

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.202030

基于 SOGWO 的电力系统稳定器参数优化

陈坚, 金涛, 朱星宇, 李泽文, 张可

(福州大学电气工程与自动化学院, 福建 福州 350108)

摘要: 电力系统稳定器(Power System Stabilizer, PSS)是抑制电力系统低频振荡的主要手段。提出选择反向运算灰狼优化(Selected Opposition-Based Grey Wolf Optimizer, SOGWO)算法对 PSS 进行参数优化。首先, 选择典型的 PSS 实现类型, 并设置优化过程的目标函数。其次, 利用选择反向学习算法加快搜索速度, 增强灰狼算法的全局搜索性能。最后, 应用 IEEE 四机两区域系统模型验证所提方法的有效性。此外, 分别对 PSS 参数进行 PSO、GWO、SOGWO 的 100 次优化, 由统计出的阻尼比最大值、最小值、平均值以及标准差数据可知: 三种优化算法均能较好地避免陷入局部最优并快速收敛, 而 SOGWO 优化 PSS 参数的鲁棒性更好。

关键词: 电力系统稳定器(PSS); 低频振荡; 选择反向运算灰狼优化(SOGWO); 参数优化; 鲁棒性

Parameter optimization of a power system stabilizer based on SOGWO

CHEN Jian, JIN Tao, ZHU Xingyu, LI Zewen, ZHANG Ke

(College of Electrical Engineering & Automation, Fuzhou University, Fuzhou 350108, China)

Abstract: The power system stabilizer (PSS) is a major means for suppressing low-frequency oscillation of a power system. This paper proposes a Selected Opposition-Based Grey Wolf Optimizer (SOGWO) for PSS parameter optimization. First, the typical PSS implementation type is selected and the objective function is set in the optimization process. Secondly, a selected opposition-based learning algorithm is used to accelerate the exploration speed and enhance the global search performance of the Grey Wolf Optimizer (GWO). Finally, the validity of the proposed method is verified by employing the IEEE four-machine two-area system model. In addition, PSO, GWO and SOGWO optimize PSS parameters for 100 times each. According to the data which includes maximum, minimum, mean and standard deviation of damping ratio, it can be seen that all three optimization algorithms can avoid falling into local optima and converge quickly, while SOGWO optimizes PSS parameters with better robustness.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 51977039).

Key words: power system stabilizer (PSS); low-frequency oscillation; selected opposition-based grey wolf optimizer (SOGWO); parameters optimization; robustness

0 引言

随着电网规模的扩大, 现代电网逐渐形成大型跨区互联特点, 高增益励磁调节器的大量投入, 提高了发电机电压调节能力和系统暂态水平的同时, 也带来了系统受扰后的阻尼不足, 从而增大系统发生低频振荡的可能, 加剧系统失稳的风险^[1-2]。电力系统稳定器(Power System Stabilizer, PSS)作为电力系统附加励磁控制装置是目前改善电力系统稳定性措施中较为经济、可靠且易于实现的方法。PSS 的

配置和参数整定是 PSS 设置的两大关键问题。关于 PSS 的配置即最佳安装地点选择的研究理论已基本趋于完善^[3]。而 PSS 的参数整定部分可以根据实际系统结构运用经典控制理论的根轨迹法, 现代控制理论的状态空间模型等方法进行设置, 但这些传统的整定方法也存在一些不足, 如: 易陷入局部极小值, 全维状态方程难以获取等。人工智能的全局优化能力, 在 PSS 参数整定方面提供了全新的优化思路。近年人工智能优化算法方兴未艾, 尤其是元启发智能算法, 主要可分为三类: 1) 进化类, 如: 遗传算法(Genetic Algorithm, GA)^[4-5]、差分进化(Differential Evolution, DE)^[6-7]等; 2) 基于物理类,

基金项目: 国家自然科学基金面上项目资助(51977039)

如：模拟退火(Simulated Annealing, SA)^[8-9]、万有引力搜索(Gravity Search Algorithm, GSA)^[10-11]；3) 群智能类，如：粒子群(Particle Swarm Optimization, PSO)^[12-13]、灰狼算法(Grey Wolf Optimizer, GWO)^[14-15]，同时涌现出新的智能算法^[16-17]等。

