

[电力系统稳定器]

基于细菌群体趋药性算法的系统PSS参数优化

文/卢栋青 许行

中国能源建设集团浙江省电力设计院有限公司

将细菌群体趋药性算法 (Bacterial Colony Chemotaxis, BCC) 应用在电力系统稳定器 (Power System Stabilizer, PSS) 参数优化中, 采用典型超前-滞后环节的PSS, 建立以ITAE最小为目标的优化数学模型。通过仿真测试以及不同算法优化结果的对比, 表明BCC优化参数的PSS对不同的扰动均有良好的抑制作用, 能够使得受扰动后的系统尽快回到稳定。

随着电网互联进程的不断加快, 电力系统规模日益扩大, 与此同时, 伴随着高顶值倍数快速励磁系统日益增多的应用, 系统阻尼特性日趋恶化, 导致电网中出现弱阻尼甚至负阻尼的情况, 引发低频振荡, 危及电力系统的安全稳定运行。到目前为止, 通过在发电机侧的励磁装置前端加装电力系统稳定器 (Power System Stabilizer, PSS), 为发电机转子之间的相对振荡提供正阻尼, 仍然是实现对低频振荡抑制的最为经济有效的方法。然而, PSS作用效果的好坏在很大程度上取决于其选址以及参数整定的结果。近年来, 不少学者聚焦于这一问题, 也取得一定的研究成果。

PSS的参数设计方法主要包括相位补偿法和优化方法^[1]两大类。相位补偿法设计PSS参数通常基于单一的系统运行方式, 包括阻尼转矩分析法、特征根灵敏度分析法等。这类方法计算量大, 计算速度慢, 不能考虑系统运行方式的变化。优化方法将PSS参数优化问题转化为数学问题进行处理, 分为线性规划法、非线性规划法和全局智能优化方法。

其中, 线性规划法、非线性规划法得到的常常是局部最优解, 其求解过程受到很大限制。基于此, 很多研究人员尝试将全局优化方法如遗传算法、进化策略、粒子群算法和模拟退火算法等应用于PSS参数优化问题^[2-5]。这些群体智能优化方法具有并行处理能力, 易于实现, 但同时也存在收敛速度慢, 易于陷入局部最优等缺点。

文献[6]研究了埃希氏大肠杆菌在氨基酸环境中的趋药性, 提出细菌趋药性算法 (Bacterial Chemotaxis, BC), 文献[7]在此基础上又进一步提出细菌群体趋药性算法 (Bacterial Colony Chemotaxis, BCC), 而文献[8]则首度将BCC算法应用于电力系统无功优化领域。至今, BCC算法已经应用于电力系统广域阻尼控制、二级电压控制以及配电网故障抢修等课题中^[9-11]。

本文正是在该算法的基础上, 建立PSS参数优化模型, 针对Kunder4机2区域系统的优化结果以及动态响应仿真测试表明该算法具有良好的性能。

基金项目: 国家自然科学基金 (项目编号: 61040013); 上海市教育委员会重点学科建设项目 (项目编号: J51301); 上海市教育委员会科研创新项目 (项目编号: 09YZ347)

细菌群体趋药性算法

细菌群体趋药性算法相较于其他传统优化方法的最大特点是寻优过程依赖于单个细菌的行为,其不断感受周围环境的变化,寻优过程不仅取决于当前位置信息,并且很大程度上利用其过去的经验。每个细菌即待求解问题的极值点在变化运动位置信息的同时不断感知周围信息,从而向最优方向移动,提高全局寻优能力。

1. 单个细菌移动描述

细菌在引诱剂环境下,会进行相应的应激反应,依据周围环境进行移动,在移动过程中根据一定的规则不断修正移动方向和步长,找到环境中最有营养的位置。细菌对营养剂或引诱剂的反应运动遵守如下的假设^[8]:①细菌的运动轨迹是由连续的一系列线段组成,并且运动轨迹由移动方向和距离两个参数共同决定;②细菌在下一步移动随机改变方向时,向左转和向右转的概率相同;③细菌在各段相邻轨迹间的夹角由概率分布来决定。

