

基于遗传-禁忌搜索的风机参数辨识方法

高琴¹, 张建新¹, 周运红², 徐光虎¹, 邱建¹, 沈卓轩², 黄河¹, 张东辉²

(1. 中国南方电力调度控制中心, 广州 510663; 2. 清华四川能源互联网研究院, 成都 610213)

摘要: 随着风光等新能源大规模接入电力系统, 提高了对新能源运行特性的刻画精确度要求。由于风能的随机性和波动性, 对风机控制系统性能提出了更高的要求。通过快速准确地辨识出风机控制系统参数, 精确描述风电机组特性, 有助于电力系统分析。在对智能辨识方法如遗传算法等方法进行分析后, 为提高风机参数辨识准确度与快速性, 提出了一种结合遗传算法与禁忌搜索算法的新方法。通过对风力发电系统机侧换流器和网侧换流器内外环参数进行参数辨识, 对比不同控制算法收敛误差以及迭代次数, 实验结果表明相比于单纯形法、遗传算法、禁忌搜索等参数辨识方法, 所提遗传-禁忌搜索算法的全局优化及快速搜索能力有明显优势。

关键词: 新能源; 风机; 参数辨识; 遗传算法; 禁忌搜索

Wind Turbine Parameter Identification Based on Genetic-Tabu Search Algorithm

GAO Qin¹, ZHANG Jianxin¹, ZHOU Yunhong², XU Guanghu¹, QIU Jian¹, SHEN Zhuoxuan²,
HUANG He¹, ZHANG Donghui²

(1. Power Dispatching and Control Center, CSG, Guangzhou 510663, China; 2. Sichuan Energy Internet Research Institute, Tsinghua University, Chengdu 610213, China)

Abstract: With the large-scale integration of renewable energy sources such as wind and solar power into the power system, there is an increased demand for precise characterization of their operational characteristics. Due to the randomness and volatility of wind energy, higher performance requirements are imposed on wind turbine control systems. By rapidly and accurately identifying the parameters of wind turbine control systems and precisely describing the characteristics of wind turbines, it contributes to power system analysis. After analyzing intelligent identification methods such as genetic algorithms, a new approach combining genetic algorithms with tabu search algorithms is proposed to improve the accuracy and speed of wind turbine parameter identification. Through parameter identification of the inner and outer loop parameters of the turbine-side converter and grid-side converter in the wind power generation system, and by comparing the convergence errors and iteration counts of different control algorithms, experimental results demonstrate that the proposed genetic-tabu search algorithm exhibits significant advantages in global optimization and rapid search capabilities compared to parameter identification methods such as the simplex method, genetic algorithm, and tabu search.

Key words: new power system; wind turbine; parameter identification; genetic algorithm; tabu search

0 引言

随着我国碳达峰、碳中和的进程逐步加快, 以

风光为主的高比例新能源发电的新型电力系统不断替代以火电为主的传统电力系统^[1]。根据 2022 年国家能源局统计数据显示, 中国新增风电装机约 37.6 GW, 截至当年年底, 全国风电累计装机容量约 370 GW, 占国内全部电力装机容量 2.56 TW 的 14.45 %^[2]。

由于风力发电的特殊性, 使得风电机组产生的电力随机性以及波动性较强, 如果不加改善直接并

基金项目: 国家重点研发计划资助项目(2021YFB2400902); 中国南方电网有限责任公司创新项目(000005KK52220027)。

Foundation item: Supported by the National Key Research and Development Program of China; the Innovation Project of China Southern Power Grid Co., Ltd.(000005kk52220027).

入电网中,将极大影响电力系统的安全稳定运行^[3]。通过控制风电机组换流器的运行,将不稳定的电力转化为稳定可持续性电能输入到电网中^[4]。而开展风电机组换流器高效稳定运行和可靠并网研究的关键基础和前提是建立合适及准确的风电机组数学模型^[5]。

风电机组系统主要控制参数对风电场站的并网特性有重要影响,因此对风力机组的建模至关重要,由于厂家通常不提供相关参数,需通过现场实测、仿真测试等方式辨识风电机组的主要控制参数^[6]。

风力发电系统主要由风力机组、机侧换流器、网侧换流器和其他部分以及相关控制系统组成^[7]。其中机侧及网侧换流器通常采用双环控制方式,一方面维持直流电压稳定同时对电网提供一定的无功支撑,另一方面实现最大风能的追踪^[8]。而双环控制器性能主要由内外环比例、积分参数决定。因此对风电机组换流器控制参数开展参数辨识有助于新型电力系统运行研究^[9]。

辨识结果的准确程度与辨识过程的收敛效率是风电机组控制参数辨识的重要研究内容,现有研究提出了多种参数辨识方法^[10]。传统的经典辨识方法有:最小二乘法^[11]、单纯性法^[12]、极大似然法^[13]、卡尔曼滤波法^[14]、贝叶斯估计等方法^[15]。而智能辨识方法有基因算法^[16]、蚁群算法^[17]、粒子群优化算法^[18]、多层神经网络算法等方式^[19]。

传统的经典辨识方法如单纯形法,虽然计算量少、复杂度低,但由于风电机组模型中含有大量的非线性环节,使得传统的经典辨识方法往往难以快速准确辨识出结果^[20]。而智能算法受非线性环节影响较小,搜索速度快,广泛应用于参数辨识领域,其中遗传算法全局搜索能力强,能快速逼近目标参数附近,但进一步精细搜索需要更多的迭代次数^[21-22];而禁忌搜索法作为一种基于局部领域搜索算法优化改进得来的启发式算法,能快速获得局部最优解,但该禁忌搜索算法结果比较依赖初始解^[23]。

针对上述问题,本文提出一种结合遗传算法与禁忌搜索算法优点的遗传算法-禁忌搜索算法(genetic-tabu search, GTS),进行风电机组控制参数辨识。该算法首先利用遗传算法进行参数辨识通过遗传算法贴近收敛极限前的快速迭代得到初始

解,然后利用禁忌搜索算法快速收敛得到参数辨识结果;通过比较常用传统辨识方法及本文提出的方法,验证了遗传算法-禁忌搜索方法在具有高准确度情况下可显著提升收敛效率。

1 风电机组的结构与控制策略

直驱型风力发电机组主要由风力机、永磁同步发电机(permanent magnet synchronous generator, PMSG)、AC-DC-AC全功率电力电子换流器及其控制系统构成^[24-25],其典型结构如图1所示。

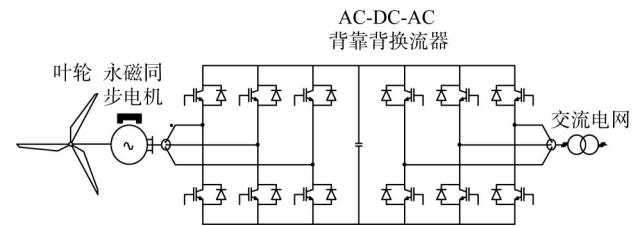


图1 直驱风机的基本构成

Fig. 1 Basic composition of PMSG

直驱风机控制系统^[26-27]主要包括3个部分:第一部分为风力机控制器,其控制目标是在风速较小时保持风力机以最大功率运行和满载时维持风力机输出功率稳定;第二部分是换流器控制器,分别对应机侧换流器和网侧换流器,机侧换流器控制器的作用是根据最大功率点跟踪(maximum power point tracking, MPPT)控制器提供的功率指令,实现对风力机转速和转矩的控制,网侧换流器控制器的作用是保持变流器直流侧电压的稳定和补偿一定量的无功功率;第三部分是并网控制,主要根据生产需要控制直驱风机的并网和停机。其中第二部分换流器控制器作为风电机组控制系统的核心,也是本文参数辨识的重点。

1.1 机侧换流器

在机端电压的同步旋转坐标系下,机端电压和电流满足耦合方程,为了实现有功功率、无功功率解耦的“四象限控制”,通过引入电流交叉耦合项,实现有功电流及无功电流的解耦控制,通过引入电压或功率前馈环节实现电压及功率的跟踪控制。直驱风电机组机侧换流器控制目标是风电机的电磁功率,一方面实现风机最大功率跟踪,另一方面提供一定的无功功率支撑,因此机侧一般采用如图2所示的“功率外环-电流内环”的控制方式。