智能寻优理论表明，探索和开发是元启发式智能算法的两个特征和优化性能的集中体现。探索旨在搜索空间更彻底产生更多样化的解决方案，开发则是在当前搜索对象附近区域内，使用本地信息产生更好的解决方案^[18]。群智能算法研究基本上都在这两方面开展分析和论证。研究表明，最优解位于变量定义域边界时，计算复杂度将增加，寻优收敛减慢，为此 Dharupta 等^[19]将反向学习策略(Opposition-Based Learning, OBL)^[20]和斯皮尔曼等级相关系数(Spearman's Ranked Correlation Coefficient, SRC)判则结合引入 GWO，形成选择反向学习灰狼算法(Selected Opposition-Based Grey Wolf Optimizer, SOGWO)。本文提出将 SOGWO 应用到多机电力系统 PSS 参数的优化，以加速 GWO 对 PSS 参数寻优的收敛，同时提高其鲁棒性，获得 PSS 抑制电力系统低频振荡效果的提升。

1 问题描述

1.1 PSS 控制器选型

PSS 是一种基于传递函数的控制器，目前在大型发电机中使用，其安装目的是通过一个辅助信号如发电机转子角速度偏差，在励磁系统阻尼转子振荡。它可以在电机产生的电动转矩中加入一个部件，通过与转速变化同步以减小其振荡。本文 PSS 控制器选择 AVR-PSS 配置类型 IEEE ST1A-PSS1A^[21]，其原理如图 1 所示。

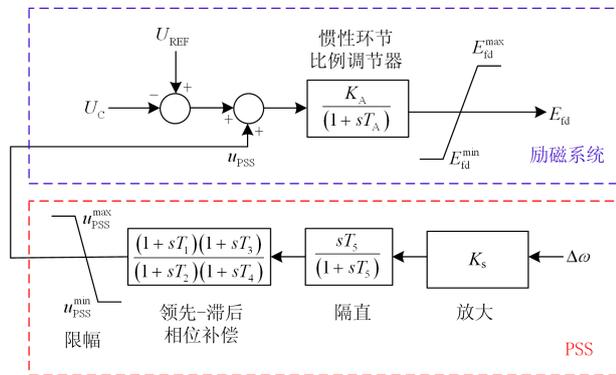


图 1 领先-滞后型 PSS 的 IEEE ST1A 型励磁系统

Fig. 1 IEEE ST1A excitation system for lead-lag PSS

励磁系统的主控环节是一个带惯性环节的比例调节器，PSS 将发电机转子角偏差 $\Delta\omega$ 作为反馈

信号，产生控制信号 u_{PSS} 附加到励磁系统实现阻尼控制。励磁系统中， T_A 和 K_A 分别是惯性时间常数和比例放大系数， U_{REF} 为发电机母线电压 U_C 的参考值， E_{fd} 为发电机输出励磁电压， $E_{\text{fd}}^{\text{max}}$ 、 $E_{\text{fd}}^{\text{min}}$ 为限幅环节中励磁电压上下界。

PSS 控制器的输入信号通过系统增益为 K_S 的放大器后，隔直环节只对输入信号的振荡(瞬态)起作用，以避免给终端稳态电压带来误差。此外，还引入领先-滞后相位补偿级，以消除励磁与电磁转矩之间的延迟。如此信号就能以所需的相位到达以抵消振荡。PSS 控制器的传递函数如式(1)所示。

$$u_{\text{PSS}} = K_S \frac{sT_5}{1+sT_5} \frac{(1+sT_1)(1+sT_3)}{(1+sT_2)(1+sT_4)} \Delta\omega \quad (1)$$

隔直环节和领先-滞后相位补偿级的时间常数分别为 T_5 、 T_2 、 T_4 ，通常可取经验值，本文后续的分析中分别设定为 10、0.05 和 0.05，单位为 s；增益 K_S 和时间常数 T_1 、 T_3 为待优化的参数。

