	20 000	21	0	0	0	0

参考文献：

[1] 董翠英．基于 DSP 的全相位 FFT 频率计设计［J］．制造业自动化，2012，34（7）：138－140．

[2] 谭进怀．智能化语音频率计的研制［J］．计算机测量与控制，2004，12（12）：1240－1243．

[3] 凌振宝，叶剑峰，孙正光．多功能数字频率计的设计与研究［J］．吉林大学学报（信息科学版）．2011，29（4）：376－382．

[4] 郑君里，应启珩，杨为理．信号与系统（下册）（第二版）［M］．北京：高等教育出版社，2000．

[5] 俞一彪，孙　兵．数字信号处理－理论与应用（第二版）［M］．南京：东南大学出版社，2011．

（上接第 1995 页）

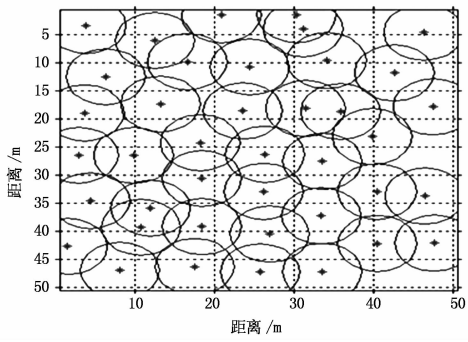

图 4　GSFLA 算法优化后节点分布图

5　结束语

GSFLA 算法不仅具有良好的全局搜索能力和较快的收敛速度，而且还具有一定实际应用价值。在 6 个经典测试函数的测试结果中，GSFLA 算法在 5 个函数上测试结果优于其他算法，并且测试结果都有大幅度的提高，另一个测试函数结果也仅比其中一种算法略差。在无线传感器网络覆盖优化的应用中，GSFLA 算法比其他两种算法得到了更大覆盖率，使无线传感器网络节点的分布更加均匀。

参考文献：

[1] 莫桂江．蚁群－遗传算法的无线传感器网络路径优化［J］．微电子学与计算机，2011，28（9）：139－142．

[2] 王　焱，孙雁鸣，佟维妍．基于遗传算法的露天矿边坡检测传感网络优化［J］．计算机测量与控制，2011，19（2）：483－486．

[3] 徐　琴，王　旭，孙文远．虚拟力导向的无线传感器网络覆盖策略［J］．计算机工程与设计，2012，33（3）：890－894．

[4] Wang X，Wang S，Ma J．Dynamic deployment optimization in wireless sensor networks［J］．Lecture Notes in Control and information Sciences，2006，344：182－187．

[5] 王　巍，彭　力．基于改进的粒子群算法的移动传感器网络自组织［J］．计算机工程与设计，2009，30（3）：654－659．

[6] Li J，Li K，Zhu W．Improving sensing coverage of wireless sensor networks by employing mobile robots［A］．International Conference on Robotics and Biomimetics（ROBIO），［C］．2007，899－903．

[7] 屈　巍，等．基于遗传算法的无线传感器网络覆盖控制优化策略［J］．系统工程与电子技术，2010，32(11)：2476－2479．

[8] Eusuff M M，Lansey K E．Optimization of Water Distribution Network Design Using Shuffled Frog Leaping Algorithm［J］．Journal of Water Resources Planning and Management，2003，129（3）：210－225．

[9] 赵鹏军，刘三阳．求解复杂函数优化问题的混合蛙跳算法［J］．计算机应用研究，2009，26（7）：2435－2437．

[10] 刘悦婷．带有选择和自适应变异机制的混合蛙跳算法［J］．计算机工程，2012，38（23）：206－210，218．

[11] Elbeltagi E，Hegazy T，Grierson D．Comparison Among Five Evolutionary－based Optimization Algorithms［J］．Advanced Engineering Informatics，2005，19（1）：43－53．

[12] 韩春延．基于距离的无线传感器网络覆盖洞修复方法［J］．传感器与微系统，2013，32（4）：91－94．

[13] 叶　苗，王宇平．基于变方差概率模型和进化计算的 WSN 定位算法［J］．软件学报，2013，24（4）：859－872．