

针对柔性高压直流输电系统的交互式教-学优化算法

杨 博¹, 束洪春¹, 张瑞颖¹, 黄琳妮¹, 张孝顺², 余 涛^{2†}

(1. 昆明理工大学 电力工程学院, 昆明 650500; 2. 华南理工大学 电力学院, 广州 510640)

摘要: 提出一种针对柔性高压直流输电系统(VSC-HVDC)的交互式教-学优化算法(ITLO)以获取最优PI控制增益. 首先在原始教-学优化算法中引入多个班级来扩大搜索范围; 然后在不同班级的教师或学生之间建立小世界网络(SWN), 通过深度交互学习实现精确搜索. 交互式教-学优化算法能够合理权衡搜索范围和搜索精度, 从而有效避免算法陷入局部最优. 通过3个算例对所提出算法的有效性进行测试, 即有功功率和无功功率追踪、电网短路故障和风电并网, 仿真结果验证了其相较于现有启发式优化算法的优越性.

关键词: 交互式教-学优化算法; 小世界网络; PI控制增益调节; 柔性高压直流输电系统

中图分类号: TM7

文献标志码: A

Interactive teaching-learning optimization for VSC-HVDC systems

YANG Bo¹, SHU Hong-chun¹, ZHANG Rui-ying¹, HUANG Lin-ni¹, ZHANG Xiao-shun², YU Tao^{2†}

(1. Faculty of Electric Power Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China;

2. School of Electric Power, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China)

Abstract: This paper designs an interactive teaching-learning optimization (ITLO) algorithm for voltage source converter based high-voltage direct-current (VSC-HVDC) systems, which is used to optimize the control gains of proportional-integral (PI) control loops. Firstly, a wider exploration is achieved by introducing multiple classes into the teaching-learning based optimization (TLBO) algorithm. Then, a small world network (SWN) is employed for a deep interactive learning among the teachers or students from different classes, so that a more accurate exploitation can be realized. As a result, ITLO is able to effectively avoid a local optimum thanks to its proper trade-off between explorations and exploitations. Three case studies are undertaken, such as active and reactive power tracking, short-circuit fault at power grid, and wind farm integration. Simulation results show that the proposed approach has great advantage compared with typical meta-heuristic optimization algorithms.

Keywords: interactive teaching-learning optimization; small world network; PI control gains tuning; VSC-HVDC systems

0 引言

近年来,全球对电网安全和环境保护问题的关注日益增长,使得高压直流输电技术在世界范围内获得了广泛的关注和研究^[1]. 由于大规模风电并网、交流系统的快速功率潮流调节、远距离输电、弱阻尼系统联网,多馈入或弱馈入区域供电的需求与日俱增^[2],基于绝缘栅双极型晶体管(VSC-HVDC)受到了越来越多的关注. VSC-HVDC系统与传统的电流源型高压直流输电系统(HVDC, LCC-HVDC)^[3]相比具有突出的优点,如总控制成本较低,环境影响较小,可再生

能源接入简单,传输稳定性强,以及电能质量高,等等.

通常而言,合理地设计控制系统对VSC-HVDC的优化运行至关重要. 换流器的动态特性使得VSC-HVDC系统具有高度非线性;同时,电网的精确模型难以获得以及随机风电的接入催生了各类先进控制策略来获得最优的控制性能. 如基于系统精确模型的反馈线性化控制(FLC)^[4],该方法完全补偿VSC-HVDC系统的非线性以实现全局控制一致性. 文献[5]提出了一种模糊自适应PI控制器,从而在系统发生故障时通过在线调节控制器参数来提高鲁棒

收稿日期: 2017-08-14; 修回日期: 2017-12-04.

基金项目: 国家自然科学基金项目(51477055, 51667010, 51777078); 昆明理工大学自然科学基金项目(KKSY201604044); 云南省教育厅科学研究基金项目(KKJB201704007).

责任编委: 张国山.

作者简介: 杨博(1988—),男,副教授,博士,从事非线性自适应控制、高压直流输电系统的研究; 余涛(1974—),男,教授,博士生导师,从事人工智能电力系统控制与优化、电力系统稳定与运行等研究.

†通讯作者. E-mail: taoyu1@scut.edu.cn

性. 此外, 文献[6]考虑了系统参数不确定、未建模动态和时变外部扰动的影响, 设计了一款基于扰动观测器的滑动模态控制器(POSMC)来提高系统在各种运行条件下的鲁棒性. 另外, 文献[7]提出了基于扩张状态观测器(ESO)和Terminal滑模的HVDC非线性鲁棒控制策略, 将系统的内、外扰动以及不确定因素动态补偿到系统中来提高系统鲁棒性. 然而, 上述策略的控制结构过于复杂, 在实际中较难实现. 经典的基于PI控制环的矢量控制(VC)由于其结构简单、易于实现而广泛应用于工业领域中^[8]. 该控制方法是將非线性系统在某一运行点处进行线性化后设计PI控制参数, 显然, 当系统运行条件改变时, 其控制效果可能大幅降低. 因此, 各类优化算法被应用于调节最优PI控制参数. 在文献[9]中, 提出了一种混合遗传算法(GA)和单纯形法的混合遗传算法来调节定电流PI控制器参数. 文献[10]设计了一款自适应粒子群优化器(APSO)来优化直流PI控制器参数. 另外, 文献[11]基于差分进化算法(DE), 对逆变器侧的内电流环PI控制参数进行优化, 明显改善了VSC-HVDC系统的响应特性. 此外, 基于非线性单纯形Simplex算法, 文献[12]设计了能够独立控制有功功率和无功率的最优PI控制器.

以上启发式算法的主要局限在于合理的算法参数设置难以确定, 尤其对于变量数目较大的情形. 当算法参数改变时, 原本求解到的全局最优解可能会退化为局部最优解. 近年来, 文献[13-14]根据学校教学过程中教师对学生的指导关系, 提出了一种教学优化算法(TLBO). 该算法可有效求解连续非线性函数的全局最优问题, 具有计算速度快、求解质量高等突出优点. TLBO及其各种改进算法已被成功应用于不同领域, 如考虑总燃料成本和机组排放量的多目标最优潮流^[15]以及辐射状配网的分布式能源最优配置^[16], 等等.

本文提出一种全新的交互式教学优化算法(ITLO)用于调节多种工况下的VSC-HVDC系统PI控制参数. 与基于单一班级的TLBO相比, ITLO引入

多个班级以扩大搜索范围. 另外, 引入小世界网络(SWN)机制^[17]来实现不同班级间各教师或学生的相互学习, 从而大幅加快了算法的收敛速率.

1 VSC-HVDC系统建模

VSC-HVDC系统基本结构如图1所示. 其中, 整流器调节直流电压和无功功率, 而逆变器调节有功功率和无功功率. 本文只考虑三相平衡情况, 即三相电路参数相同, 电压和电流幅值相等, 三相之间相角差为 120° . 另外, 采用VSC的平均模型表征其动态^[6].