1.2 目标函数设计

优化 PSS 参数本质上是将系统状态矩阵的特征值调整到复平面上的最佳位置^[22]。在未加装 PSS 情况下，系统发生低频振荡时，各振荡模态特征值用复数表示为 $\lambda_i = \sigma_i \pm j\omega_i$ ，其中 $i=1,2,3,\dots$ ， i 为低频振荡各模态序号， σ_i 为各模态阻尼因子，它决定系统响应的衰减快慢， ω_i 为各模态振荡角频率；基于上述设定，定义阻尼比 ξ_i 如式(2)所示。

$$\xi_i = -\frac{\sigma_i}{\sqrt{\sigma_i^2 + \omega_i^2}} \quad (2)$$

阻尼比 ξ_i 表征电力系统的动态性能，反映特征值在复平面上的位置，同时决定最大超调量大小；一般要求 $\xi_i \geq 0.05$ ，以保证系统有较好稳定性和动态性能。因此，为系统有足够的阻尼，可将振荡各模态最小阻尼比的最大化作为 PSS 参数优化的目标，设最小阻尼比为 d_{min} ，其数学表示如式(3)所示。

$$d_{\text{min}} = \min \{ \xi_i, i=1,2,3,\dots,m \} \quad (3)$$

式中： m 代表振荡模态总数； ξ_i 表示第 i 个振荡模态的阻尼比。结合 PSS 控制器参数的约束条件，PSS 参数优化可以用式(4)表达。

$$\begin{cases} \max \{ d_{\text{min}} \} \\ \text{s.t. } K_{S\text{min}} \leq K_S \leq K_{S\text{max}} \\ T_{1\text{min}} \leq T_1 \leq T_{1\text{max}} \\ T_{3\text{min}} \leq T_3 \leq T_{3\text{max}} \end{cases} \quad (4)$$

式中： $K_{S\text{min}} = 0.1$ ， $K_{S\text{max}} = 100$ ； $T_{1\text{min}} = T_{3\text{min}} = 0.01$ ， $T_{1\text{max}} = T_{3\text{max}} = 1$ ；时间常数 T_5 、 T_2 、 T_4 一般在优化之

前给定, 本文分别取 10、0.05 和 0.05。

2 SOGWO 优化 PSS 参数

SOGWO 算法在 GWO 的基础上引入选择反向学习(Opposition-based Learning, OBL)和斯皮尔曼等级相关系数(Spearman's Ranked Correlation Coefficient, SRC)判据策略, 经 SRC 判据选择后的 OBL 选择性针对当前灰狼位置的部分维度来实行反向学习, 避免对其所有维度坐标反向学习而增加计算负担。经过改进, 避免不必要的探索使得 GWO 探索行为更加高效, 力促寻优快速收敛。

2.1 GWO 优化算法

GWO 算法的生物科学原理依据灰狼群体捕猎机制: 社会等级制度, 追踪, 包围, 攻击, 整个捕猎过程由前三最优狼 α 、 β 、 δ 引领完成, ω 数量众多且服从前三最优狼的支配改变其捕猎位置。其数学模型及相应的关系如式(5)一式(11), 其中向量的乘积遵循哈达玛乘积规则, 如二维向量 $H_1=(1, 1)$ 、 $H_2=(0, 1)$, 则 $H_1 \cdot H_2=(0, 1)$ 。

$$D = |C \cdot X_p(t) - X(t)| \quad (5)$$

$$X(t+1) = X_p(t) - A \cdot D \quad (6)$$

式中: t 表示当前迭代; A 、 C 为系数向量; X_p 为猎物的位置向量; $X(t)$ 、 $X(t+1)$ 分别为灰狼 ω 当前迭代和更新后的位置向量, 具体更新计算按式(9)一式(11)完成。 A 、 C 由(7)和式(8)确定。

$$A = 2a \cdot r_1 - a \quad (7)$$

$$C = 2 \cdot r_2 \quad (8)$$

式中: 变量 a 在迭代过程中从 2 到 0 是线性减小; r_1 、 r_2 是 $[0,1]$ 以内取值构造的随机向量。

$$D_\alpha = |C_1 \cdot X_\alpha - X(t)|, D_\beta = |C_2 \cdot X_\beta - X(t)|, \quad (9)$$