假设细菌处在一个 n 维空间中,可根据如下的步骤对单个细菌的移动行为进行建模。

(1) 步骤1:系统参数设定

在整个算法中,当期望的计算准确度 ε 给定后,可以由细菌运动轨迹方程线性回归统计得到如式(1)~(3)所示的 T_0 、 b 、 τ_c 三个系统参数,计算公式为

$$T_0 = \varepsilon^{0.30} \times 10^{-1.73} \quad (1)$$

$$b = T_0 \cdot (T_0^{-1.54} \times 10^{0.60}) \quad (2)$$

$$\tau_c = \left(\frac{b}{T_0} \right)^{0.31} \times 10^{1.16} \quad (3)$$

式中, T_0 为与计算准确度有关的参数; b 为与维数无关的参数; τ_c 为与细菌运动方向转角大小相关的时间,它们均与期望的计算准确度 ε 有关。

在优化过程中对算法参数的自适应调整可加速寻优过程,在搜索过程中对全体参数进行自适应更新的方法如下^[7]。

1) 设定搜索过程中的初始准确度 $\varepsilon_{\text{begin}}$ 和最终准确度 ε_{end} 。通过式(1)~式(3)和 $\varepsilon_{\text{begin}}$ 确定参数 T_0 、 b 和 τ_c 。 $\varepsilon_{\text{begin}}$ 一般可取大于0.1的一个值, ε_{end} 则可以取一个足够小的值如 10^{-10} 。

2) 每次达到某一搜索准确度后,就进入下一准确度范围,同时根据式(1)~式(3)重新确定参

数 T_0 、 b 和 τ_c 。

3) 当连续 n_{pc} 步前后函数值的差的绝对值小于 ε 时,即 $|f_{\text{pr}}| < \varepsilon$,则此时给定的准确度 ε 已经达到。

(2) 步骤2:细菌移动方向选择

当每个细菌移动时,用移动步长和移动方向,即一个半径 r 和 $n-1$ 维角度向量 $\phi = (\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_{n-1})$ 来描述其移动状态。其中, r 表示细菌在 n 维空间中移动的综合步长; $n-1$ 个角度 $(\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_{n-1})$ 表示细菌在 n 个维度中相邻维度两两组合所构成的平面内的移动角度,即把细菌的 n 维移动转化成 $n-1$ 个二维移动,这 $n-1$ 个移动角度综合叠加的结果就是细菌在整个 n 维空间中的移动方向选择。

设 $i(i=1,2,\dots,n)$ 为维度编号,细菌移动方向是用角度 ϕ_i 在 $(i,i+1)$ 这个二维空间内的高斯概率分布密度函数确定的,其中 ϕ_i 从 i 轴测量,向左或向右取角度值,概率分布为

$$P(X_i = \phi_i, v_i = \pm \mu_i) = \frac{1}{\delta_i \sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(\phi_i - v_i)^2}{2\delta_i^2}\right] \quad (4)$$

式中, v 、 μ 、 X 为标准型高斯概率密度分布函数参数。

ϕ_i 在 $[0^\circ, 180^\circ]$ 范围内,方向向左或者向右遵循统一的概率密度分布,因此可得

$$P(X_i = \phi_i) = \frac{1}{2} [P(X_i = \phi_i, v_i = \mu_i) + P(X_i = \phi_i, v_i = -\mu_i)] \quad (5)$$

X 的期望 $\mu = E(X)$ 和方差 δ 分布按如下方式给定:设 f_{pr} 为当前点与上一点函数值之差; l_{pr} 为变量空间中连接当前点与上一点的向量模。

