



Application of Artificial Electric Field Algorithm in Function Optimization

Peizhen Xu, Jiatang Cheng*

The College of Mechanical and Control Engineering, Guilin University of Technology, Guilin, China

Email: *chjt@163.com

How to cite this paper: Xu, P.Z. and Cheng, J.T. (2022) Application of Artificial Electric Field Algorithm in Function Optimization. *Open Access Library Journal*, 9: e9377. <https://doi.org/10.4236/oalib.1109377>

Received: September 26, 2022

Accepted: October 21, 2022

Published: October 24, 2022

Copyright © 2022 by author(s) and Open Access Library Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

Abstract

Artificial electric field (AEF) algorithm is a newly developed heuristic intelligent optimization method, which has the advantages of simple implementation process and less control parameters. So far, it has been applied in some engineering and scientific research fields. For these reasons, AEF algorithm is used to address six benchmark functions to evaluate its search ability. After that, AEF algorithm is combined with BP neural network to find the optimal initial weights and biases, and then the optimized BP network is employed to fit a multi-input single-output nonlinear function. Experimental results indicate that AEF algorithm has good convergence performance and robustness.

Subject Areas

Evolutionary Computing

Keywords

Artificial Electric Field Algorithm, Optimization, Benchmark Function, Neural Network

1. 引言

优化是一个重要的研究领域，许多现实问题可以转化为优化问题。近 20 年来，通过观察自然现象或生物行为特征而提出的智能算法被广泛应用于复杂优化问题的求解，如粒子群优化(PSO) [1]、差分进化(DE) [2]、人工蜂群(ABC) [3]、牛羚群优化(WHO) [4]以及混沌博弈优化(CGO) [5]等算法。实践证明，智能算法的性能优越于传统的启发式方法，故而受到了研究者的广泛关注。

受库仑定律和牛顿运动定律启发，印度学者 Anita 和 Anupam Yadav 于 2019 年提出了人工电场(AEF)算法[6]。在 AEF 算法中，种群中的每个个体可

以看作为一个带电粒子，其位置表示问题的解，而粒子的电荷表示候选解的适应度函数。此外，AEF 算法只考虑个体间的吸引力，这意味着具有最大电荷的带电粒子会吸引所有较低电荷的个体，从而使其在搜索空间中缓慢移动。截至目前，AEF 算法已成功用于求解燃料电池参数估计[7]、高阶图匹配[8]、装配线平衡问题[9]以及特征选择[10]等。然而，对于这些基于 AEF 算法的应用案例，它们主要侧重于对某类实际优化问题的求解，往往没有从不同类型的问题出发来综合评估算法的有效性。

有鉴于此，本文将 AEF 算法用于求解具有不同特性的复杂优化问题。首先，选择国际上流行的几个基准测试函数来调查 AEF 算法的优化性能。其次，考虑到 BP 神经网络存在收敛速度慢以及易陷入局部最优等缺陷，采用 AEF 算法来寻找 BP 网络的最优初始权值和阈值参数。最后，利用优化后的 BP 神经网络拟合一个复杂的非线性问题，并通过实验验证 AEF 算法的优越性。

2. 人工电场算法

人工电场(AEF)算法[11]是受库仑定律和牛顿运动定律启发而提出的一种新的智能优化方法。在 AEF 中，若干个带电粒子组成一个种群，个体的电量越大，所产生的引力越强。此外，为了简化，仅考虑粒子间的引力。此时，携带电荷量小的个体在引力作用下向所带电荷量大的个体移动，从而找到问题的最优解。

在 d 维搜索空间中，第 i 个粒子的位置定义为

$X_i^t = (X_{i,1}^t, X_{i,2}^t, \dots, X_{i,D}^t) (i=1, 2, \dots, N)$ 。在第 t 次迭代时，第 i 个与第 j 个粒子间的作用力描述为：

$$F_{ij}^t = K^t \cdot \frac{Q_i^t \cdot Q_j^t}{R_{ij}^t + \varepsilon} (p_j^t - X_i^t) \quad (1)$$

式中， K^t 表示第 t 代时的库仑常数， Q_i^t 和 Q_j^t 分别为第 i 个与第 j 个粒子的电荷， R_{ij}^t 为第 i 个与第 j 个粒子之间的欧氏距离， ε 表示一个很小的正数， p_j^t 为第 j 个粒子的最优位置。