$$D_\delta = |C_3 \cdot X_\delta - X(t)|$$

$$X_1 = X_\alpha - A_1 \cdot D_\alpha, X_2 = X_\beta - A_2 \cdot D_\beta, X_3 = X_\delta - A_3 \cdot D_\delta \quad (10)$$

$$X(t+1) = \frac{X_1 + X_2 + X_3}{3} \quad (11)$$

2.2 OBL 策略

OBL 方法的基本原理是估计和反向估计, 目的是找到目标函数的最优解, 从初始化赋予随机数后逐渐减小与最优解之间的偏差。通常, 优化从一个随机点开始, 当随机估计值接近最优解时, 则将加速收敛。然而, 最初的猜测往往不是最优的情况, 甚至可能处于完全相反的位置。在此情况下, 将会花费更多的时间来收敛或者在最坏的情况下, 它可能根本不收敛。在没有任何先验知识的情形下, 难

以做到最优解的准确猜测。为此, 可尝试寻找从候选解的反向估计值进行检验, 如果发现该值更适合接近最优解的判据, 便可使用该反向估计值作为候选解进行下一次的迭代, 否则保留当前估计值为候选解。

简要描述上述反向估计原理, 本文以一维实数反向估计为例进行说明, 原理示意如图 2 所示。问题解决目标是通过递归将搜索空间减半去逼近最优解, 标记为 'solution'。一维实数 x 介于 $[a_1, b_1]$ 之间, 取其反向估计值并记为 x_{op} , 二者关系如式(12)所示。

$$x_{op} = a_1 + b_1 - x \quad (12)$$

图 2 中设 x 、 x_{op} 分别与 'solution' 的距离用 $g(x)$ 和 $g(x_{op})$ 分别表示, 将其作为反向估计的判定函数。 x 为初始随机估计值, 在 $x \in [a_1, b_1]$ 条件下, 当 x 更接近 'solution' 时, 即 $g(x) \geq g(x_{op})$, 当前迭代对 x 寻优处理, 反之则对 x_{op} 寻优处理。在每个迭代中, 搜索空间被分成两半, 迭代直到其中一个接近 'solution', 此举显然提高了寻优过程的搜索速度。

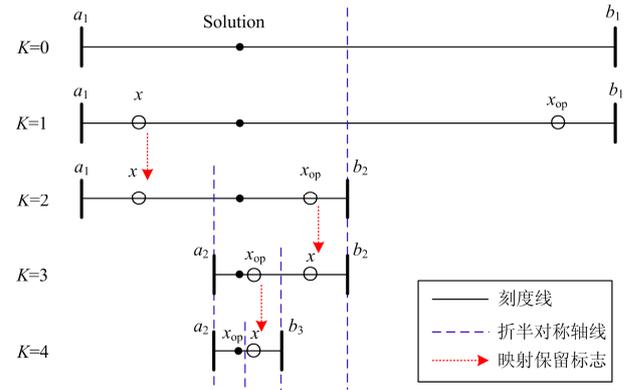


图 2 OBL 原理示意图

Fig. 2 Schematic of OBL principle

2.3 SRC 判则

SRC 是一种统计两个数组序列相关性程度的指标参数。在寻优迭代过程中, 本文将其用作当前灰狼的位置和最优灰狼的位置之间相关性程度的判则。假设灰狼个体位置坐标的维度为 n , 任意两匹灰狼位置坐标向量分别用 u 和 v 表示: $u = (u_1, u_2, u_3, \dots, u_n)$, $v = (v_1, v_2, v_3, \dots, v_n)$; 令 $d_j = u_j - v_j$, 其中 $j = 1, 2, 3, \dots, n$, SRC 定义如式(13)所示。

$$S_{RC} = 1 - \frac{6 \sum_{i=1}^n (u_i - v_i)}{n(n^2 - 1)} \quad (13)$$

当 u 和 v 位置关系完全一致时, 二者呈现完全相关性, 此时 $u_i = v_i$, 从而 $d_j = 0, S_{RC} = 1$ 。而当两

个级数不一致时, S_{RC} 将小于 1。在 SOGWO 算法中, 运用 SRC 作为当前灰狼(ω)位置和头狼(α)位置之间相关性程度的判则, 有选择地进行后续 OBL 方法的操作, 达到简化运算的目的。