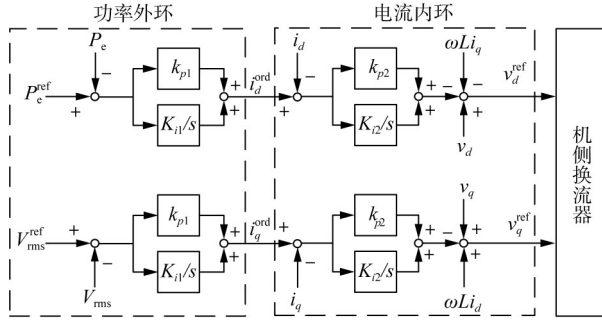


图2 直驱风机机侧换流器控制策略

Fig. 2 Control strategy of machine side converter of PMSG

1.2 网侧变流器

直驱风机网侧换流器控制目标一方面为直流电压，另一方面为网侧提供无功功率支撑，因此采用如图3所示的“电压外环-电流内环”的双环控制的方式。

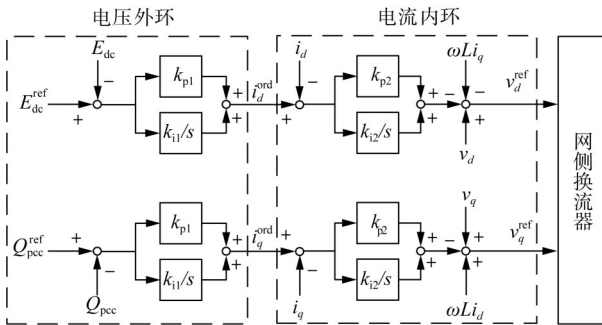


图3 直驱风机网侧换流器控制策略

Fig. 3 Control strategy of grid side converter of PMSG

内环电流控制可用如式(1)表示：

$$\begin{cases} V_{sd}(s) = \left(k_{p2} + \frac{k_{i2}}{s} \right) (I_{dref} - I_d(s)) - \omega L_s I_q(s) + V_d(s) \\ V_{sq}(s) = \left(k_{p2} + \frac{k_{i2}}{s} \right) (I_{qref} - I_q(s)) - \omega L_s I_d(s) + V_q(s) \end{cases} \quad (1)$$

式中：\$V_{sd}\$、\$V_{sq}\$ 分别为换流器输出参考电压的 \$dq\$ 量；\$k_{p2}\$ 和 \$k_{i2}\$ 分别为电流控制环的比例、积分控制参数；\$s\$ 在分母处表示积分；\$I_{dref}\$、\$I_{qref}\$ 分别为外环计算得到的参考电流 \$dq\$ 量；\$\omega\$ 为锁相环计算得到的并网点交流系统频率信号；\$L_s\$ 为滤波电感；\$V_d\$、\$V_q\$ 为并网点电压 \$dq\$ 量和 \$I_d\$、\$I_q\$ 为并网点电流 \$dq\$ 量。

外环电压控制可用如式(2)表示。

$$\begin{cases} I_{dref}(s) = \left(k_{p1} + \frac{k_{i1}}{s} \right) (E_{dref} - E_{dc}(s)) \\ I_{qref}(s) = \left(k_{p1} + \frac{k_{i1}}{s} \right) (Q_{ref} - Q(s)) \end{cases} \quad (2)$$

式中：\$k_{p1}\$ 和 \$k_{i1}\$ 分别为电压控制环的比例、积分控制参数；\$E_{dref}\$ 为直流侧电压参考值；\$E_{dc}\$ 为直流侧电压值；\$Q_{ref}\$ 为无功功率参考值；\$Q\$ 为并网点无功功率。

2 本文算法原理

2.1 遗传算法

遗传算法 (genetic algorithm, GA) 是一种模拟自然界生物遗传进化规律的优化搜索算法，该算法具有较强的通用性和全局寻优能力。它是通过给定初始种群，经过有限次选择、交叉、变异后，种群逐渐收敛，根据收敛值可计算模型辨识值。GA 的步骤如下所示。

1) 设定初始种群

根据先验知识或基本辨识算法获取风电机组控制系统辨识解空间的估值范围，确定初始解中控制参数的辨识范围为 \$[X_{min}, X_{max}]\$，然后通过随机插值的方法产生一组随机初始种群，种群数量越多，种群的多样性越多。

2) 基因编码

基因编码采用二进制进行编码，通过线性变换对应，使得估值范围内的参数值能与二进制编码一一对应。种群中每个个体的参数编码值表示如下。

$$X_i = X_{imax} + (X_{imax} - X_{imin}) \times (m/2^n) \quad (3)$$

式中：\$i\$ 为种群个体序号；辨识范围为 \$X_{imax}\$、\$X_{imin}\$ 分别为种群 \$i\$ 的参数辨识范围上下限；\$m\$ 为二进制编码值；\$n\$ 为编码长度。

3) 设定适应度准则函数

适应度准则是模拟自然界优胜劣汰的生存规则，对自然生存规则适应能力越好的个体存活率越高，反之淘汰率越高。而对于辨识模型而言，风机系统实际输出值 \$Y_{ref}\$ 与参考估计的输出 \$Y_{esti}\$ 之间的误差值越小越好，因此定义适应度准则函数 \$F_i\$ 为：

$$F_i = 1/(Y_{refi} - Y_{esti})^2 \quad (4)$$

式中：\$F_i\$ 为个体 \$i\$ 的适应度函数值；\$N\$ 为种群数量。

4) 自然选择

自然选择是模拟自然界优胜劣汰的规则，即选择适应度函数值较高的个体作为优秀基因，增加这些优秀基因在下一代个体中留存的概率。因此适应度函数值越高的个体留存的概率越大，每一代个体留存概率计算如下：

$$p_j = \frac{F_j}{\sum_{i=1}^N F_i} \quad (5)$$

式中: p_j 为对应个体 j 留存的概率; F_j 为个体 j 的适应度函数值; N 为种群数量。

5) 交叉

交叉是模拟自然界两性繁衍的行为, 通过交换父代与母代的部分基因后进行重组, 形成新的子代个体。设定种群的交叉概率为 P_c , 选择随机数, 如果随机数大于 P_c , 则交换父代和母代中随机第 s 个编码及之后部分进行交叉。

6) 变异

变异是模拟自然界中个体基因突变的现象, 通过随机改变个体基因片段上的基因结构形成新的变异个体。设定种群的变异概率为 P_m , 选取待突变个体 X_i , 随机选取 X_i 中第 n 个基因片段参数进行突变。

2.2 禁忌搜索算法

禁忌搜索算法(tabu search, TS)是 Fred Glover 教授基于局部优化改进而来的启发式算法, 该算法通用性较强、局部收敛速度快^[28]。

如图 4 所示, TS 算法的搜索步骤如下。

1) 根据系统需求选择一个解作为初始解 x_0 , 同时设置 x_{now} 最为当前解, x_{best} 为最优解, 此时令 $x_{\text{now}} = x_0$, $x_{\text{best}} = x_{\text{now}}$, 同时设置禁忌表为一个空集, 即 $H = \Phi$ 。

2) 判断当前解 x_{now} 是否满足收敛准则, 若满足条件则结束禁忌搜索过程并且输出此时的最优解结果 x_{best} ; 否则, 继续执行以下禁忌搜索算法步骤。

3) 基于当前解 x_{now} 设计并产生领域解集 $N(x_{\text{now}})$, 同时按照一定的规则选择若干解构成候选解集 $C_N(x_{\text{now}})$ 。其中, $N(x_{\text{now}}) = \{x | 0 < |x - x_{\text{now}}| < r\}$, r 为领域半径。

4) 判断候选解集 $C_N(x_{\text{now}})$ 中的候选解 x_{can} 是否满足藐视准则, 若满足则更新候选解 x_{can} 作为当前解 x_{now} 以及最优解 x_{best} , 同时更新禁忌表 H 中各禁忌对象的禁忌任期 t , 将当前解对应的禁忌对象的任期设置为禁忌长度 L , 然后回转到步骤 2); 否则, 执行步骤 5), 且 $x_{\text{best}} = x_{\text{can}}$, $H(n) = x_{\text{can}}$, $t(n) = L$ 。