若 $f_{\text{pr}}/l_{\text{pr}} < 0$,则

$$\begin{cases} \cos \theta = e^{-\tau_c \tau_{\text{pr}}} \\ \mu = 62(1 - \cos \theta) \\ \delta = 26(1 - \cos \theta) \end{cases} \quad (6)$$

式中, τ_{pr} 为细菌上一运动轨迹持续时间的随机参数 τ , τ 由概率分布确定。

$$P(Y = \tau) = e^{-\frac{\tau}{T}} / T \quad (7)$$

$$T = \begin{cases} T_0 & \frac{f_{\text{pr}}}{l_{\text{pr}}} \geq 0 \\ T_0 \left[1 + b \left| \frac{f_{\text{pr}}}{l_{\text{pr}}} \right| \right] & \frac{f_{\text{pr}}}{l_{\text{pr}}} < 0 \end{cases} \quad (8)$$

反之,若 $f_{\text{pr}}/l_{\text{pr}} > 0$,则 $\mu = 62^\circ$, $\delta = 26^\circ$ 。一旦确定了 ϕ_i ,把新确定的角 $(\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_{n-1})$ 与以前的移动角求和,就可得到一个新的描述移动轨迹的方向

向量。

(3) 步骤3: 确定移动距离

在 n 维空间中通过定义位置点的方式 (L_1, L_2, L_n) 来唯一确定一个细菌在空间中的位置, 并把细菌在 n 维空间中的移动步长用相量 $(l_1, l_2, \dots, l_n)$ 来表示。这个位置在 n 维空间中定义如下

$$\begin{cases} l_1 = r \sum_{k=1}^{n-1} \cos \phi_k \\ l_i = r \sin \phi_{i-1} \sum_{k=1}^{n-1} \cos \phi_k \\ l_n = r \sin \phi_{n-1} \end{cases} \quad (9)$$

式中, $i=2, 3, \dots, n-1$ 。

鉴于 n 维空间中不同维度的表达概念不尽一致, 在对细菌移动半径的假设上采用标么制, 对应到各个维度上的基准值取不同量纲。至此, 每个细菌依靠自身上一步的信息进行移动决策的过程结束。

2. 细菌群体信息交互模式

1) 寻找更优点中心坐标的位置。在每一步移动到新位置前, 细菌均要感知其周围环境并做出反应, 趋向移动到更好位置细菌的中心点。在移动步数为 k 时, 细菌 i 附近有更好位置的同伴的中心点 H_{center} 由下式决定

$$H_{\text{center}}(x_{i,k}) = F_{\text{aver}}(x_{j,k} | f(x_{j,k}) < f(x_{i,k})) \quad (10)$$

式中, $x_{i,k}$ 为移动步数为 k 时细菌 i 的移动矢量; $f(x_{i,k})$ 为移动步数为 k 时细菌 i 位置对应的目标函数值;

$$F_{\text{aver}}(x_1, x_2, \dots, x_n) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i; \quad i=1, 2, \dots, n。$$

2) 细菌向中心坐标移动, 移动的长度为 $C_{\text{rand}} I_{\text{dis}}(x_{i,k}, H_{\text{center}}(x_{i,k}))$ 其中, $I_{\text{dis}}(x_{j,k}, x_{i,k})$ 为移动步数为 k 时 n 维空间中细菌 i 与细菌 j 之间的距离; C_{rand} 为 $(0, 2)$ 之间服从均匀分布的随机值。

3) 比较个体与群体移动结果。比较细菌在 n 维空间中的个体与群体移动结果, 作为收集下一步移动信息的依据。

4) 改进策略。为进一步提高算法性能, 避免由于算法的随机性而将原来位置较好的点抛弃, 类似于传统优化方法引入精英保留策略, 即菌群每移动一步后, 位置最差的细菌 L_{worst} 将继续向移动前最好位置的细菌 L_{best} 附近移动

$$x_{\text{worst}} = x_{\text{worst}} + C_{\text{rand}}(x_{\text{best}} - x_{\text{worst}}) \quad (11)$$