2.4 SOGWO 优化 PSS 参数流程图

综合以上论述, SOGWO 算法流程图以及运用 SOGWO 算法对 PSS 参数优化策略流程图分别用图 3 和图 4 表示。图 3 流程中的蓝色虚线框所标识的步骤是引入 OBL 和 SRC 判则对 GWO 算法改进的内容。图 4 中为计算目标函数中的阻尼比, 采用 TLS-ESPRIT 算法进行低频振荡模态辨识^[23], PSS 安装地点选择采用留数法^[3]进行配置。

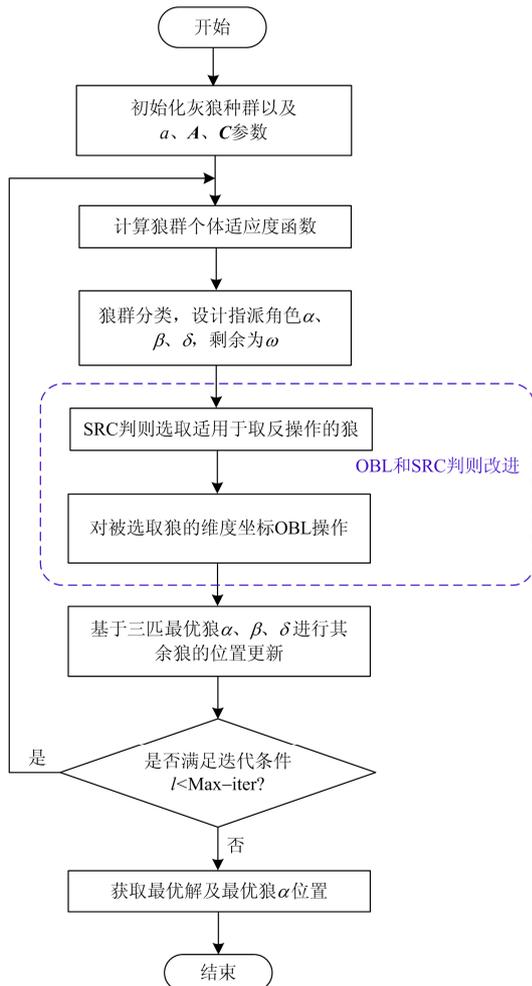


图 3 SOGWO 算法流程图

Fig. 3 Flow chart of SOGWO algorithm

3 算例分析

本文以 IEEE 四机两区域系统^[23]为例, 设定部分同步发电机受到小干扰系统产生低频振荡, 对其采取 PSS 抑制的仿真作为算例分析。区域 1 由同步发电机 G1 和 G2 等组成, 区域 2 由同步发电机 G3