5) 判断各候选集 $C_N(x_{\text{now}})$ 中的候选解的禁忌属性, 并将 x_{now} 用其中没有被禁忌的最优候选解 x' 进行替换, 同时将禁忌表中 x' 对应禁忌对象的任期

设为禁忌长度 L , 然后回转到步骤 2) 继续搜索。

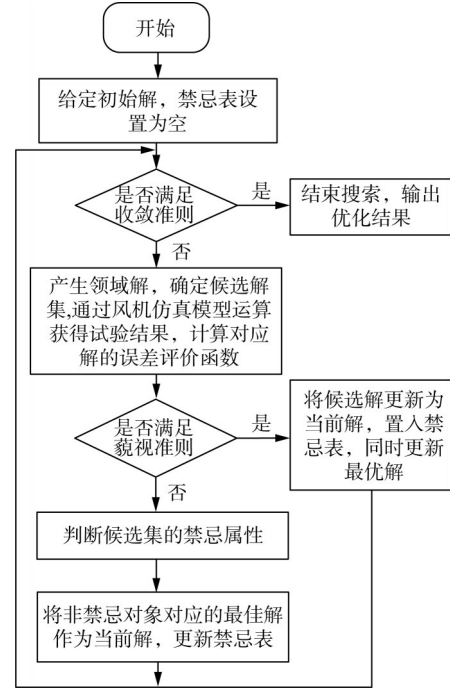


图 4 禁忌搜索算法流程图

Fig. 4 Flowchart of Tabu search algorithm

终止准则: 一般将是否达到最大迭代数作为终止判据, 另一常用判据是适配值函数的最大允许误差小于某阈值。

藐视准则: 在搜索过程中可能出现候选解全部被禁忌的情况, 或者存在一个优于 x_{best} 状态的禁忌候选解, 则此时藐视准则应忽略禁忌候选解的禁忌属性, 将其作为新的当前解 x_{now} 和当前最优解 x_{best} 。

禁忌搜索算法具备强大的局部搜索能力, 但也因此严重依赖初始解的选择。当选择合适的初始解, 禁忌搜索算法能快速搜索到最优解。

2.3 所提 GTS 算法

GTS 算法是 GA 算法与 TS 算法结合得到的能够快速、准确进行参数辨识的一种算法。首先, 充分发挥 GA 算法全局搜索能力, 避免局部最优, 快速逼近收敛极限附近的特点, 对风电机组并网逆变控制 PI 参数进行辨识; 然后, 运用在初始解良好的情况下收敛速度快的 TS 算法进行二次收敛得到最终参数辨识结果。该算法流程说明如下。

1) 设置遗传算法所需的种群数、迭代次数、留存概率、交叉概率、变异概率等参数、初始化种群, 获得 PI 参数初始值。

2) 执行自然选择、交叉变异等操作获得新的 PI 参数值, 通过风机仿真模型运算获得试验结果, 计算对应的个体适应度函数。

3) 判断是否满足贴近原则, 如果满足则进入到 4) 禁忌搜索阶段, 如果不满足, 则继续迭代执行步骤 2) 的遗传算法计算。

4) 设置当前的个体为当前解及最优解, 禁忌表置空。

5) 判断是否满足收敛终止准则, 如果满足则结束搜索, 输出结果; 如果不满足则继续迭代执行步骤 6) 的搜索计算。

6) 产生领域解, 确定候选解集, 通过风机仿真模型运算获得试验结果, 计算对应解的误差评价函数。

7) 判断是否满足藐视准则, 如果满足则更新当前解并置入到禁忌表中, 同时该解更新为最优解; 如果不满足则判断候选解的禁忌属性用最优解替换当前解, 更新禁忌表, 返回继续执行步骤 5) 的禁忌搜索计算。

图 5 为风电机组模型控制参数辨识过程中采用的 GTS 算法流程图。

2.3.1 贴近原则

其中, GTS 算法是否成功逼近收敛范围的标准为: 在连续 3 次参数辨识过程中, 相邻两次最优个体适应度函数结果之间的变化率小于 1%, 误差计算公式如式 (6) 所示。

$$\varepsilon = \frac{|F_{besti} - F_{besti-1}|}{F_{besti-1}} \times 100\% \quad (6)$$

式中: ε 为相邻两次最优个体适应度函数结果的变化率; F_{besti} 为第 i 代最优个体适应度函数辨识结果, $F_{besti-1}$ 为第 $i-1$ 代最优个体适应度函数辨识结果。

2.3.2 准止准则

禁忌算法终止准则的标准为误差评价函数小于收敛判据阈值或达到最大迭代步数。误差评价函数定义为仿真曲线与参考曲线各点误差平方和, 如式 (7) 所示。

$$F_T = \sum_{i=1}^N (Y_{refi} - Y_{esti})^2 \quad (7)$$

式中: Y_{refi} 为参考曲线各点; Y_{esti} 为仿真曲线各点。

2.3.3 藐视准则

GTS 算法在搜索的过程中, 若存在优于当前最优解 x_{best} 的禁忌候选解 x_{now} , 则此时应忽略该禁忌候

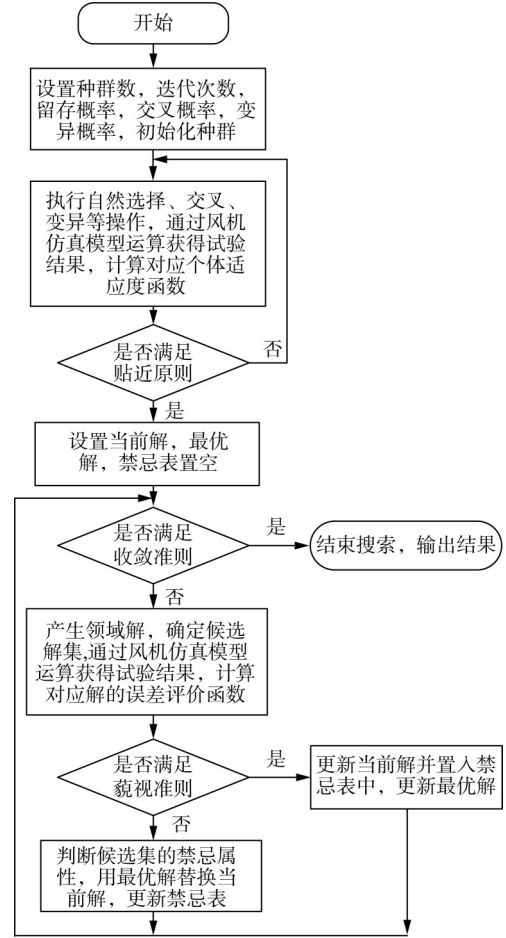


图 5 GTS 算法流程图

Fig. 5 Flowchart of GTS algorithm

选解的禁忌属性, 直接将其作为新的当前解和当前最优解; 该准则在实现的过程中需要将搜索空间进行划分, 在每个区域内进行搜索, 若区域内存在优于该区域当前最优解的候选解, 则用该候选解直接替代该区域的当前最优解, 此过程不管该候选解是否被禁忌。这一过程可理解为算法找到了一个更优的解。

3 试验结果

为了验证本文所提 GTS 算法的准确性和有效性, 在 MATLAB/Simulink 环境中搭建直驱风机模型, 设定额定输出功率为 1 MW, 直流电压为 1 050 V。直驱永磁同步风电机组控制器系统模型框图如图 6 所示。