在 AEF 算法中， K^t 是一个用于调整个体间作用力的一个重要参数，其计算方程为：

$$K^t = K_0 \cdot \exp\left(-\alpha \frac{t}{t_{\max}}\right) \quad (2)$$

式中， K_0 表示库仑常数的初始值， α 为一个常数， t_{\max} 为最大的迭代次数。

此外，第 i 个粒子所携带的电荷定义如下：

$$q_i^t = \exp\left(\frac{fit_i^t - worst^t}{best^t - worst^t}\right) \quad (3)$$

$$Q_i^t = \frac{q_i^t}{\sum_{i=1}^N q_i^t} \quad (4)$$

式中， fit_i^t 表示第 i 个粒子的适应度， $best^t$ 和 $worst^t$ 分别为种群中最优个体与最差个体的适应度。

在 d 次搜索空间中, 第 i 个粒子所受到的总作用力及其加速度分别定义为:

$$F_{id}^t = \sum_{j=1, j \neq i}^N r \cdot F_{ij}^t \quad (5)$$

$$\alpha_{id}^t = \frac{F_{id}^t}{M_i^t} \quad (6)$$

式中, r 为区间 $[0, 1]$ 内的随机数, M_i^t 为第 i 个粒子的单位质量。

在每次迭代过程中, 第 i 个粒子的速度和位置更新规则表示为:

$$V_{id}^{t+1} = r \cdot V_{id}^t + \alpha_{id}^t \quad (7)$$

$$X_{id}^{t+1} = X_{id}^t + V_{id}^{t+1} \quad (8)$$

3. 实验研究

3.1. 优化基准函数

为了评估 AEF 算法的综合性能, 采用国际上广泛采用的 6 个基准函数[12] 进行验证分析, 包含单模问题 F1~F3 和多模问题 F4~F6, 表 1 给出了这些测试函数的表达式、搜索范围以及最优值。其中, 单模问题用于测试 AEF 算法的收敛速度, 而多模问题用于评估算法跳出局部最优的能力。实验时, AEF 算法的种群规模 $N = 50$, 优化问题维数 $D = 30$, 函数评价次数为 300,000, 库伦常数初始值 K_0 和调节参数 α 分别设置为 500 和 30。为了减少统计误差, AEF 算法在每个测试函数上均独立运行 30 次, 记录此时适应度的平均值、标准差、最优值以及最差值, 并在表 2 中进行显示。此外, 为了进一步直观说明 AEF 算法的进化过程, 图 1 给出了它在求解这些基准函数时的收敛曲线。

从表 2 中可以看出, AEF 算法在求解这些基准测试函数时表现出良好的收敛性能。具体来说, 对于多模问题 F5, AEF 找到了理论最优值。对于其余的 5 个测试函数, AEF 也产生了较好的结果。如果以所定义的阈值 $1E-8$ 进

表 1. 基准函数

函数	搜索范围	最优值
$F_1(x) = \sum_{i=1}^D x_i^2$	$[-100, 100]$	0
$F_2(x) = \sum_{i=1}^D x_i + \prod_{i=1}^D x_i $	$[-100, 100]$	0
$F_3(x) = \max_i \{ x_i , 1 \leq i \leq D\}$	$[-100, 100]$	0
$F_4(x) = -20 \exp\left(-\frac{1}{5} \sqrt{\frac{1}{D} \sum_{i=1}^D x_i^2}\right) - \exp\left(\frac{1}{D} \sum_{i=1}^D \cos(2\pi x_i)\right)$	$[-32, 32]$	0
$F_5(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^D x_i^2 - \prod_{i=1}^D \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$	$[-600, 600]$	0
$F_6(x) = \frac{1}{10} \left\{ \sin^2(3\pi x_1) + \sum_{i=1}^D (x_i - 1)^2 [1 + \sin^2(3\pi x_{i+1})] + (x_D - 1)^2 [1 + \sin^2(2\pi x_D)] \right\} + \sum_{i=1}^D u(x_i, 10, 100, 4)$	$[-50, 50]$	0

表 2. 测试结果

函数	平均值	标准差	最优值	最差值
F1	6.11E-025	1.17E-025	3.23E-025	9.41E-025
F2	3.60E-012	4.72E-013	2.80E-012	4.42E-012
F3	4.26E-013	5.64E-014	3.08E-013	5.55E-013
F4	6.05E-013	6.68E-014	4.84E-013	7.51E-013
F5	0.00E+000	0.00E+000	0.00E+000	0.00E+000
F6	5.95E-026	1.28E-026	3.75E-026	8.73E-026