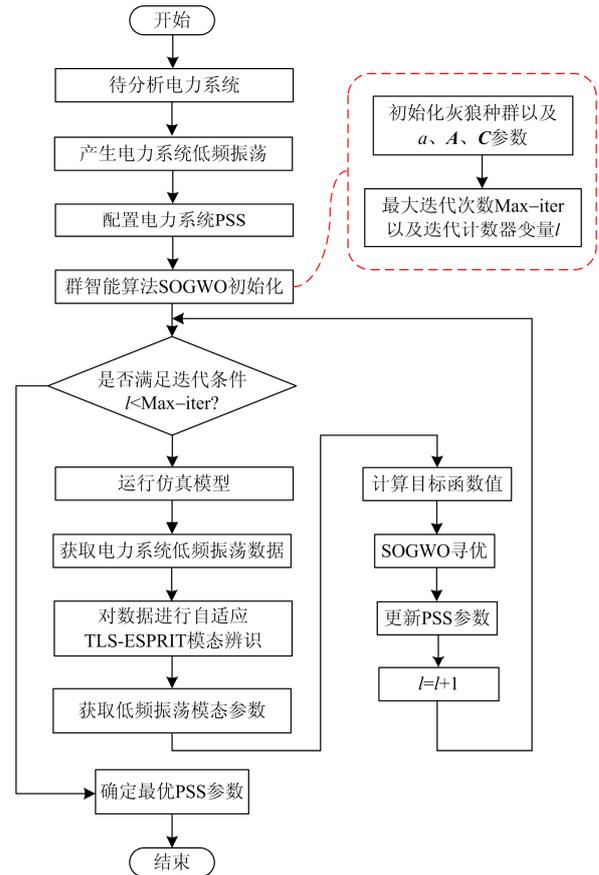


图 4 PSS 参数优化策略流程图

Fig. 4 Flow chart of PSS parameter optimization strategy

和 G4 等组成, 设置区域 1 向区域 2 通过联络线传送 413 MW 功率, 此时系统呈现重载弱连接, 受扰易发生低频振荡。设置扰动: G1 和 G3 在 1 s 时刻同时出现母线稳态电压幅值 5% 的方波脉冲信号扰动, 持续时间 0.1 s。在此扰动激励作用下, 产生两区域间的联络线功率振荡信号振荡情况作为研究分析对象。经计算分析将 PSS 安装在 G3 和 G4 两台发电机上。

3.1 SOGWO 优化 PSS 抑制效果仿真

为检验 SOGWO 对 PSS 参数优化后, PSS 抑制系统低频振荡的效果, 分析三种工况, 即未加装 PSS 的情况下, 输出联络线有功功率的振荡波形标记为 P_{no-pss} ; 加装系统默认参数的 PSS 后, 联络线有功功率振荡波形记录为 $P_{default-pss}$; 加装经 SOGWO 参数优化后的 PSS, 联络线有功功率振荡波形记录为 $P_{SOGWO-pss}$ 。分别对上述三种情况进行仿真分析, 其联络线有功功率输出对比如图 5 所示。

由图 5 可知, IEEE 四机两区域系统在受扰情况下发生增幅低频振荡, 若不加以抑制, 系统区域间功率振荡将加剧, 影响功率传输最终导致电网解列。

观察不难发现, 采取系统默认参数设置 PSS 附件, 能够在系统运行后约 7 s 的位置基本平息振荡, 但是 $P_{\text{default-pss}}$ 在 2~3 s 之间时段其振荡幅值呈现局部下冲, 反映出超调量过大, 原因则是默认参数下配置的 PSS 抑制作用无法保证系统产生较小的阻尼比。采用本文所提 SOGWO 优化算法进行 PSS 的参数优化后, 较系统默认 PSS 参数设置情况, 表现三种优势, 1) 在有功率振荡初期便能较为有力地抑制振荡; 2) 就振荡幅值方面, 振荡基本平息前, $P_{\text{SOGWO-pss}}$ 振荡总体幅度更小, 由于 SOGWO 优化的目标是各振荡模态最小阻尼比最大化原则, 从而确保系统的较大阻尼比和 $P_{\text{SOGWO-pss}}$ 较小的超调量; 3) 在更短时间约 5 s 时刻实现振荡平息。 K_s 、 T_1 、 T_3 参数优化值为 17.315 1、0.046 82、0.010 2。

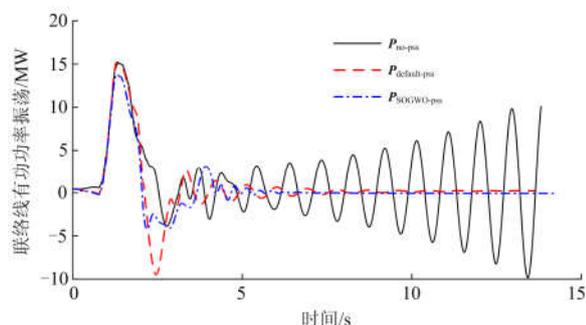


图 5 联络线有功功率输出对比

Fig. 5 Comparison of active power output of tie lines

3.2 鲁棒性对比分析

在设置 PSS 参数对系统低频振荡进行抑制时, SOGWO 优化 PSS 参数的鲁棒性是一项重要的性能指标, 本文对 PSO、GWO 以及 SOGWO 三种群智能算法分别对 PSS 参数进行 100 次的优化, 针对优化后阻尼比的最大值(ξ_{max})、最小值(ξ_{min})、平均值(ξ_{ave})以及标准差值(ξ_{std})进行了计算和统计, 其统计结果如表 1 所示。观察比较表 1 可知, 分别进行 100 次重复实现, 三种算法统计出的阻尼比 ξ_{max} 和 ξ_{ave} 基本持平; 在寻找各模态最小阻尼比中, SOGWO 对应的 ξ_{min} 较大, 改善系统的阻尼效果会更好; 在标准差方面, SOGWO 的 ξ_{std} 最小, 表现出较好的鲁棒性。