系统中机侧控制器采用典型的功率外环-电流内环的双环控制策略, 网侧控制器采用典型的电压外环-电流内环的双环控制策略, 因此针对机侧和

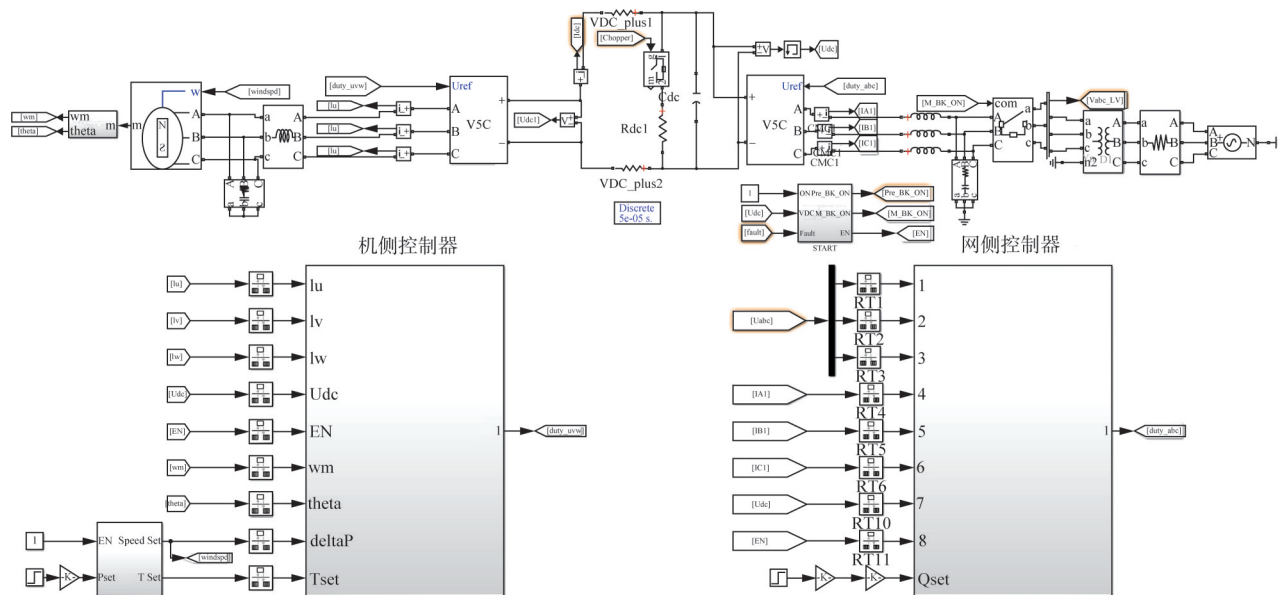


图 6 直驱风机系统仿真模型

Fig. 6 Simulation model of PMSG

网侧控制器内外环PI控制参数进行参数辨识。

针对机侧控制器参数进行辨识, 系统稳态运行过程中, 在 3 s 时, 将有功功率参考值由 0 MW 跃升到 1 MW 作为系统扰动量, 图 7 所示为有功功率和无功功率波形, 图 8 所示为直流电压波形。

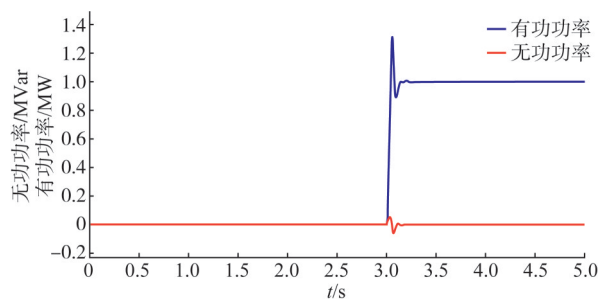


图 7 功率参考阶跃时功率变化波形图

Fig. 7 Power variation waveforms during power reference step

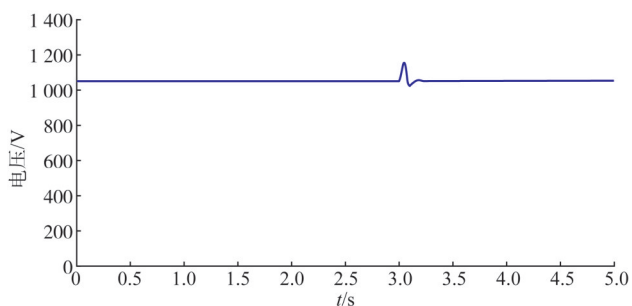


图 8 功率参考阶跃时直流电压变化波形图

Fig. 8 DC voltage variation waveform during power reference step

针对网侧控制器参数进行辨识, 系统稳态运行过程中, 在 3 s 时, 将直流电压参考值 1 050 V 跃升到 1 200 V 作为系统扰动量。图 9 所示为有功功率和无功功率波形, 图 10 所示为直流电压波形。

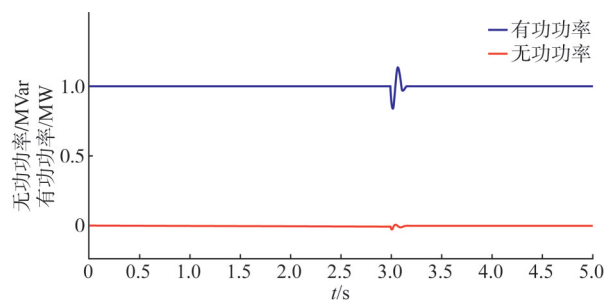


图 9 直流电压参考阶跃时功率变化波形图

Fig. 9 Power variation waveforms during DC voltage reference step

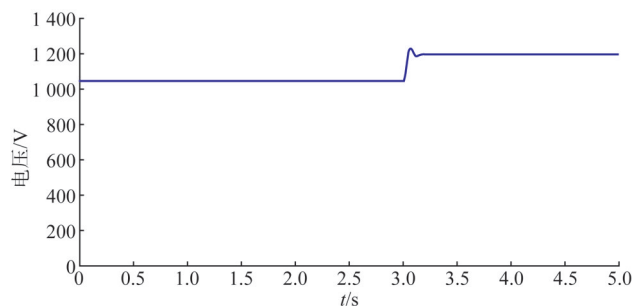


图 10 直流电压参考阶跃时直流电压变化波形图

Fig. 10 DC voltage variation waveform during DC voltage reference step

3.1 机侧控制器参数辨识结果

3.1.1 单纯形法

在使用单纯形法(simplex method, SM)进行机侧控制器PI参数辨识时,选择有功功率与无功功率以及直流电压作为测量量,功率参考值在3 s阶跃变化作为扰动,收敛判据为误差评价函数值小于0.1。

图 11 为使用单纯算法辨识得到的机侧控制器外环PI参数辨识结果,目标值为[0.05, 20],初始值为[0.025, 10],结果采用标么值表征,可以看到在迭代了18次之后,辨识结果逼近目标值附近。经过37次迭代后,PI参数辨识结果为[0.050 64, 20.09],误差为[1.28 %, 0.45 %]。

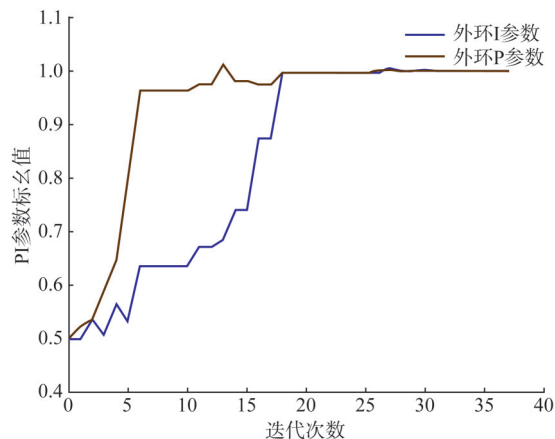


图 11 机侧控制器外环PI参数单纯形法辨识结果

Fig. 11 Outer loop PI parameter identification result of machine side controller by SM algorithm

图 12 为采用外环PI参数辨识结果的曲线与参考仿真曲线的误差计算结果。其对应的辨识参数误差结果为0.154 7。

图 13 为使用单纯算法辨识得到的机侧控制器内环PI参数辨识结果,目标值为[1, 120],初始值为[0.5, 60],结果采用标么值表征,可以看到在迭代了26次之后,辨识结果逼近目标值附近。经过37次迭代后,PI参数辨识结果为[0.988, 120.4],误差为[1.2 %, 0.33 %]。