角频率 ω 下的整流器动态方程^[4,6]为

$$\begin{cases} \frac{di_{d1}}{dt} = -\frac{R_1}{L_1}i_{d1} + \omega i_{q1} + u_{d1}, \\ \frac{di_{q1}}{dt} = -\frac{R_1}{L_1}i_{q1} - \omega i_{d1} + u_{q1}, \\ \frac{dV_{dc1}}{dt} = \frac{3u_{sq1}i_{q1}}{2C_1V_{dc1}} - \frac{i_L}{C_1}. \end{cases} \quad (1)$$

其中: 整流器通过等值电阻 R_1 和电感 L_1 与交流电网相连, C_1 为整流器直流侧电容, 并有 $u_{d1} = (u_{sd1} - u_{rd})/L_1$ 和 $u_{q1} = (u_{sq1} - u_{rq})/L_1$.

同理, 逆变器(inverter)动态方程如下所示:

$$\begin{cases} \frac{di_{d2}}{dt} = -\frac{R_2}{L_2}i_{d2} + \omega i_{q2} + u_{d2}, \\ \frac{di_{q2}}{dt} = -\frac{R_2}{L_2}i_{q2} - \omega i_{d2} + u_{q2}, \\ \frac{dV_{dc2}}{dt} = \frac{3u_{sq2}i_{q2}}{2C_2V_{dc2}} + \frac{i_L}{C_2}. \end{cases} \quad (2)$$

其中: 逆变器通过等值电阻 R_2 和电感 L_2 与交流电网相连, C_2 为逆变器直流侧电容, 并有 $u_{d2} = (u_{sd2} - u_{id})/L_2$ 和 $u_{q2} = (u_{sq2} - u_{iq})/L_2$.

整流器和逆变器之间通过直流电缆相连, 满足如下关系:

$$V_{dc}i_L = V_{dc2}i_L + 2R_0i_L^2, \quad (3)$$

其中 R_0 表示直流电缆等值电阻. 首先通过Clark变换将电网三相电压从静止 abc 坐标系变换到两相正交的静止 $\alpha\beta$ 坐标系; 然后通过Park变换将其进一步变换到旋转的两相正交同步 dq 坐标系. 在同步 dq 坐标系下, $u_{sd1}, u_{sd2}, u_{sq1}, u_{sq2}$ 为交流电网电压的 dq 轴分

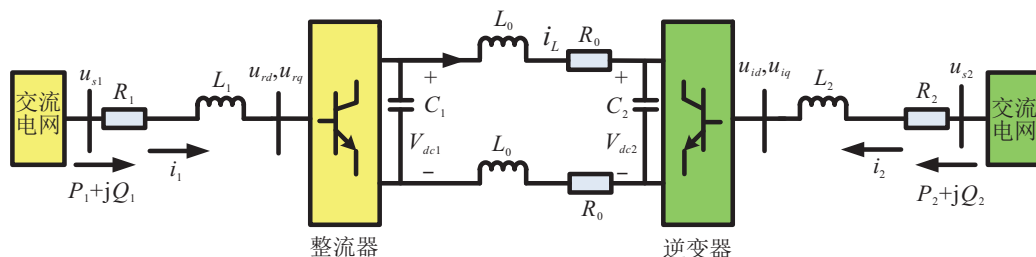


图1 VSC-HVDC系统基本结构示意图

量^[18]; $i_{d1}, i_{d2}, i_{q1}, i_{q2}$ 为相应的线电流; $u_{rd}, u_{tid}, u_{rq}, u_{iq}$ 为换流器输入电压; P_1, P_2, Q_1, Q_2 为输送到 VSC 的有功功率和无功功率; V_{dc1}, V_{dc2} 为直流电压; i_L 为直流电缆电流。

整流器与逆变器的 q 轴与交流电网电压 u_{s1} 和 u_{s2} 同向, 因此 u_{sd1} 与 u_{sd2} 等于 0, 而 u_{sq1}, u_{sq2} 等于 u_{s1}, u_{s2} 的幅值^[4-8], 功率方程可表示如下:

$$\begin{cases} P_1 = \frac{3}{2}(u_{sq1}i_{q1} + u_{sd1}i_{d1}) = \frac{3}{2}u_{sq1}i_{q1}, \\ Q_1 = \frac{3}{2}(u_{sq1}i_{d1} - u_{sd1}i_{q1}) = \frac{3}{2}u_{sq1}i_{d1}, \\ P_2 = \frac{3}{2}(u_{sq2}i_{q2} + u_{sd2}i_{d2}) = \frac{3}{2}u_{sq2}i_{q2}, \\ Q_2 = \frac{3}{2}(u_{sq2}i_{d2} - u_{sd2}i_{q2}) = \frac{3}{2}u_{sq2}i_{d2}. \end{cases} \quad (4)$$

2 交互式教学优化算法

2.1 ITLO 原理

在 TLBO^[13-14] 的基础上, ITLO 引入了多个班级来扩大最优解搜索范围, 其中每个班级都包含一名教师和一群学生, 如图 2 所示。基本概念如下:

- 1) 教师: 在班级中寻得最优解(适应度函数最小)的个体, 其主要目标为引导班级中的学生搜索更好的解, 并通过与其他教师的交互更新自身知识。
- 2) 学生: 班级中剩余的适应度函数较大的个体, 可在班级中向教师进行学习, 也可与其他所有学生相互学习, 从而获取自身更好的解。
- 3) 角色互换: 在某次迭代中, 若有学生寻得的解比教师的解更好, 则在下一次迭代中该学生与教师角色互换, 即该学生升级为教师, 而该教师降级为学生。

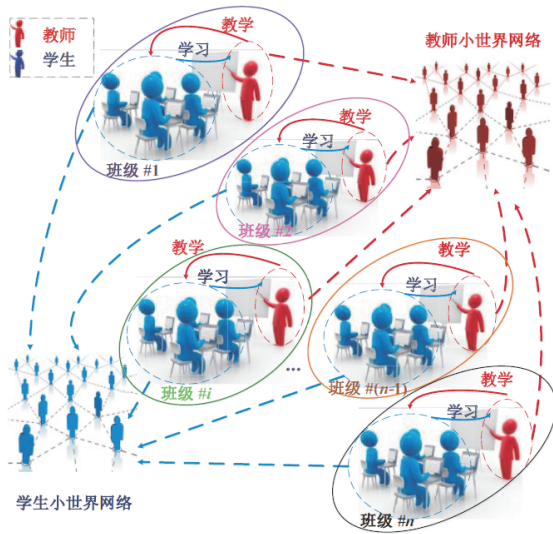


图 2 ITLO 基本优化框架

2.1.1 小世界网络

种群式算法主要适用于完全确定或完全随机的互联网络优化问题。但文献[17]发现, 在人类或动物

社群中, 个体行为并不完全由其自身决定, 而是会受到其相邻个体的综合影响。受该现象的启发, 本文采用小世界网络机制来模拟班级社群网络中相互作用的主要特性。

如图 3 所示, 小世界网络可从最简单的环网演化而得, 其中每个个体与其他个体进行随机交互的概率为 p 。第 i 个个体和第 j 个个体之间的交互概率 ρ_{ij} 可由下式计算:

$$\rho_{ij} = \left(1 - \frac{k}{k_{\max}}\right) C_p. \quad (5)$$

其中: k 为迭代次数; k_{\max} 为最大迭代次数; C_p 为概率系数; $0 < C_p < 1$ 。

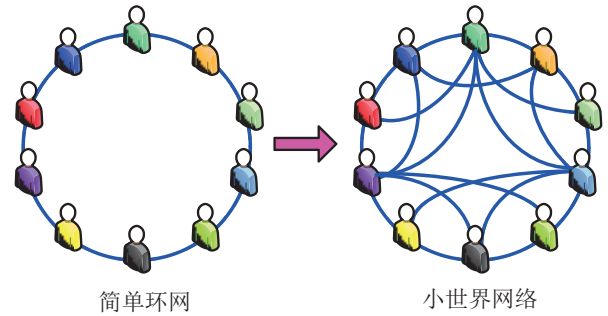


图 3 小世界网络中的个体以概率 p 进行交互示意图

2.1.2 教师与学生之间的教学

教师会努力提高整个班级的总体成绩, 从而使所有学生都能通过不断减小全班平均成绩与教师的最好成绩之间的差距来提高自身成绩, 其中每个学生的解的迭代公式^[13-14]如下:

$$x_{\text{teach}}^{im} = x_k^{im} + r(x_k^{it} - T_F M_k^i); \quad (6)$$

$$x_{k+1}^{im} = \begin{cases} x_{\text{teach}}^{im}, & f(x_{\text{teach}}^{im}) < f(x_k^{im}); \\ x_k^{im}, & \text{否则}; \end{cases} \quad (7)$$

$$T_F = \text{round}[1 + \text{rand}(0, 1)\{2 - 1\}]; \quad (8)$$

$$M_k^i = \frac{1}{P_s} \sum_{m=1}^{P_s} x_k^{im}. \quad (9)$$

其中: x_k^{im} 为第 i 个班级中的第 m 个学生在第 k 次迭代中寻得的解; x_k^{it} 为第 i 个班级中的教师在第 k 次迭代中寻得的解; x_{teach}^{im} 为第 m 个学生从教师处习得的解; M_k^i 为第 i 个班级在第 k 次迭代中的平均成绩; f 为适应度函数; r 为 $[0, 1]$ 的随机数; 启发步长 T_F 表示改进平均成绩的教学系数, 其值以等概率随机地在 1 或 2 中选取; P_s 为每个班级的总人数。

2.1.3 教师与学生之间的交互

每个个体(即教师或学生)都有其自身与其他人的社交(交互)网络。若某个体在交互中发现其他个体的知识更优, 则其将会根据对方的解来更新自身的

解,即

$$x_{\text{learn}}^{im} = \begin{cases} x_k^{im} + r(x_k^{im} - x_{\text{best}}^{im}), \\ f(x_k^{im}) < f(x_{\text{best}}^{im}); \\ x_k^{im} + r(x_{\text{best}}^{im} - x_k^{im}), \text{ 否则}; \end{cases} \quad (10)$$

$$x_{\text{best}}^{im} = \arg \min_{x_k^{jm}, j \in \Omega_k^{im}} f(x_k^{jm}); \quad (11)$$

$$x_{k+1}^{im} = \begin{cases} x_{\text{learn}}^{im}, f(x_{\text{learn}}^{im}) < f(x_k^{im}); \\ x_k^{im}, \text{ 否则}. \end{cases} \quad (12)$$

其中: x_{learn}^{im} 为第 i 个班级中的第 m 个个体从其交互对象处习得的解, x_{best}^{im} 为第 k 次迭代中从交互对象处习得的最优解, Ω_k^{im} 为第 i 个班级中第 m 个个体在第 k 次迭代中的交互对象集合.

初始班级数量选取为 $n = 5$. 另外,各班级学生和教师初始值由如下函数随机选取:

$$x_0^{im} = (x_{ub} - x_{lb})R + x_{lb}, \\ i = 1, 2, \dots, n, m = 1, 2, \dots, P_s. \quad (13)$$

其中: x_0^{im} 为第 i 个班级的第 m 个个体的初始值; R 为一随机矢量,其元素从 $[0,1]$ 范围内随机选取; x_{ub} 和 x_{lb} 分别代表被控量的上界和下界.

每个个体的适应度函数可根据式(13)所得到的初始解来求得,随后每个班级中具有最小适应度函数值的个体将被晋升为该班级的教师,其他所有个体则作为学生. 另外,每个教师通过小世界网络(5)与其他班级的教师交互. 教师间的交互机制与学生间的交互机制相同. 基于上述交互学习机制,每一个教师都将从自身交互学习的教师中提高自身知识,从而在下次迭代中有更大的概率提高寻优的质量.

2.2 TLBO与ITLO对比

每个教师仅跟其他班级的教师通过小世界网络进行交互,而每个学生则跟所有班级的其他学生以一定概率进行交互,如式(5)所示. TLBO和ITLO的主要区别分析如下:

1) 搜索范围: TLBO仅有一个班级进行全局搜索,班级中所有学生仅由一个教师进行指导. 所有个体只能在一个班级中获得有用的知识,因此个体有较高概率陷入局部最优. 而ITLO增加了班级个数,从而扩大了搜索范围,同时每个教师都能独立指导其学生,因此显著提高了获得全局最优解的概率.

2) 搜索精度: 在TLBO中每个学生随机地向另一个学生或教师进行学习,而ITLO通过小世界网络与教师或其他学生进行学习. 该交互网络贯穿于不同班级间并随着迭代的进行动态更新,因此ITLO的寻

优精度更高.

3 基于ITLO的VSC-HVDC系统最优PI控制器设计

3.1 基于ITLO的VSC-HVDC系统控制框架

如图4所示,VSC-HVDC系统控制器由两部分组成,即整流器控制和逆变器控制. 在整流器侧,外环控制调节直流电压 V_{dc1} 和无功功率 Q_1 以获得 dq 轴电流参考值 i_{q1}^* 和 i_{d1}^* , 而内环控制负责调节上述电流,随后经过补偿项 u'_{q1} 和 u'_{d1} 获得整流器的最终控制输入 u_{rq} 和 u_{rd} . 类似地,在逆变器侧,外环控制调节有功功率 P_2 和无功功率 Q_2 以获得 dq 轴电流参考值 i_{q2}^* 和 i_{d2}^* , 而内环控制负责调节上述电流,随后经过补偿项 u'_{q2} 和 u'_{d2} 获得逆变器的最终控制输入 u_{iq} 和 u_{id} .