表 1 三种群智能算法的鲁棒性测试

| 统计指标 | PSO | GWO | SOGWO |
|--------------------|----------------------------|----------------------------|----------------------------|
| ξ_{max} | 0.141 390 2 | 0.141 445 4 | 0.141 386 7 |
| ξ_{min} | 0.136 245 2 | 0.140 773 2 | 0.140 773 2 |
| ξ_{ave} | 0.139 457 6 | 0.140 140 2 | 0.141 106 9 |
| ξ_{std} | $1.408 494 \times 10^{-3}$ | $1.732 056 \times 10^{-4}$ | $1.465 045 \times 10^{-4}$ |

4 结论

作为新近的改进型群智能算法 SOGWO, 应用于 PSS 参数优化达到抑制电力系统低频振荡的效果表现良好。在选择电力系统中广泛采用的 IEEE ST1A-PSS1A 模型作为优化对象条件下, 通过 SOGWO 算法的理论分析, 体现出该算法的探索方法方面寻优性能更加高效, 且具有收敛更快的优势; 算例分析中采用 IEEE 四机两区域多机系统模型, 在受扰情况下采取 PSS 的措施加以抑制, 经仿真测试, 与未安装 PSS 情况下联络线有功功率振荡输出波形的对比分析, 验证了本文所提方法的有效性; 与加装系统默认参数的 PSS 得到输出联络线有功功率振荡波形对比分析, 本文所采用的优化算法在优化 PSS 参数后阻尼低频振荡的效果较好。通过 100 次重复优化仿真测试, 较 PSO、GWO 优化算法, SOGWO 对本文所设定 PSS 模型参数的优化具有较好的鲁棒性。

参考文献

参考文献

- [1] YU Yiping, SANTIAGO G, JAMES-JAMAL T, et al. Oscillation energy analysis of inter-area low-frequency oscillations in power systems[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2016, 31(2): 1195-1203.
- [2] DU Wenjuan, BI Jingtian, WANG Haifeng, et al. Inter-area low-frequency power system oscillations caused by open-loop modal resonance[J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2018, 12(19): 4249-4259.
- [3] 杜文娟, 王海风. 电力系统低频功率振荡模式分析理论与方法[M]. 北京: 科学出版社, 2017.
- [4] 王德意, 闫伟, 邱锦东, 等. 基于遗传算法的电力系统稳定器参数优化[J]. 电力系统及其自动化学报, 2006, 18(3): 59-63.
WANG Deyi, YAN Wei, QIU Jindong, et al. Optimization of PSS parameters based on genetic algorithm[J]. Proceedings of the CSU-EPSS, 2006, 18(3): 59-63.
- [5] REZAEI N, MOHAMMAD-NASIR U, IFTE-KHAIRUL A, et al. Genetic algorithm-based optimization of overcurrent relay coordination for improved protection of DFIG operated wind farms[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2019, 55(6): 5727-5736.
- [6] 李国华, 李文悍. 基于差分进化算法的逆变器 SHEPWM 方法的研究[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(17): 32-38.
LI Guohua, LI Wenhan. Research on the SHEPWM technique applied to inverter based on differential