5) 参数更新。当细菌寻优结果满足跳出迭代输

出结果的条件时, 则完成寻优; 反之则根据本步移动结果确定提供下一步移动的信息, 并进行参数更新。

综合上述细菌在 n 维空间中的个体和群体移动规律, 就构成了完整的BCC算法。细菌个体与周围环境交换信息这一互动机制可以大大节省算法的搜索时间。由于细菌群体间的相互作用, 细菌群体中的绝大多数都不易从最后的全局最小点逃逸, 从而提高全局搜索能力。

3. 参数 b 的自适应调整

为避免在前期搜索过程中耗费过多时间以及加快算法后期的收敛速度, 依据下式对 b 进行修正^[8]

$$b_{\text{adp}} = \begin{cases} b \frac{1}{\left| \frac{\Delta f_{\text{pr}}}{\Delta l_{\text{pr}}} \right| + 1} & \frac{f_{\text{pr}}}{l_{\text{pr}}} \geq 0 \\ b \frac{1}{\left| \frac{\Delta f_{\text{pr}}}{\Delta l_{\text{pr}}} \right| + 1} (|f_{\text{pr}}| + 1) & \\ [1 + b_{\text{adp}} \left| \frac{f_{\text{pr}}}{l_{\text{pr}}} \right|] & \frac{f_{\text{pr}}}{l_{\text{pr}}} \leq 0 \end{cases} \quad (12)$$

基于BCC算法的PSS参数优化

1. 系统元件及PSS模型

同步发电机采用动态稳定性分析中的广泛采用的模型, 即忽略定子绕组暂态, 计及阻尼绕组以及励磁绕组暂态和转子动态的五阶模型, 励磁系统采用静止励磁调节器模型。PSS环节为典型的超前-滞后校正模型, 其传递函数为^[12]

$$U_p = \frac{sK_p}{1 + sT_{wp}} \times \frac{1 + sT_{1p}}{1 + sT_{2p}} \times \frac{1 + sT_{3p}}{1 + sT_{4p}} \Delta\omega_p \quad (13)$$

式中, U_p 为第 p 台发电机的PSS输出信号; $\Delta\omega_p$ 为第 p 台发电机PSS的输入; T_{wp} 为隔直环节的时间常数; T_{1p} 、 T_{2p} 、 T_{3p} 、 T_{4p} 为超前-滞后环节的时间常数; K_p 为放大环节常数与隔直环节时间常数的乘积。通常, T_{wp} 、 T_{2p} 、 T_{4p} 是预先给定的定值, 待整定参数为 K_p 、 T_{1p} 、 T_{3p} 。

2. PSS参数优化目标函数及约束条件

为综合考虑PSS与励磁系统的性能, 本文选择ITAE准则(时间与误差绝对值的积分)作为PSS作用效果的评估函数, 误差取各转子角速度与它们各自稳态值的相对误差绝对值之和。基于ITAE准则的目标函数选取为

$$\min f = \int_{t_0}^t \sum_{i=1}^p [\alpha_i |\omega_i(t) - \omega_{si}|] dt \tag{14}$$

式中， $\omega_i(t)$ 为第*i*台发电机在*t*时刻的转子角速度； ω_{si} 为第*i*台发电机转子角速度的稳态值； α_i 为权重因子，可根据需要进行调整。

鉴于PSS中各参数均有一定的取值范围，参考PSS参数优化经典模型中的参数取值范围，PSS设计可以表述为如下带约束优化问题^[3]

$$\begin{cases} K_{\min} \leq K_p \leq K_{\max} \\ T_{1\min} \leq T_{1p} \leq T_{1\max} \\ T_{3\min} \leq T_{3p} \leq T_{3\max} \end{cases} \tag{15}$$

式中， K_p 、 T_{1p} 、 T_{3p} 为待优化的参数，参数 K_p 的取值范围是[0.1,1000]， T_{1p} 、 T_{3p} 的典型取值范围均为[0.01,1]。