图 14 为采用内环PI参数辨识结果的曲线与参考仿真曲线的误差计算结果。其对应的辨识参数误差结果为0.177 2。

3.1.2 遗传算法

在使用遗传算法进行机侧控制器外环PI参数辨识时,选择有功功率与无功功率以及直流电压作为

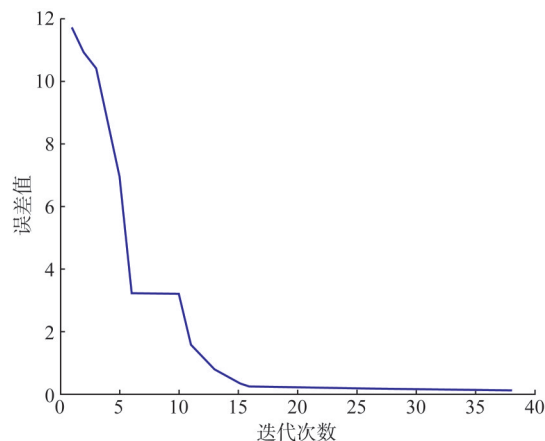


图 12 机侧控制器外环PI参数单纯形法误差结果

Fig. 12 Outer loop PI error result of machine side controller by SM algorithm

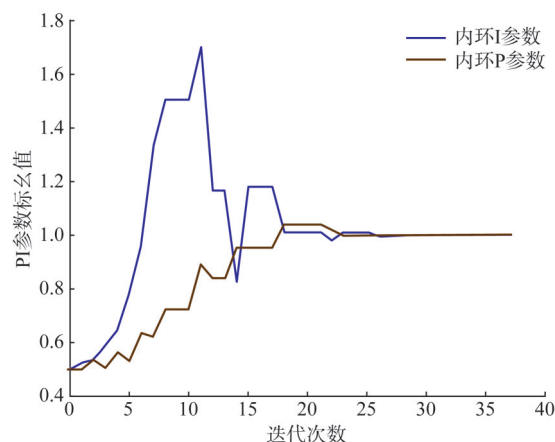


图 13 机侧控制器内环PI参数单纯形法辨识结果

Fig. 13 Inner loop PI parameter identification result of machine side controller by SM algorithm

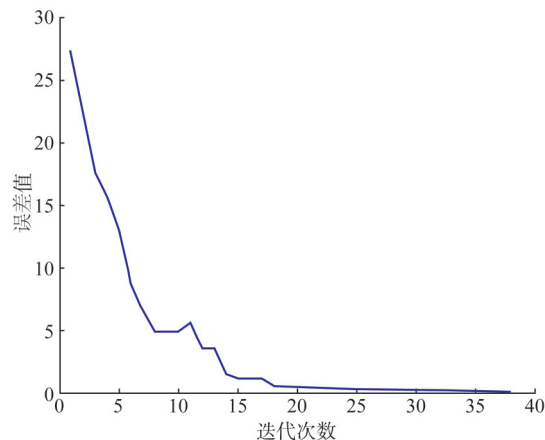


图 14 机侧控制器内环PI参数单纯形法误差结果

Fig. 14 Inner loop PI error result of machine side controller by SM algorithm

测量量,功率参考值在 3 s 阶跃变化作为扰动。

图 15 为使用遗传算法辨识得到的机侧控制器外环 PI 参数辨识结果,目标值为 $[0.05, 20]$,初始值为 $[0.025, 10]$,结果采用标么值表征,可以看到在迭代了 11 次之后,辨识结果快速逼近目标值附近,但后续迭代时,无法稳定达到目标值。经过 50 次迭代后,PI 参数辨识结果为 $[0.050\ 99, 19.846]$,误差为 $[1.98\%, 0.77\%]$ 。

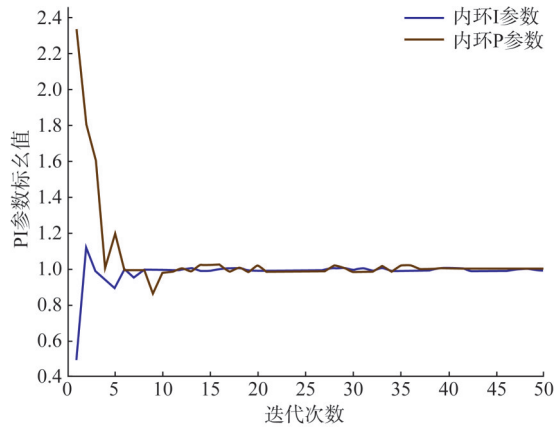


图 15 机侧控制器外环 PI 参数遗传算法辨识结果

Fig. 15 Outer loop PI parameter identification results of machine side controller by GA algorithm

图 16 为采用外环 PI 参数辨识结果的曲线与参考仿真曲线的误差计算结果。其对应的辨识参数误差结果为 0.175 6。

图 17 为使用遗传算法辨识得到的机侧控制器内环 PI 参数辨识结果,目标值为 $[1, 120]$,结果采用标么值表征,可以看到在迭代了 25 次之后,辨

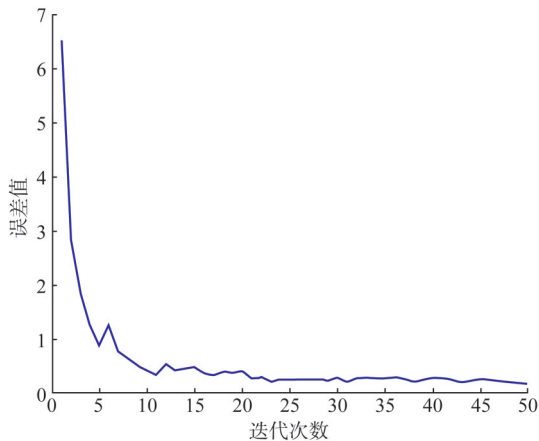


图 16 机侧控制器外环 PI 参数遗传算法误差结果

Fig. 16 Outer loop PI error results of machine side controller by GA algorithm

识结果快速逼近目标值附近,但后续迭代时,无法稳定达到目标值。经过 50 次迭代后,PI 参数辨识结果为 $[0.987, 120.38]$,误差为 $[1.3\%, 1.2\%]$ 。

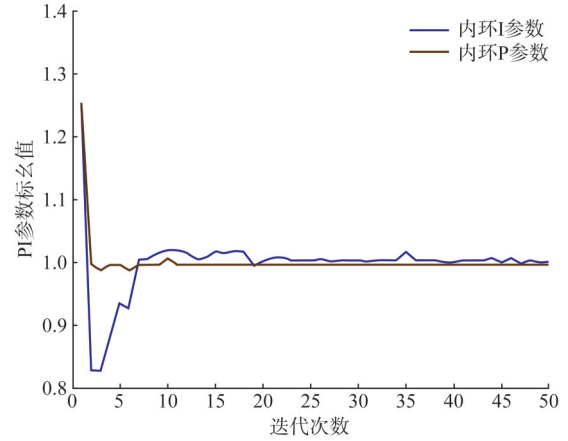


图 17 机侧控制器内环 PI 参数遗传算法辨识结果

Fig. 17 Inner loop PI parameter identification results of machine side controller by GA algorithm

图 18 为采用内环 PI 参数辨识结果的曲线与参考仿真曲线的误差计算结果。其对应的辨识参数误差结果为 0.195 5。

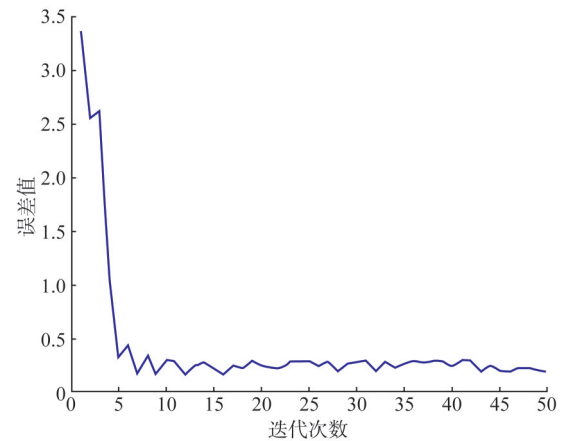


图 18 机侧控制器内环 PI 参数遗传算法误差结果

Fig. 18 Inner loop PI error results of machine side controller by GA algorithm

3.1.3 禁忌搜索算法

在使用禁忌搜索算法对机侧控制器 PI 参数辨识时选择有功功率与无功功率以及直流电压作为测量量,功率参考值在 3 s 阶跃变化作为扰动,收敛判据为误差评价函数值小于 0.1。