ITLO用于求解8个PI控制器的最优参数. 在每次迭代中,将VSC-HVDC系统的被控变量代入优化模型,即适应度函数和对应解中,每个解都表示ITLO中的一名教师或学生. 所有教师和学生的解会逐步改善并最终寻得全局最优解. 本文采用3种算例进行研究分析,即有功功率和无功功率追踪,交流电网5周波三相接地短路故障,以及风电并网. 考虑总控制成本的情况,ITLO系统优化模型如下所示:

$$\begin{aligned} \text{Min } f(x) = & \sum_{\text{Threecases}} \int_0^T (|Q_1 - Q_1^*| + |Q_2 - Q_2^*| + \\ & |V_{dc1} - V_{dc1}^*| + |P_1 - P_2^*| + \\ & \omega_{i1}|u_{qi}| + \omega_{i2}|u_{di}|) dt. \quad (14) \\ \text{s.t. } & \left\{ \begin{array}{l} K_{iQi}^{\min} < K_{iQi} < K_{iQi}^{\max}, \\ K_{pQi}^{\min} < K_{pQi} < K_{pQi}^{\max}, \\ K_{idi}^{\min} < K_{idi} < K_{idi}^{\max}, \\ K_{pidi}^{\min} < K_{pidi} < K_{pidi}^{\max}, \\ K_{iIqi}^{\min} < K_{iIqi} < K_{iIqi}^{\max}, \\ K_{pIqi}^{\min} < K_{pIqi} < K_{pIqi}^{\max}, \\ K_{iVdc}^{\min} < K_{iVdc} < K_{iVdc}^{\max}, \\ K_{pVdc}^{\min} < K_{pVdc} < K_{pVdc}^{\max}, \\ K_{iP2}^{\min} < K_{iP2} < K_{iP2}^{\max}, \\ K_{pP2}^{\min} < K_{pP2} < K_{pP2}^{\max}, \\ V_{dci}^{\min} < V_{dci} < V_{dci}^{\max}, \\ u_{si}^{\min} < u_{si} < u_{si}^{\max}, \\ Q_{si}^{\min} < Q_{si} < Q_{si}^{\max}, \\ u_{qi}^{\min} < u_{qi} < u_{qi}^{\max}, \\ u_{di}^{\min} < u_{di} < u_{di}^{\max}, i = 1, 2, \dots \end{array} \right. \quad (15) \end{aligned}$$

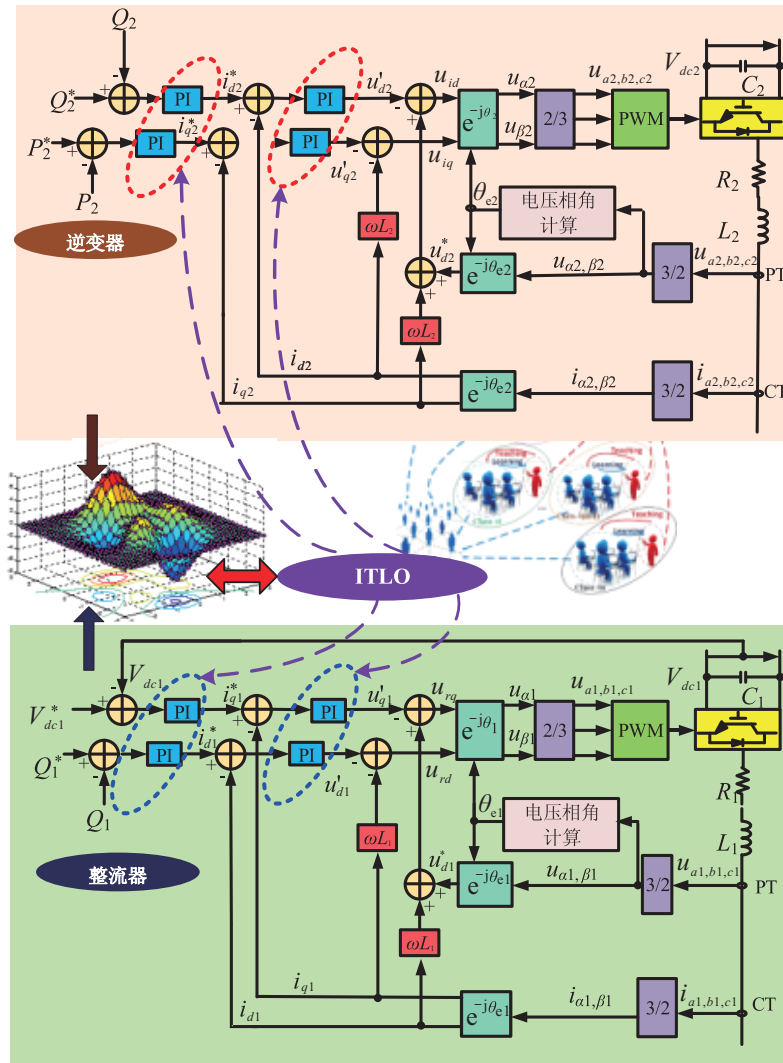


图4 基于ITLO的VSC-HVDC系统总体控制框架

其中: 外环控制的比例增益 K_{pQi} , K_{pVdc} , K_{pP2} 和积分增益 K_{iQi} , K_{iVdc} , K_{iP2} 变化范围分别为 $[0, 25]$ 和 $[0, 600]$; 内环控制的比例增益 K_{pIdi} , K_{pIqi} 和积分增益 K_{iIdi} , K_{iIqi} 变化范围分别为 $[0, 5]$ 和 $[0, 250]$. T 为每个算例的总运行时间; 交流电网电压 u_{si} 变化范围为 0.2 p.u. 到 1.0 p.u. , 直流电压 V_{dci} 变化范围为 0.98 p.u. 到 1.02 p.u. , 无功功率 Q_{si} 变化范围为 -1.0 p.u. 到 1.0 p.u. ; 引入权重系数 ω_{i1} 和 ω_{i2} 对各控制成本进行加权并均选取 $1/4$; 控制输入幅值变化范围分别为 $|u_{qi}| \leq 80 \text{ kV}$ 和 $|u_{di}| \leq 60 \text{ kV}^{[6]}$.

3.2 ITLO参数选取

在ITLO中有4个参数对于算法寻优效果影响较大, 即最大迭代次数 k_{\max} 、概率系数 C_p 、每个班级的总人数 P_s 和班级数 n . 其中 k_{\max} 决定获得的最优解质量和运行时间, 对运行时间和最优解质量二者进行合理权衡后, 从 $50, 100, 150, 200, 250$ 中选取一个值. 一般而言, k_{\max} 越大, 运行时间越长, 寻得的解更佳. 通过多次实验发现, 当 $k_{\max} \geq 150$ 时寻得的最优

解变化基本不大, 因此本文选取 $k_{\max} = 150$ 为合理节约算法的运行时间. 另外, 采用均匀设计^[19] 获得其他3个参数的值, 得到 $C_p = 0.9$, $P_s = 50$ 和 $n = 5$. 至此, VSC-HVDC系统的ITLO总设计流程如图5所示.