3. 算法流程（如图1所示）

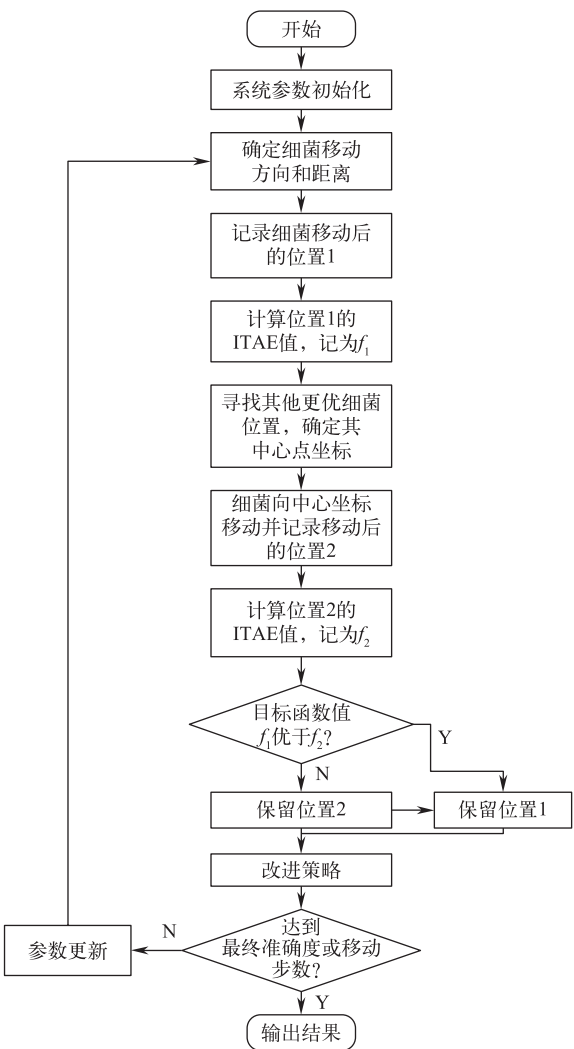


图1 BCC算法优化PSS参数流程图

算例分析

为检验本文所设计算法的性能以及经优化参数的PSS对系统暂态稳定性的影响，在CPU为2.53 GHz，RAM为2.00 GB的Core (TM) i3 PC机上采用MATLAB语言编写程序并搭建模型，以Kunder四机两区域系统为例进行了PSS参数优化，并进行动态性能仿真测试。

1. 四机两区域系统

Kunder四机两区域系统结构如图2所示，由两个区域组成。中间通过较长的联络线相连，每个区域都有两台发电机，记为 $G_1 \sim G_4$ ，均采用五阶模型，其额定容量均为900 MV·A，且均配有自并励静止励磁系统，系统模型具体参数见文献^[13]。鉴于该系统较好地模拟实际系统的动态行为，因此也成为电力系统动态稳定性分析中的经典系统模型。

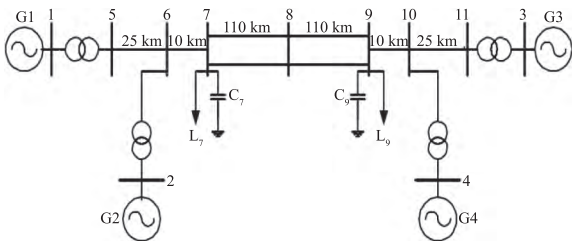


图2 Kunder四机两区域系统结构图

2. PSS参数优化结果

根据基于特征根分析的参与因子的选址方法^[14]，将PSS安装在发电机 G_2 和 G_3 上，其中PSS中给定的参数为 $T_{wp}=20$ 、 $T_{2p}=0.02$ 、 $T_{4p}=0.02$ （ $p=2,3$ ）。待优化参数为 K_p 、 T_{1p} 、 T_{3p} 。本文分别采用相同条件下的BCC算法、自适应遗传算法（AGA）和粒子群算法（PSO）对三个待定参数进行优化，并进行比较。为三种算法的参数优化结果比较见表1。