图 19 为使用禁忌搜索算法辨识得到的机侧控

制器外环PI参数辨识结果,目标值为 $[0.05, 20]$,结果采用标么值表征,可以看到在迭代了19次之后,PI参数辨识结果为 $[0.0491, 19.8435]$,误差为 $[1.8\%, 0.79\%]$ 。

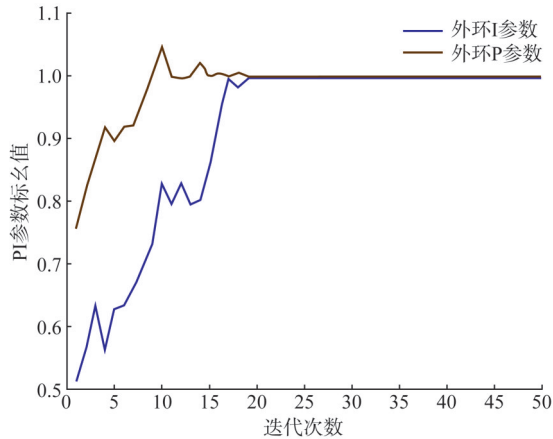


图 19 机侧控制器外环PI参数禁忌搜索算法辨识结果

Fig. 19 Outer loop PI parameter identification results of machine side controller by TS algorithm

图 20 为采用外环环PI参数辨识结果的曲线与参考仿真曲线的误差计算结果。其对应的辨识参数误差结果为0.0857。

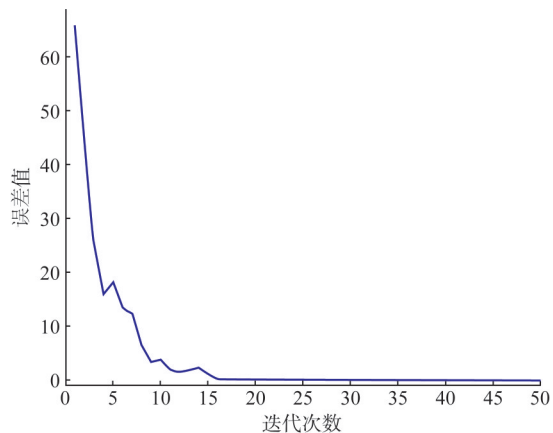


图 20 机侧控制器外环PI参数禁忌搜索算法误差结果

Fig. 20 Outer loop PI error results of machine side controller by TS algorithm

图 21 为使用禁忌搜索算法辨识得到的机侧控制器内环PI参数辨识结果,目标值为 $[1, 120]$,结果采用标么值表征,可以看到在迭代了25次之后,PI参数辨识结果为 $[1.0124, 120.328]$,误差为 $[1.24\%, 0.27\%]$ 。

图 22 为采用内环PI参数辨识结果的曲线与参考仿真曲线的误差计算结果。其对应的辨识参数误差

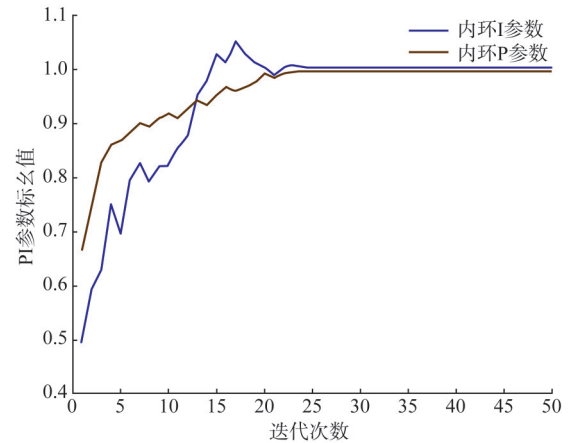


图 21 机侧控制器内环PI参数禁忌搜索算法辨识结果

Fig. 21 Inner loop PI parameter identification results of machine side controller by TS algorithm

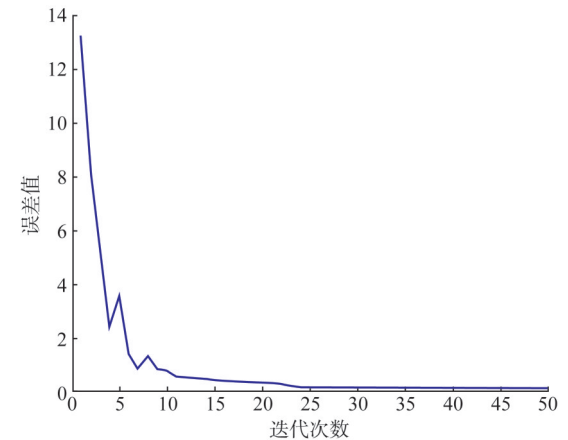


图 22 机侧控制器内环PI参数禁忌搜索算法误差结果

Fig. 22 Inner loop PI error results of machine side controller by TS algorithm

差结果为0.1639。

3.1.4 GTS算法

在使用所提GTS算法进行机侧控制器PI参数辨识时,选择有功功率与无功功率以及直流电压作为测量量,功率参考值在3s阶跃变化作为扰动,收敛判据为误差评价函数值小于0.1。

图 23 为使用所提GTS算法辨识得到的机侧控制器外环PI参数辨识结果,目标值为 $[0.05, 20]$,结果采用标么值表征,可以看到采用遗传算法在迭代了11次之后,辨识结果快速逼近目标值附近,采用禁忌搜索算法后在迭代到28次后,辨识结果为 $[0.05042, 19.96]$,误差为 $[0.84\%, 0.2\%]$ 。

图 24 为采用外环PI参数辨识结果的曲线与参考仿真曲线的误差计算结果。其对应的辨识参数误差

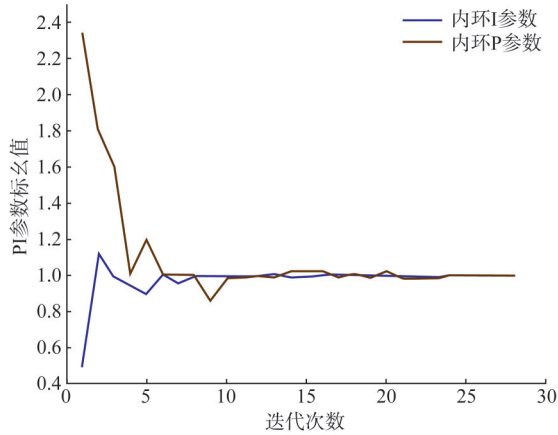


图 23 机侧控制器外环 PI 参数 GTS 算法辨识结果

Fig. 23 Outer loop PI parameter identification results of machine side controller by GTS algorithm

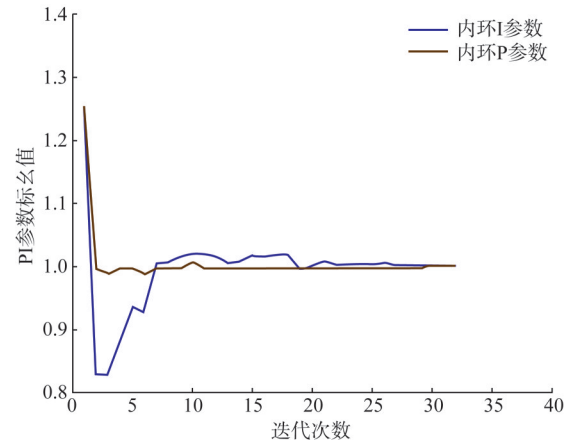


图 25 机侧控制器内环 PI 参数 GTS 算法辨识结果

Fig. 25 Inner loop PI parameter identification results of machine side controller by GTS algorithm