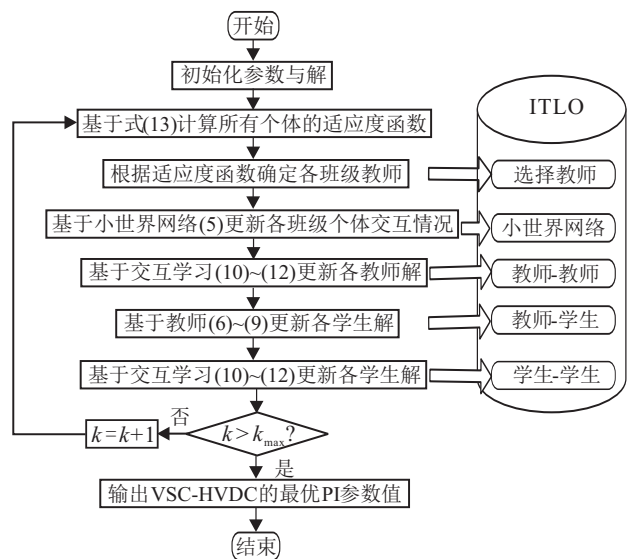


图5 基于VSC-HVDC系统的ITLO整体设计流程

4 算例分析

本章针对VSC-HVDC系统的PI控制器参数最优调节,对ITLO、遗传算法(GA)^[9]、群搜索优化算法(GSO)^[20]、粒子群优化算法(PSO)^[10]和TLBO^[13]5种优化算法的控制效果进行对比.交流电网频率设为50 Hz,VSC-HVDC系统参数如表1所示.此外,采用正弦波脉宽调制(SPWM)^[4,6]对控制输入进行调节,整流器和逆变器的开关频率均设为1 620 Hz^[6].在内

核为Intel®Core™i7、CPU为2.2 GHz、RAM为8 GB的个人电脑上采用Matlab/Simulink 7.10进行仿真.另外,ITLO以及其他算法都用于离线优化而不是在线优化.5种算法所求得的最优PI控制器参数如表2所示.

各种算法运行10次所得适应度函数的Box-and-Whisker如图6所示,可见ITLO的收敛稳定性最高,这是因为ITLO对搜索范围和搜索精度进行了合理的权衡.另外,ITLO的适应度函数最小,获得的PI控制器参数也为最优,从而表明了小世界网络的引入和多班级间的交互学习确实能够有效改善ITLO的全局寻优能力.

4.1 有功功率和无功功率追踪

在有功功率和无功功率分别发生6次阶跃变化场景下获得的仿真结果如图7所示.ITLO有功功率和无功功率的超调量最小,功率跟踪效果快速且平滑,同时直流电压波动最小,收敛速度最快.

表1 VSC-HVDC system parameters^[1,6]

交流系统基准电压/kV	u_{ACbase}	132
直流电缆基准电压/kV	V_{DCbase}	150
基准视在功率/MVA	S_{base}	100
交流系统电阻(25 km)/(Ω/km)	R_1, R_2	0.05
交流系统电感(25 km)/(mH/km)	L_1, L_2	0.026
直流电缆电阻(180 km)/(Ω/km)	R_0	0.21
直流电缆电感(180 km)/(mH/km)	L_0	0.275
直流侧电容/μF	C_1, C_2	11.94

表2 班组重构前后成本对比

PI控制增益		GA	GSO	PSO	TLBO	ITLO
无功功率 Q_1 积分增益	K_{iQ_1}	175.367	179.578	124.260	201.28	215.56
无功功率 Q_1 比例增益	K_{pQ_1}	1.909	3.864	3.109	5.116	9.992
d 轴电流 I_{d1} 积分增益	$K_{iI_{d1}}$	112.931	146.685	130.187	202.18	208.594
d 轴电流 I_{d1} 比例增益	$K_{pI_{d1}}$	1.337	2.775	4.909	4.951	3.328
直流电压 V_{dc} 积分增益	$K_{iV_{dc}}$	271.058	488.302	220.369	501.93	497.461
直流电压 V_{dc} 比例增益	$K_{pV_{dc}}$	14.864	3.676	9.592	18.758	19.864
q 轴电流 I_{q1} 积分增益	$K_{iI_{q1}}$	25.692	30.880	28.318	32.971	35.045
q 轴电流 I_{q1} 比例增益	$K_{pI_{q1}}$	2.867	1.354	2.296	2.665	2.896
无功功率 Q_2 积分增益	K_{iQ_2}	344.205	233.458	290.554	398.590	405.675
无功功率 Q_2 比例增益	K_{pQ_2}	1.423	2.255	5.399	3.189	4.406
d 轴电流 I_{d2} 积分增益	$K_{iI_{d2}}$	151.927	164.981	131.052	5.075	156.195
d 轴电流 I_{d2} 比例增益	$K_{pI_{d2}}$	1.642	2.662	1.589	3.6212	3.973
有功功率 P_2 积分增益	K_{iP_2}	153.906	199.701	132.892	202.881	199.967
有功功率 P_2 比例增益	K_{pP_2}	1.749	1.238	5.378	22.384	14.923
q 轴电流 I_{q2} 积分增益	$K_{iI_{q2}}$	166.499	182.476	147.455	10.597	23.334
q 轴电流 I_{q2} 比例增益	$K_{pI_{q2}}$	1.434	2.975	1.596	1.115	1.108