表1 三种算法的参数优化结果

发电机		算法		
		BCC	AGA	PSO
G_2	K_p	629.318	292.154	96.132
	T_{1p}	0.865	0.032 8	0.034
	T_{3p}	0.923	2.051	0.451
G_3	K_p	738.210	348.234	78.254
	T_{1p}	0.721	0.034 7	0.061
	T_{3p}	0.218	2.251	0.037

3. 动态仿真分析

为评价经BCC算法优化参数PSS的性能，分别

对系统励磁参考电压加5%扰动和系统发生三相短路故障的情况下，对配置采用BCC、AGA以及PSO算法优化的PSS的Kunder四机两区域进行动态仿真测试。图3~图6为测试PSS在系统受大扰动情况下的性能。

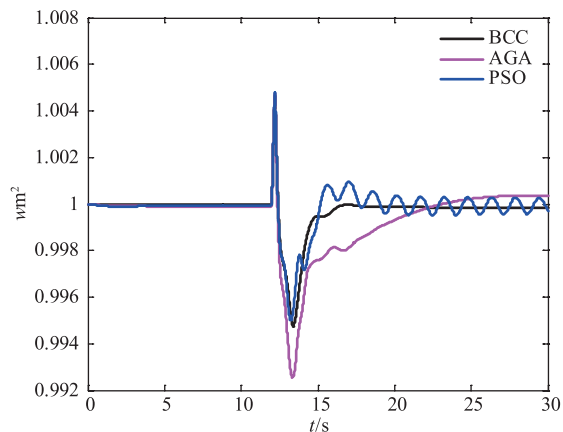


图3 发电机G₂转速动态响应曲线（三相短路故障）

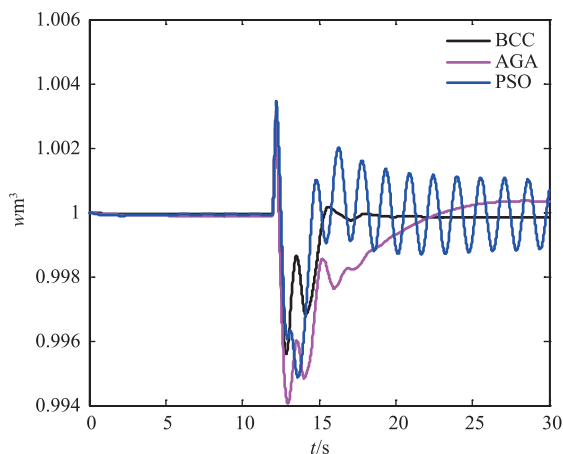


图4 发电机G₃转速动态响应曲线（三相短路故障）

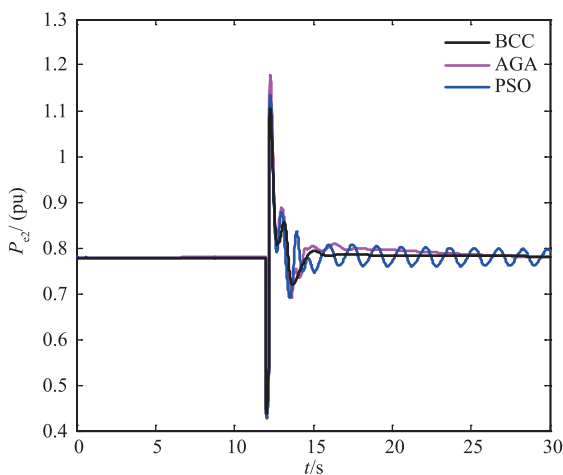


图5 发电机G₂电磁功率动态响应曲线（三相短路故障）

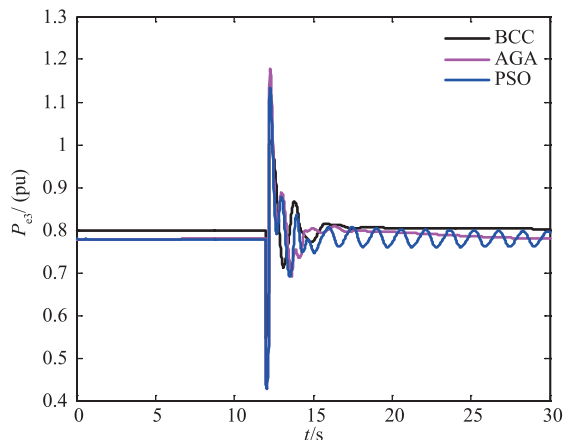


图6 发电机G₃电磁功率动态响应曲线（三相短路故障）

由图3~图6可见，无论转速还是电磁功率，经BCC算法优化PSS的系统中，振荡幅度都比较小，而且振荡时间也都比AGA短。而经PSO优化PSS的系统中，振荡在30 s内都没有平息，只是呈现出减幅振荡的形式。图7~10为测试PSS在系统受小扰动时的性能。