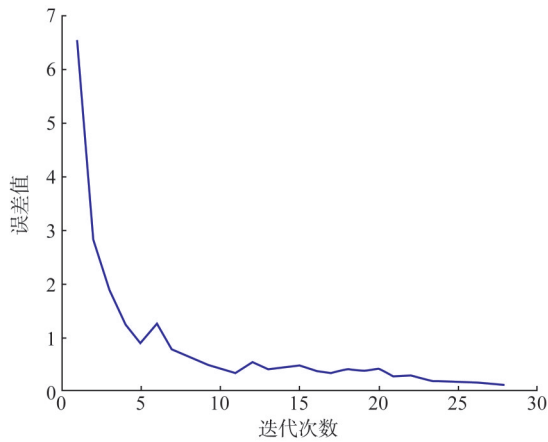


图 24 机侧控制器外环 PI 参数 GTS 算法误差结果

Fig. 24 Outer loop PI error results of machine side controller by GTS algorithm

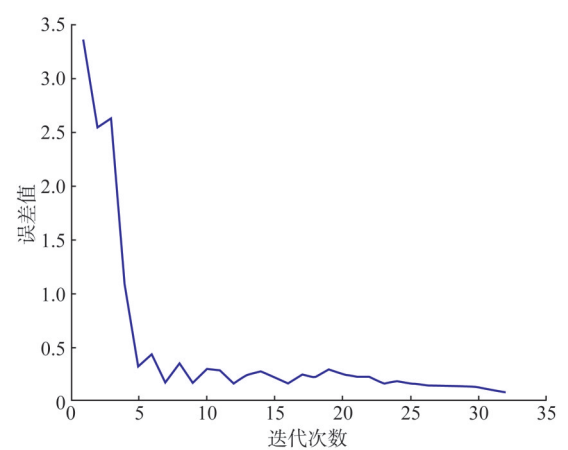


图 26 机侧控制器内环 PI 参数 GTS 算法误差结果

Fig. 26 Inner loop PI error results of machine side controller by GTS algorithm

差结果为 0.113 1。

图 25 为使用所提 GTS 算法辨识得到的机侧控制器内环 PI 参数辨识结果, 目标值为 $[1, 120]$, 结果采用标么值表征, 可以看到采用遗传算法在迭代了 25 次之后, 辨识结果快速逼近目标值附近, 采用禁忌搜索算法后在迭代到 32 次后, PI 参数辨识结果为 $[1.011\ 2, 120.3]$, 误差为 $[1.12\ \%, 0.25\ \%]$ 。

图 26 为采用内环 PI 参数辨识结果的曲线与参考仿真曲线的误差计算结果。其对应的辨识参数误差结果为 0.084 57。

3.2 网侧控制器参数辨识结果

3.2.1 单纯形法

在使用单纯形法进行网侧控制器 PI 参数辨识

时, 选择有功功率与无功功率以及直流电压作为测量量, 直流电压参考值在 3 s 时由 1 050 V 跃升为 1 200 V 作为扰动量, 收敛判据为误差评价函数值小于 0.1。

图 27 为使用单纯算法辨识得到的机侧控制器外环 PI 参数辨识结果, 目标值为 $[16.5, 275]$, 初始值为 $[30, 400]$, 结果采用标么值表征, 可以看到在迭代了 10 次之后, 辨识结果陷入了局部最优。单纯形法外环 PI 参数辨识结果为 $[16.509\ 9, 435.832\ 5]$, 误差为 $[0.06\ \%, 58.48\ \%]$ 。

图 28 为采用外环 PI 参数辨识结果的曲线与参考仿真曲线的误差计算结果。其对应的辨识参数误差结果为 0.478 6。

图 29 为使用单纯算法辨识得到的网侧控制器

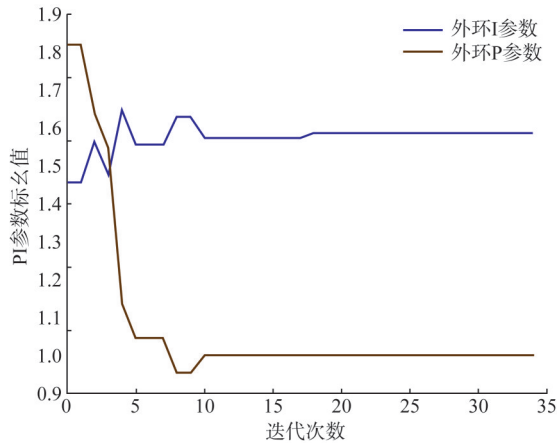


图 27 网侧控制器外环PI参数单纯形法辨识结果

Fig. 27 Outer loop PI parameter identification results of grid side controller by SM algorithm

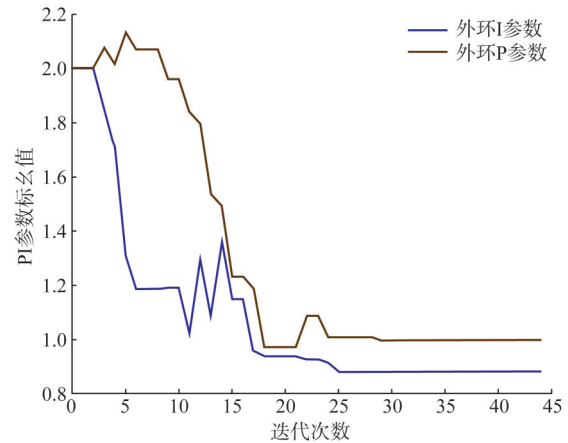


图 29 网侧控制器内环PI参数单纯形法辨识结果

Fig. 29 Inner loop PI parameter identification results of grid side controller by SM algorithm

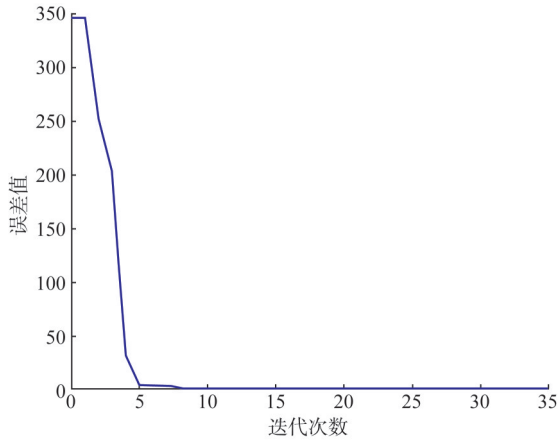


图 28 网侧控制器外环PI参数单纯形法误差结果

Fig. 28 Outer loop PI error results of grid side controller by SM algorithm

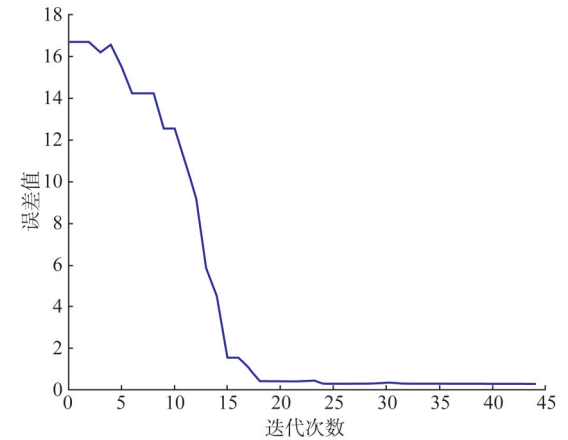


图 30 网侧控制器内环PI参数单纯形法误差结果

Fig. 30 Inner loop PI error results of grid side controller by SM algorithm

内环PI参数辨识结果，目标值为 $[1, 50]$ ，初始值为 $[2, 100]$ ，结果采用标么值表征，可以看到在迭代了25次之后，辨识结果陷入了局部最优。单纯形法外环PI参数辨识结果为 $[0.9981, 44.021]$ ，误差为 $[0.2\%, 11.958\%]$ 。

图30为采用内环PI参数辨识结果的曲线与参考仿真曲线的误差计算结果。其对应的辨识参数误差结果为0.3006。

3.2.2 遗传算法

在使用遗传算法进行网侧控制器外环PI参数辨识时，选择有功功率与无功功率以及直流电压作为测量量，功率参考值在3s阶跃变化作为扰动，收敛判据为误差评价函数值小于0.1。

图31为使用遗传算法辨识得到的机侧控制器

外环PI参数辨识结果，目标值为 $[16.5, 275]$ ，结果采用标么值表征，在迭代了18次之后，辨识结果快速逼近目标值附近，但后续迭代时，无法稳定达到目标值。经过50代迭代后，PI参数辨识结果为 $[16.2891, 270.9375]$ ，误差为 $[1.279\%, 1.48\%]$ 。