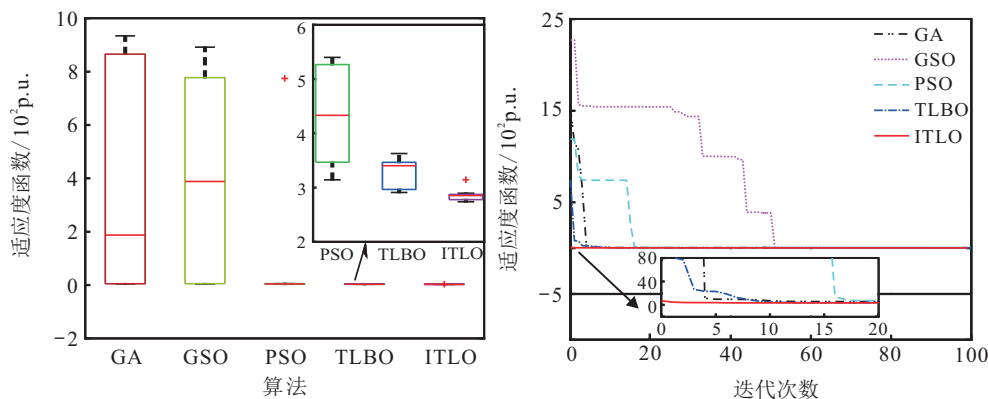


图6 3种算例中各算法收敛统计结果

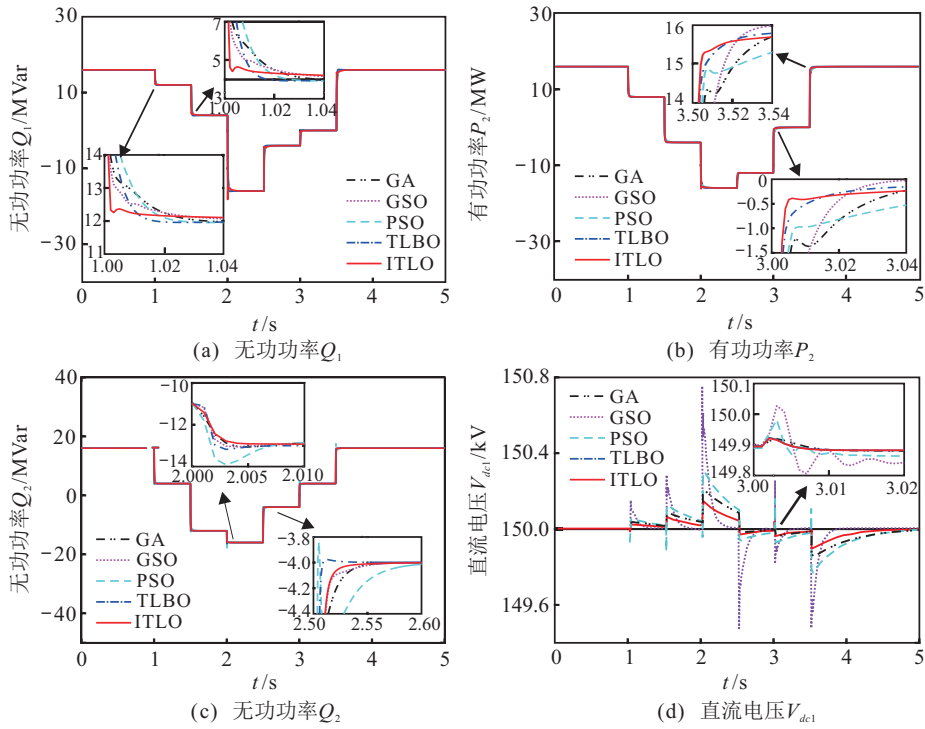


图7 有功功率和无功功率追踪中各算法的系统响应

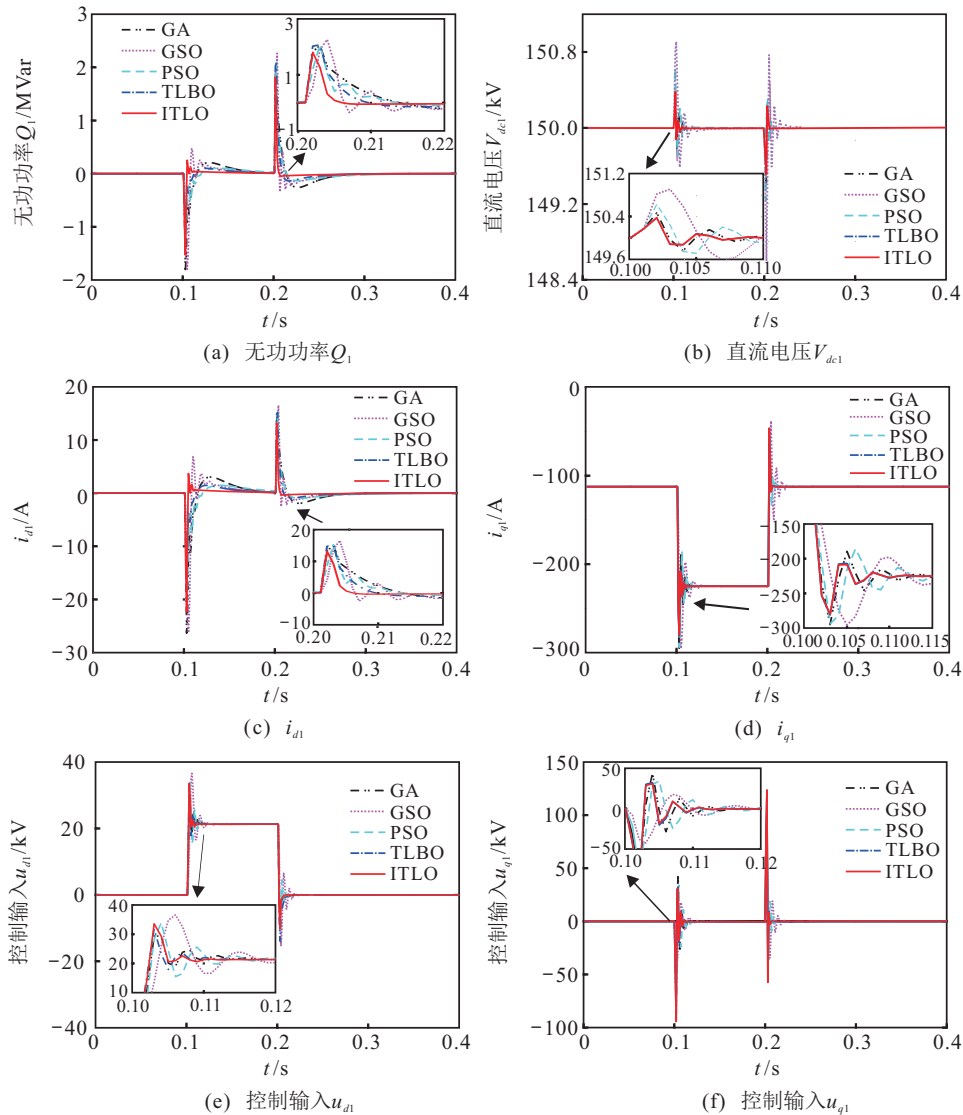


图8 交流电网发生5周波三相短路接地故障时各算法的系统响应

4.2 交流电网5周波三相短路接地故障

在 $t = 0.1\text{ s}$ 时,在交流电网整流器一侧发生持续时间为5周波的三相短路接地故障,并在 $t = 0.2\text{ s}$ 时故障消除.此时整流侧的控制目标为 $V_{dc1} = 150\text{ kV}$, $Q_1 = 0\text{ MVar}$;逆变侧的控制目标为 $P_2 = 15\text{ MW}$, $Q_2 = 0\text{ MVar}$.由于该故障的影响,交流电网电压骤降.图8显示ITLO能够以最小的无功功率振荡来快速恢复受扰VSC-HVDC系统.另外,ITLO产生的交流故障电流最小并能很快平复.最后,ITLO恢复受扰系统所需的总控制成本也最小.