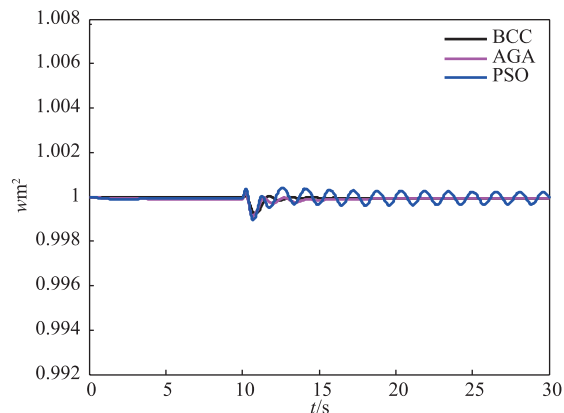


图7 发电机G₂转速动态响应曲线（励磁加5%扰动）

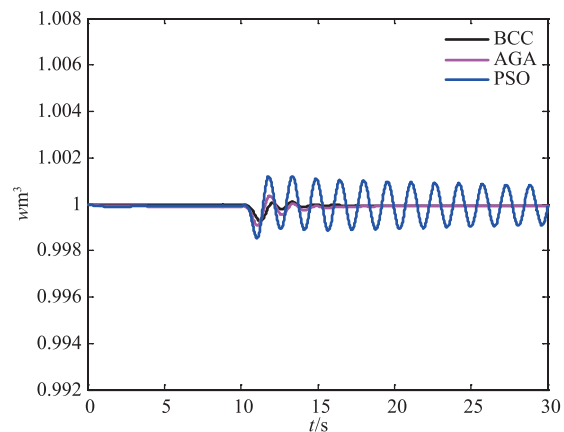


图8 发电机G₃转速动态响应曲线（励磁加5%扰动）

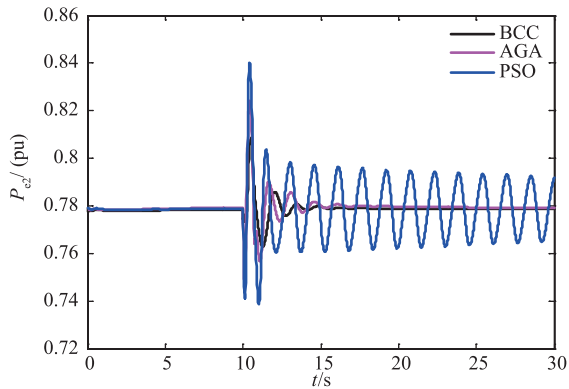


图9 发电机G₂电磁功率动态响应曲线（励磁加5%扰动）

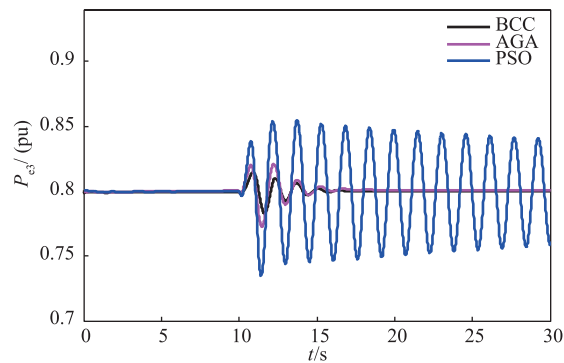


图10 发电机G₃电磁功率动态响应曲线（励磁加5%扰动）

对PSS在小扰动下性能的分析与大扰动时类似，在采用经BCC优化参数的PSS的系统中，转速振荡和功率振荡的幅度都小于AGA和PSO算法，而且时间也短，这对于系统抑制低频振荡，维持振荡后的稳定性大有裨益。

结束语

本文将已经运用到电力系统无功优化等领域的BCC算法应用到PSS参数优化领域，并针对优化结果做动态测试。结果表明经BCC优化参数的PSS在大小扰动下均有良好性能，使得系统的低频振荡可以很快得到抑制，回到稳定运行状态。这也说明BCC算法是一种值得进一步研究的智能算法。EA

（收稿日期：2025-03-11）

参考文献

- [1] 刘扬名, 严正, 贾燕冰, 等. 电力系统稳定器调参现状与研究[J]. 华东电力, 2007, 35(1): 13-17.
- [2] 王德意, 闫伟. 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.
- [3] 刘扬名, 严正. 基于自适应遗传算法的系统PSS参数优化. 中国农村水利水电, 2007, 11(4): 129-132.
- [4] Abido M A. Robust design of multi-machine power system stabilizers using simulated annealing[J]. Transaction IEEE. Energy. Conversion, 2000, 15(3): 297-304.
- [5] 牛振勇, 杜正春, 方万良, 等. 基于进化策略的多机系统参数优化[J]. 中国电机工程学报, 2004, 24(2): 22-27.