行评估, AEF 算法均能发现全局最优解, 且搜索过程的成功率为 100%。此时, AEF 算法运行的终止条件为所产生的平均误差不小于该阈值或达到最大的函数评价次数。此外, 依据所获得的标准差, AEF 算法在求解这些基准测试函数时表现出良好的鲁棒性。

此外, 由图 1 可知, AEF 算法在 6 个基准函数上的收敛曲线均为单调下降的, 且具有较大的斜率, 这说明随着迭代的进行, AEF 算法能够在搜索空间中继续寻找最优解, 并不存在停滞问题。显然, AEF 算法具有较快的收敛速度以及较高的搜索精度。

3.2. 优化神经网络

神经网络是由大量处理单元互联组成的非线性、自适应信息处理系统, 具有自适应、自组织以及自学习能力。在神经网络中, BP 网络是一种较常采用的网络结构, 它包括前向传播和误差反向传播 2 个环节。在 BP 神经网络中, 其初始权值和阈值由随机初始化的方式产生, 再利用误差反向传播环节进行修正。然而, 该初始值生成方案往往会增加网络的训练时间、甚至使其陷入局部最优[13] [14]。为了增强 BP 神经网络的收敛能力, 本文采用 AEF 算法来设置其最佳的初始权值和阈值参数, 随之对一个非线性函数进行数据拟合。该非线性函数描述为:

$$y(t+1) = \frac{y(t)y(t-1)(y(t)+2.5)}{1+y^2(t)+y^2(t-1)} + u(t), \quad u(t) = \sin\left(\frac{2\pi t}{25}\right) \quad (9)$$

仿真目的是建立该非线性函数的近似模型, 它具有如下形式:

$$y(t+1) = f(y(t-1), y(t), u(t)) \quad (10)$$

显然, 根据上式, 三层 BP 神经网络输入层和输出层的神经元个数分别为 3 和 1。按照误差最小的原则, 经过多次实验后, 隐含层的神经元个数设置为 5。实践表明, 种群规模设置为区间[15, 50]内整数的智能算法可以解决大多数的优化问题[15]。因此, AEF 算法的种群规模定义为 30, 最大迭代次数为 1500, 并被重复运行 20 次以降低统计误差。此外, 为了评估 AEF 算法的抗干扰能力, 在实验数据中增加 20 db 的高斯白噪声。图 2 给出了 AEF 算法优化 BP 神经网络的拟合曲线。