4.3 风电并网

由于风速具有不可预测性和不确定性,其并网后注入电网的有功功率通常是随机的,可能导致并网点处的电压波动^[6,21].为模拟该场景,本文从 $t = 0.5\text{ s}$ 开始到 $t = 1.5\text{ s}$ 结束,将一个正弦交流的电压波动 $\Delta u_{s1} = 19.8\sin(8\pi t)\text{ kV}$ (0.15 p.u.) 施加于系统模型,以模拟风电并网的情况.其系统响应如图9所示,ITLO可使直流电压和无功功率的振荡最小,从而有效抑制风电并网后的功率振荡.

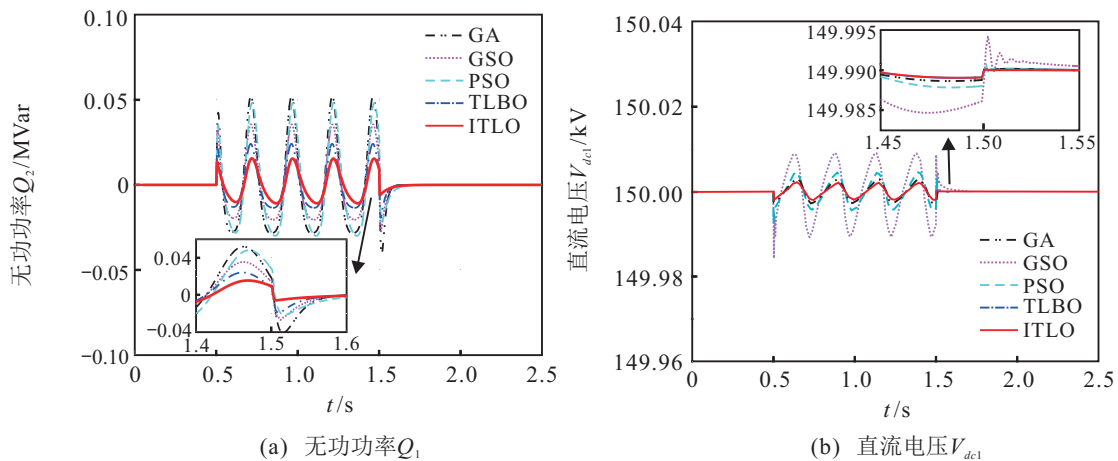


图9 风电并网时各算法的系统响应

表3 各算法在3种算例中的IAE指标

算例	IAE指标	GA	GSO	PSO	TLBO	ITLO
功率跟踪	IAE_{Q_1}	0.2972	0.2439	0.1838	0.1470	0.1624
	$IAE_{V_{dc1}}$	0.0855	0.0837	0.0842	0.0798	0.0726
	IAE_{Q_2}	0.243	0.2698	0.1942	0.1532	0.1771
	IAE_{P_2}	0.2219	0.2008	0.1777	0.1611	0.1558
5周波三相短路接地故障	IAE_{Q_1}	0.0887	0.0912	0.0661	0.0558	0.0455
	$IAE_{V_{dc1}}$	0.0459	0.2123	0.1149	0.0470	0.0373
风电并网	IAE_{Q_1}	0.0279	0.0233	0.0267	0.0195	0.0111
	$IAE_{V_{dc1}}$	0.0092	0.0225	0.0115	0.0081	0.0075

4.4 定量分析

不同算例下各优化算法的误差绝对值积分(IAE)指标如表3所示.仿真时间取 $T = 5\text{ s}$,并有

$$IAE_x = \int_0^T |x - x^*| dt.$$

可见ITLO的 IAE_{Q_1} 和 IAE_{Q_2} 在功率跟踪场景下略高于TLBO,但在其他算例中其值均为最小.特别是在5周波三相接地故障中ITLO的 IAE_{Q_1} 是GA的51.30%,在风电并网中的 $IAE_{V_{dc1}}$ 仅为GSO的33.33%.总控制成本如图10所示,可见ITLO在所有算例中的总控制成本最低.

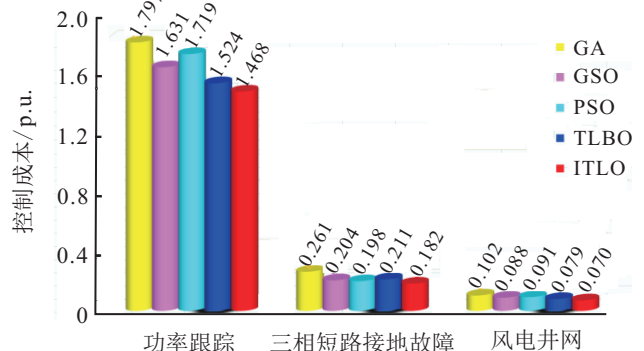


图10 3种算例中的总控制成本(p.u.)

表4给出了各算法在10次仿真中获得的适应度函数统计结果,可知ITLO所有的适应度函数值统计数据都比其他算法更低.特别地,ITLO的适应度函数平均值最小,表明其寻得的最优解更佳,相对标准差最小,其收敛稳定性和可行性最高.综上所述,ITLO能够通过所引入的多班级机制扩大搜索范围,并通

过小世界网络机制提高搜索精度,从而保证算法高效可靠的全局寻优能力,避免陷入较低质量的局部最优解.

表5罗列了算法运行时间、收敛时间和迭代次数的统计结果,其值是在每次运行中采用了相同的一组初始值后进行对比所获得的.可见GA的运行时间和收敛时间最短,因其算法结构相对简单;而ITLO的运行时间和收敛时间比其他算法长,这是由于其优化机制相对较复杂.需要说明的是,由于对VSC-HVDC系统采用离线优化,以上运行时间和收敛时间都是可接受的.

图10给出了3种算例下各算法的总控制成本,可见ITLO仅需要最小的控制成本.

表4 各算法运行10次的适应度函数统计结果 p.u.

算法	最大值	最小值	平均值	相对标准差
GA	933.906 4	4.314 379	387.896 4	409.396 1
GSO	891.783 3	3.695 776	406.968 9	403.668 2
PSO	774.541 6	3.142 713	81.259 54	231.095 1
TLBO	3.627 601	2.909 602	3.318 14	0.258 028
ITLO	3.143 953	2.738 256	2.857 174	0.107 838

表5 各算法运行10次所需运行时间、收敛时间、迭代次数的统计结果

算法	k_{max}	运行时间/h			收敛时间/h			迭代次数		
		最大值	最小值	平均值	最大值	最小值	平均值	最大值	最小值	平均值
GA	150	0.154 8	0.145 9	0.148 4	0.152 7	0.046 8	0.128 6	100	30	65
GSO	150	1.708 8	1.694 9	1.701 2	1.702 7	0.543 7	1.474 5	100	32	66
PSO	150	0.944 4	0.927 7	0.938 2	0.673 1	0.489 6	0.581 0	61	52	56.5
TLBO	150	1.594 4	1.334 7	1.434 7	1.440 8	1.412 5	1.426 7	167	162	164.5
ITLO	150	16.121 7	11.699 7	13.910 7	7.537 2	7.529 7	7.533 5	47	46	46.5

5 结论

本文提出了一种新颖的ITLO算法,用于VSC-HVDC系统的最优PI控制器参数调节.其贡献和创新可总结为如下3点:

1) 通过在常规TLBO中引入多班级机制扩大搜索范围,提高了全局最优搜索的范围和效率;

2) 引入小世界网络构建教师与学生之间的深度交互学习机制,显著提高了搜索精度,有效避免了算法陷入较低质量的局部最优解;

3) 3个算例研究验证了ITLO的优化效果并与其他经典启发式优化算法进行了比较.仿真结果显示ITLO能够对有功功率和无功功率进行平滑跟踪,当交流电网处发生5周波三相短路接地故障时能够快速恢复受扰系统,并有效抑制由于随机风电并网带来的直流电压和无功功率波动.算例分析表明,ITLO的总控制成本低于其他算法.