- [6] BERG H C, BROWN D A. Chemotaxis in escherichia coli analyzed by three-dimensional tracking[J] Nature, 1972, 239(5374): 500-504.
- [7] 李威武, 王慧, 邹志君, 等. 基于细菌群体趋药性的函数优化方法[J]. 电路与系统学报, 2005, 10(1): 58-63.
- [8] 黄伟, 张建华, 张聪, 等. 基于细菌群体趋药性算法的电力系统无功优化[J]. 电力系统自动化, 2007, 31(7): 29-33.
- [9] 卢旻, 吴华仁, 李晓慧. 运用细菌群体趋药性优化的电力系统广域阻尼控制[J]. 电力系统保护与控制, 2010, 38(15): 7-12.
- [10] 华梁, 杨伟. 基于细菌群体趋药性算法的二级电压控制[J]. 电网技术, 2010, 34(4): 146-151.
- [11] 孙卜. 基于改进BCC算法的配电网多故障抢修策略研究[D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2011.
- [12] 倪以信, 陈寿孙, 张宝霖. 动态电力系统的理论和分析[M]. 北京: 清华大学出版社, 2002.
- [13] Kunder P. Power System Stability and Control[M]. New York: McGraw-Hill, 1994.
- [14] Abdel-Magid Y L, Abido M A, Al-Baiyat S. et. Simultaneous Stabilization of Multi-machine Power Systems Via Genetic Algorithms[J]. IEEE Trans on Power systems, 1999, 14(4): 1428-1439.
- [15] 范国英, 郭雷, 孙勇, 等. BFO-PSO混合算法的PSS参数优化设计[J]. 电力系统及其自动化学报, 2010, 22(6): 28-31.