由图 2 中可以看出, 采用 AEF 算法优化的 BP 神经网络能够很好地拟合

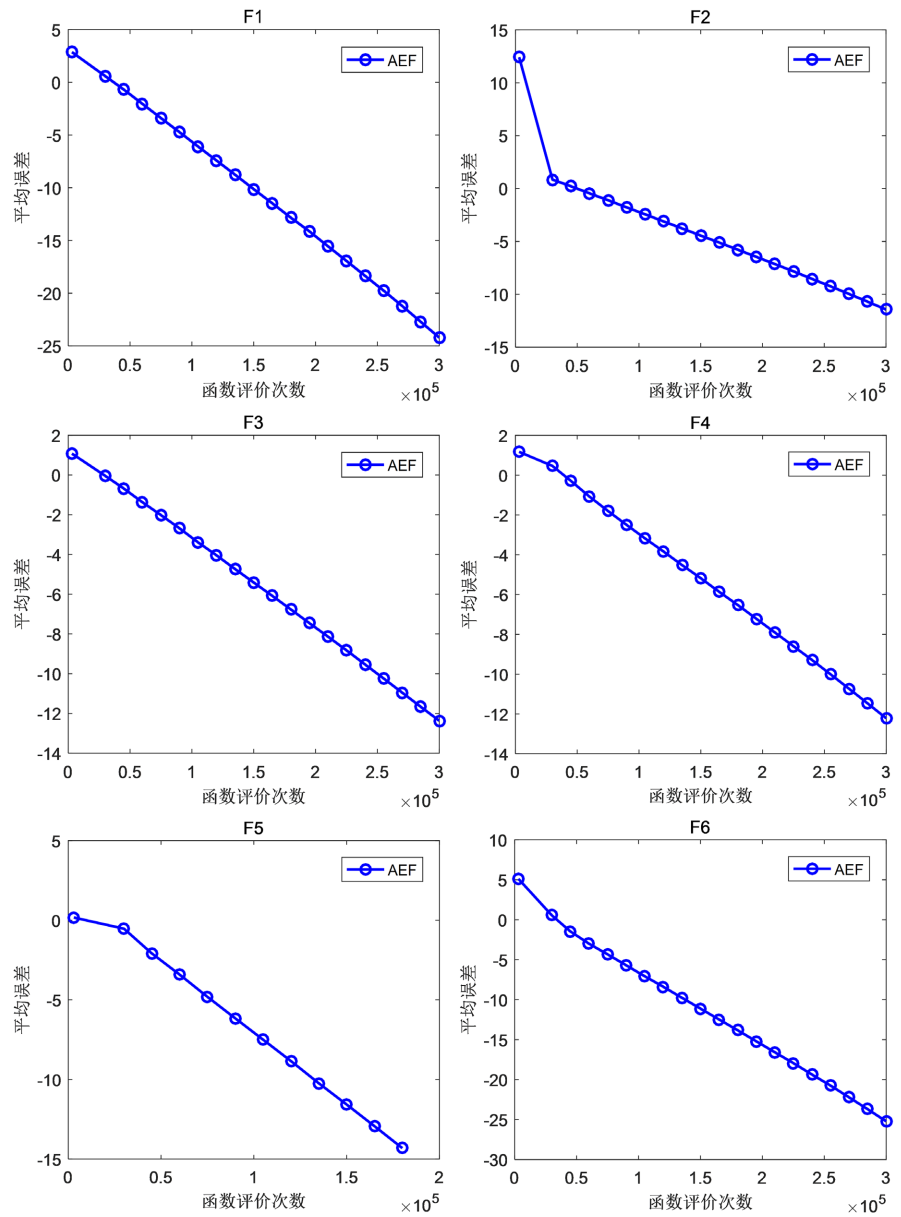


图 1. AEF 算法在不同函数上的收敛曲线

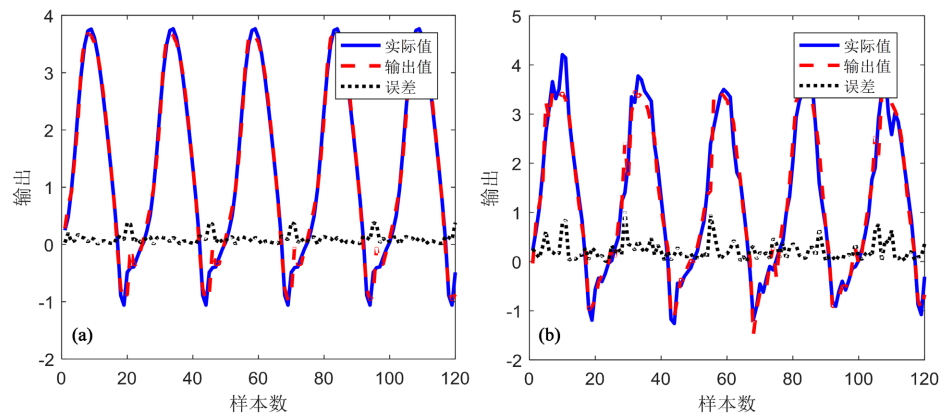


图 2. 拟合曲线(a)无噪声(b)有噪声

该非线性函数，并获得了较小的误差。根据实验结果，当数据中没有加入高斯白噪声时，拟合模型输出均方误差的平均值和标准差分别为 $3.66E-002$ 与 $3.03E-002$ 。当加入 20 db 的高斯白噪声时，模型输出的平均值和标准差分别为 $8.64E-002$ 与 $5.38E-002$ 。显然，在增加高斯白噪声后，AEF 算法的寻优能力出现了轻微的弱化，但与无噪声时所产生的均方误差平均值处于同一个数量级，数据之间的差异性较小。因此，AEF 算法在优化神经网络时也表现出良好的收敛性能，并具有较好的鲁棒性。

4. 结论

本文详细探讨了 AEF 算法的工作原理与实现过程，并将其应用于具有不同特性复杂函数的优化过程中。首先，选择国际上流行的 6 个基准函数作为测试平台来验证 AEF 算法的收敛性能。此外，为了进一步提升 BP 神经网络的搜索能力，采用 AEF 算法来寻找 BP 网络最佳的初始权值和阈值参数，随之用于一个非线性函数的数据拟合。实验结果表明 AEF 算法是一种求解函数优化问题的有效方法。

Conflicts of Interest

The authors declare no conflicts of interest.