参考文献(References)

[1] Nikolas F, Vassilios G A, Georgios D D. VSC-based HVDC power transmission systems: An overview[J]. IEEE Trans on Power Electronics, 2009, 24(3): 592-602.
 [2] 王鲁浩, 李歧强, 王桂荣, 等. 多可再生资源冷热电联供微网系统环境经济优化调度[J]. 控制与决策, 2016,

31(5): 913-918.
 (Wang L H, Li Q Q, Wang G R, et al. Optimal environmental economic scheduling of combined cooling heating and power microgrid system with multi-renewable energy[J]. Control and Decision, 2016, 31(5): 913-918.)
 [3] 徐政, 王世佳, 李宁璨, 等. 适用于远距离大容量架空线路的LCC-MMC串联混合型直流输电系统[J]. 电网技术, 2016, 40(1): 55-63.
 (Xu Z, Wang S J, Li N C, et al. A LCC and MMC series hybrid HVDC topology suitable for bulk power overhead line transmission[J]. Power System Technology, 2016, 40(1): 55-63.)
 [4] Ruan S Y, Li G J, Peng L, et al. A nonlinear control for enhancing HVDC light transmission system stability[J]. Int J of Electric Power and Energy Systems, 2007, 29(7): 565-570.
 [5] 杜欣慧, 张立伟, 张强, 等. 高压直流输电系统模糊自适应控制器的设计[J]. 电网技术, 2007, 31(2): 158-161.
 (Du X H, Zhang L W, Zhang Q, et al. Design of fuzzy self-adaptive controller of HVDC system[J]. Power System Technology, 2007, 31(2): 158-161.)
 [6] Yang B, Sang Y Y, Shi K, et al. Design and real-time implementation of perturbation observer based

- sliding-mode control for VSC-HVDC systems[J]. *Control Engineering Practice*, 2016, 56: 13-26.
- [7] 李天云, 张志华, 陈峰, 等. 基于扩张状态观测器和Terminal滑模的HVDC非线性鲁棒控制器设计[J]. *电网技术*, 2012, 36(10): 190-195.
(Li T Y, Zhang Z H, Chen F, et al. Design of nonlinear robust controller of HVDC power transmission system based on extended state observer and terminal sliding mode control[J]. *Power System Technology*, 2012, 36(10): 190-195.)
- [8] Li S, Haskew T A, Xu L. Control of HVDC light system using conventional and direct current vector control approaches[J]. *IEEE Trans on Power Electronics*, 2010, 25(12): 3106-3118.
- [9] 喻锋, 王西田, 杨煜, 等. 一种混合遗传算法在HVDC定电流控制器参数优化中的应用[J]. *电力系统保护与控制*, 2014, 42(9): 126-131.
(Yu F, Wang X T, Yang Y, et al. An application of hybrid genetic algorithm in the parameters optimization of HVDC constant current controller[J]. *Power System Protection and Control*, 2014, 42(9): 126-131.)
- [10] 胡江, 魏星. 基于自适应粒子群算法的直流输电PI控制器参数优化[J]. *电网技术*, 2008, 32(2): 71-74.
(Hu J, Wei X. Parameter optimization of HVDC technology PI controller based on adaptive particle swarm optimization[J]. *Power System Technology*, 2008, 32(2): 71-74.)
- [11] 刘杰勋. 基于差分进化算法的VSC-HVDC系统控制参数优化[J]. *贵州电力技术*, 2015, 18(2): 55-58.
(Liu J X. Parameter optimization on the VSC-HVDC system based on differential evolution algorithm[J]. *Guizhou Electric Power Technology*, 2015, 18(2): 55-58.)
- [12] 郭春义, 赵成勇, 李广凯, 等. 基于Simplex算法的VSC-HVDC控制参数优化[J]. *电力自动化设备*, 2010, 30(9): 13-17.
(Guo C Y, Zhao C Y, Li G K, et al. Control parameter optimization based on Simplex algorithm for VSC-HVDC[J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2010, 30(9): 13-17.)
- [13] Rao R V, Savsani V J, Vakharia D P. Teaching-learning-based optimization: A novel method for constrained mechanical design optimization problems[J]. *Computer-Aided Design*, 2011, 43(3): 303-315.
- [14] Rao R V, Kalyankar V D. Parameter optimization of modern machining processes using teaching-learning-based optimization algorithm[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2013, 26(1): 524-531.
- [15] Haghghi A S, Seifi A R, Niknam T. A modified teaching-learning based optimization for multi-objective optimal power flow problem[J]. *Energy Conversion and Management*, 2014, 77: 597-607.
- [16] Kanwar N, Gupta N, Niazi K R, et al. Simultaneous allocation of distributed resources using improved teaching learning based optimization[J]. *Energy Conversion and Management*, 2015, 103: 387-400.
- [17] Watts D J, Strogetz S H. Collective dynamics of 'small-world' networks[J]. *Nature*, 1998, 393(6684): 440-442.
- [18] Yang B, Jiang L, Yao W, et al. Perturbation observer based adaptive passive control for damping improvement of multi-terminal voltage source converter-based high voltage direct current systems[J]. *Trans on the Institute of Measurement and Control*, 2017, 39(9): 1409-1420.
- [19] 崔建峰, 张科, 吕梅柏. 基于均匀设计的张量积分分布补偿控制系统设计[J]. *控制与决策*, 2015, 30(4): 745-750.
(Cui J F, Zhang K, Lv M B. Tensor product distributed compensation control method based on uniform design[J]. *Control and Decision*, 2015, 30(4): 745-750.)
- [20] He S, Wu Q H, Saunders J R. Group search optimizer: An optimization algorithm inspired by animal searching behaviour[J]. *IEEE Trans on Evolutionary Computation*, 2009, 13(5): 973-990.
- [21] 陈国初, 杨维, 张延迟, 等. 简化的分类微粒群算法及其在风电场建模中的应用[J]. *控制与决策*, 2011, 26(3): 381-386.
(Chen G C, Yang W, Zhang Y C, et al. Simplified classification particle swarm optimization algorithm and its application in wind farm modeling[J]. *Control and Decision*, 2011, 26(3): 381-386.)

(责任编辑: 孙艺红)