- evolution algorithms[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(17): 32-38.
- [7] BING Chuanwang, LI Hanxiong, LI Jiapeng, et al. Composite differential evolution for constrained evolutionary optimization[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2019, 49(7): 1482-1495.
- [8] 房大中, 牛伟, 周保荣. 多机系统中电力系统稳定器与可控串联补偿器阻尼控制器的协调设计[J]. 天津大学学报, 2006, 39(8): 895-900.
FANG Dazhong, NIU Wei, ZHOU Baorong. Coordinated design of power system stabilizer and damping controller of thyristor controlled series compensators in multimachine systems[J]. Journal of Tianjin University, 2006, 39(8): 895-900.
- [9] ASSAD A, KUSUM D. A hybrid harmony search and simulated annealing algorithm for continuous optimization[J]. Information Sciences, 2018, 450: 246-266.
- [10] ESMAT R, NEZAMABADI-POUR H, SARYAZDI S. GSA: a gravitational search algorithm[J]. Information Sciences, 2009, 179(13): 2232-2248.
- [11] MIRJALILI S, ANDREW L. Adaptive Gbest-guided gravitational search algorithm[J]. Neural Computing and Applications, 2014, 25(7-8): 1569-1584.
- [12] 陈东阳. 基于 PSO-MLP 神经网络的通信插件质量识别方法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(3): 164-170.
CHEN Dongyang. Investigation on method of quality identification for telesignalization plug-in based on PSO-MLP neural network[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(3): 164-170.
- [13] YAO Jun, WANG Xuewei, LI Jiawei, et al. Sub-synchronous resonance damping control for series-compensated DFIG-based wind farm with improved particle swarm optimization algorithm[J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2019, 34(2): 849-859.
- [14] MIRJALILI S, SEYED-MOHAMMAD M, ANDREW L. Grey wolf optimizer[J]. Advances in Engineering Software, 2014, 69: 46-61.
- [15] ROUFRAY A, RAJEEV-KUMAR S, RANJIT M. Harmonic reduction in hybrid cascaded multilevel inverter using modified grey wolf optimization[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2020, 56(2): 1827-1838.
- [16] DASU B, MANGIPUDI S, RAYAPUDI S. Interconnected multi-machine power system stabilizer design using whale optimization algorithm[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2019, 4(1): 13-23. DOI: 10.1186/s41601-019-0116-6.
- [17] 李兵, 韩睿, 何怡刚, 等. 改进随机森林算法在电机轴承故障诊断中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(4): 1310-1319.
LI Bing, HAN Rui, HE Yigang, et al. Applications of the improved random forest algorithm in fault diagnosis of motor bearings[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(4): 1310-1319.
- [18] SAKA M P, HASANÇEBI O, GEEM Z W. Metaheuristics in structural optimization and discussions on harmony search algorithm[J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2016, 28: 88-97.
- [19] DHARGUPTA S, MANOSIJ G, SEYEDALI M, et al. Selective opposition based grey wolf optimization[J]. Expert Systems with Applications, 2020, 151: 113-138.
- [20] TIZHOOSH H R. Opposition-based learning: a new scheme for machine intelligence[C] // International Conference on Computational Intelligence for Modelling, Control and Automation and International Conference on Intelligent Agents, Web Technologies and Internet Commerce (CIMCA-IAWTIC'06), November 28-30, 2005, Vienna, Austria: 1-7.
- [21] LEON A E, SOLSONA J A, VALLA M I. Comparison among nonlinear excitation control strategies used for damping power system oscillations[J]. Energy Conversion and Management, 2012, 53(1): 55-67.
- [22] 孙勇. 电力系统附加阻尼控制器的优化配置与设计方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2009.
SUN Yong. Research on optimizing allocation and design methods for auxiliary damping controllers of power systems[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2009.
- [23] CHEN Jian, JIN Tao, MOHAMED M A, et al. An adaptive TLS-ESPRIT algorithm based on an S-G filter for analysis of low frequency oscillation in wide area measurement systems[J]. IEEE Access, 2019, 7: 47644-47654.

收稿日期: 2020-06-14; 修回日期: 2020-08-28

作者简介:

陈坚(1981—), 男, 通信作者, 博士研究生, 高级实验师, 主要从事电力系统稳定性分析, 电力人工智能研究; E-mail: m170110003@fzu.edu.cn

金涛(1975—), 男, 通信作者, 博士, 教授, 博士生导师, 主要从事电力系统稳定性分析、在线量测与信号处理、新能源技术的研究。E-mail: jintly@fzu.edu.cn

(编辑 周金梅)