References

- [1] Storn, R. and Price, K. (1997) Differential Evolution—A Simple and Efficient Heuristic for Global Optimization over Continuous Spaces. *Journal of Global Optimization*, **11**, 341-359. <https://doi.org/10.1023/A:1008202821328>
- [2] Koyuncu, H. (2020) GM-CPSO: A New Viewpoint to Chaotic Particle Swarm Optimization via Gauss Map. *Neural Processing Letters*, **52**, 241-266. <https://doi.org/10.1007/s11063-020-10247-2>
- [3] Karaboga, D. and Basturk, B. (2007) A Powerful and Efficient Algorithm for Numerical Function Optimization: Artificial Bee Colony (ABC) Algorithm. *Journal of Global Optimization*, **39**, 459-471. <https://doi.org/10.1007/s10898-007-9149-x>
- [4] Motevali, M.M., Shanghooshabad, A.M., Aram, R.Z. and Keshavarz, H. (2019) WHO: A New Evolutionary Algorithm Bio-Inspired by Wildebeests with a Case Study on Bank Customer Segmentation. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, **33**, Article ID: 1959017. <https://doi.org/10.1142/S0218001419590171>
- [5] Talatahari, S. and Azizi, M. (2021) Chaos Game Optimization: A Novel Metaheuristic Algorithm. *Artificial Intelligence Review*, **54**, 917-1004. <https://doi.org/10.1007/s10462-020-09867-w>
- [6] Anita and Yadav, A. (2019) AEFA: Artificial Electric Field Algorithm for Global Optimization. *Swarm and Evolutionary Computation*, **48**, 93-108. <https://doi.org/10.1016/j.swevo.2019.03.013>
- [7] Houssein, E.H., Hashim, F.A., Ferahtia, S. and Rezk, H. (2021) An Efficient Modified Artificial Electric Field Algorithm for Solving Optimization Problems and Parameter Estimation of Fuel Cell. *International Journal of Energy Research*, **45**, 20199-20218. <https://doi.org/10.1002/er.7103>
- [8] Anita and Yadav, A. (2020) Discrete Artificial Electric Field Algorithm for

- High-Order Graph Matching. *Applied Soft Computing*, **92**, Article ID: 106260. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2020.106260>
- [9] Niroomand, S. (2021) Hybrid Artificial Electric Field Algorithm for Assembly Line Balancing Problem with Equipment Model Selection Possibility. *Knowledge-Based Systems*, **219**, Article ID: 106905. <https://doi.org/10.1016/j.knsys.2021.106905>
- [10] Das, H., Naik, B. and Behera, H.S. (2021) Optimal Selection of Features Using Artificial Electric Field Algorithm for Classification. *Arabian Journal for Science and Engineering*, **46**, 8355-8369. <https://doi.org/10.1007/s13369-021-05486-x>
- [11] Li, X.Y. (2022) An Improved Artificial Electricfield Algorithm for Global Optimization. *Computer & Digital Engineering*, **50**, 18-22.
- [12] Cheng, J.T. and Xiong, Y. (2022) Parameter Control Based Cuckoo Search Algorithm for Numerical Optimization. *Neural Processing Letters*, **54**, 3173-3200. <https://doi.org/10.1007/s11063-022-10758-0>
- [13] Wang, R.L. and Zha, B.B. (2019) A Research on the Optimal Design of BP Neural Network Based on Improved GEP. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, **33**, Article ID: 1959007. <https://doi.org/10.1142/S0218001419590079>
- [14] Gu, J., Yin, G.H., Huang, P.F., Guo, J.L. and Chen, L.J. (2017) An Improved Back Propagation Neural Network Prediction Model for Subsurface Drip Irrigation System. *Computers & Electrical Engineering*, **60**, 58-65. <https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2017.02.016>
- [15] Xiong, Y., Cheng, J.T. and Zhang, L.P. (2022) Neighborhood Learning Based Cuckoo Search Algorithm for Global Optimization. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, **36**, Article ID: 2251006. <https://doi.org/10.1142/S0218001422510065>

Appendix 1. Abstract and Keywords in Chinese

人工电场算法在函数优化中的应用

摘要: 人工电场(AEF)算法是一种新近开发的启发式智能优化方法, 具有实现过程简单、控制参数较少等优势, 并已应用于一些工程和科学研究等领域。有鉴于此, 本文首先采用 AEF 算法来求解 6 个基准测试函数以评估其搜索能力。然后, 将 AEF 算法与 BP 神经网络相结合以寻找其最优的初始权值和阈值参数, 随之拟合一个多输入单输出的非线性函数。实验结果表明, AEF 算法具有良好的收敛性能与鲁棒性。

关键词: 人工电场算法, 优化, 基准函数, 神经网络