图32为采用外环PI参数辨识结果的曲线与参考仿真曲线的误差计算结果。其对应的辨识参数误差结果为0.2705。

图33为使用遗传算法辨识得到的网侧控制器内环PI参数辨识结果，目标值为 $[1, 50]$ ，结果采用标么值表征，在迭代了13次之后，辨识结果快速逼近目标值附近，但后续迭代时，无法快速稳定达到目标值。经过50次迭代后，PI参数辨识结果

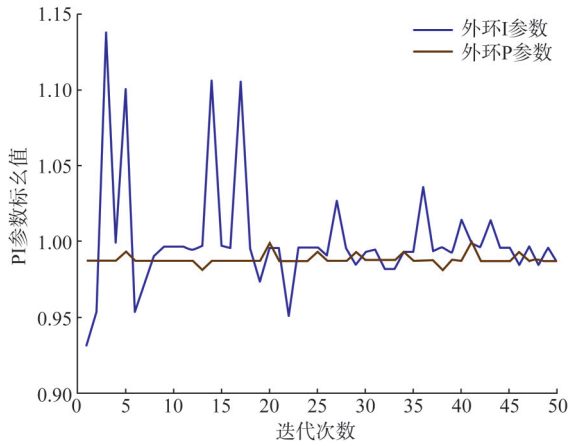


图 31 网侧控制器外环PI参数遗传算法辨识结果

Fig. 31 Outer loop PI parameter identification results of grid side controller by GA algorithm

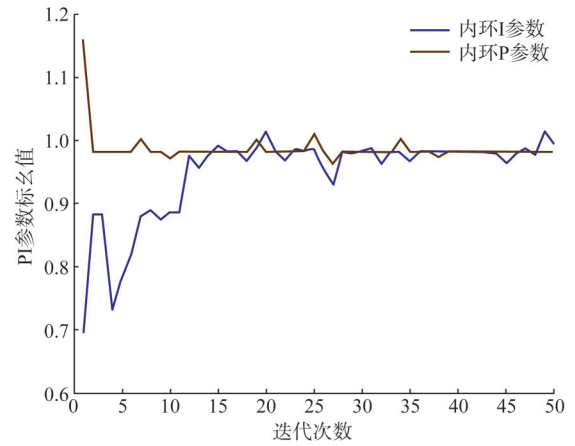


图 33 网侧控制器内环PI参数遗传算法辨识结果

Fig. 33 Inner loop PI parameter identification results of grid side controller by GA algorithm

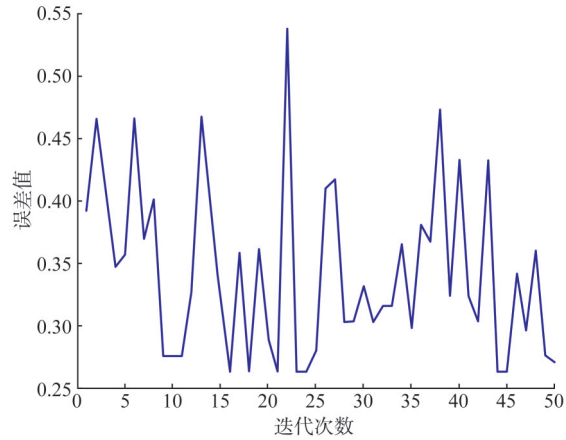


图 32 网侧控制器外环PI参数遗传算法误差结果

Fig. 32 Outer loop PI error results of grid side controller by GA algorithm

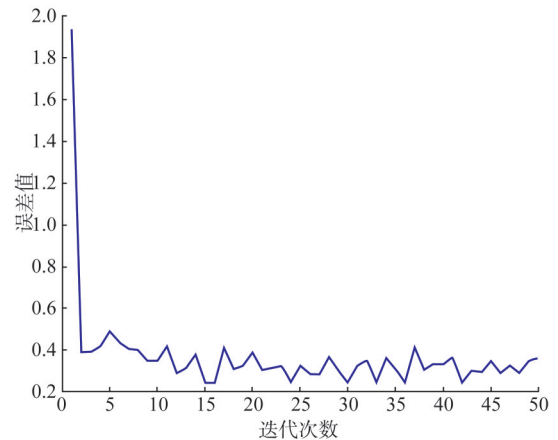


图 34 网侧控制器内环PI参数遗传算法误差结果

Fig. 34 Inner loop PI error results of grid side controller by GA algorithm

为 $[0.982, 49.63]$, 误差为 $[1.8\%, 0.74\%]$ 。

图 34 为采用外环PI参数辨识结果的曲线与参考仿真曲线的误差计算结果。其对应的辨识参数误差结果为0.3617。

3.2.3 禁忌搜索算法

在使用禁忌搜索算法进行网侧控制器外环PI参数辨识时, 选择有功功率与无功功率以及直流电压作为测量量, 直流电压参考值在3 s时由1 050 V跃升为1 200 V作为扰动量, 收敛判据为误差评价函数值小于0.15。

图 35 为使用禁忌搜索算法辨识得到的网侧控制器外环PI参数辨识结果, 目标值为 $[16.5, 275]$, 结果采用标么值表征, 可以看到在迭代了21次之后, 辨识结果快速逼近目标值附近, PI参数辨识结

果为 $[16.698, 272.667]$, 误差为 $[2.16\%, 0.75\%]$ 。

图 36 为采用外环PI参数辨识结果的曲线与参考仿真曲线的误差计算结果。其对应的辨识参数误差结果为0.1465。

图 37 为使用禁忌搜索算法辨识得到的网侧控制器内环PI参数辨识结果, 目标值为 $[1, 50]$, 结果采用标么值表征, 在迭代了26次之后, 禁忌搜索陷入到了局部最优, PI参数辨识结果为 $[0.968, 24.625]$, 误差为 $[3.2\%, 50.75\%]$ 。

图 38 为采用内环PI参数辨识结果的曲线与参考仿真曲线的误差计算结果。其对应的辨识参数误差结果为1.0946。

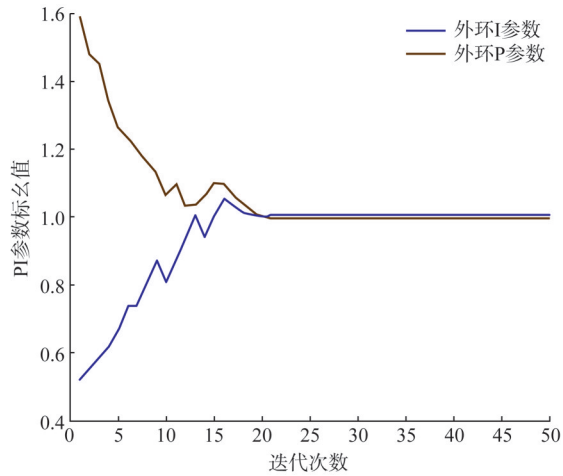


图 35 网侧控制器外环 PI 参数禁忌搜索算法辨识结果

Fig. 35 Outer loop PI parameter identification results of grid side controller by TS algorithm

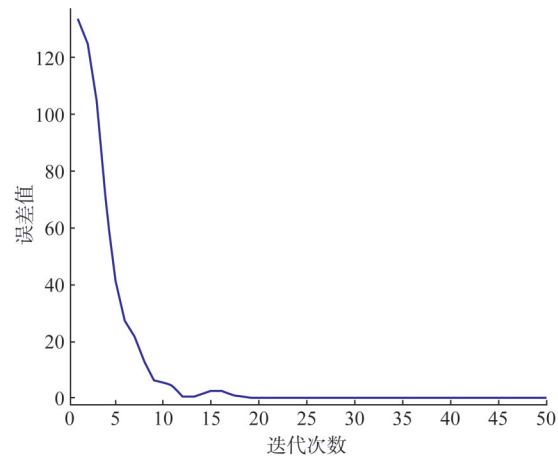


图 36 网侧控制器外环 PI 参数禁忌搜索算法误差结果

Fig. 36 Outer loop PI error results of grid side controller by TS algorithm

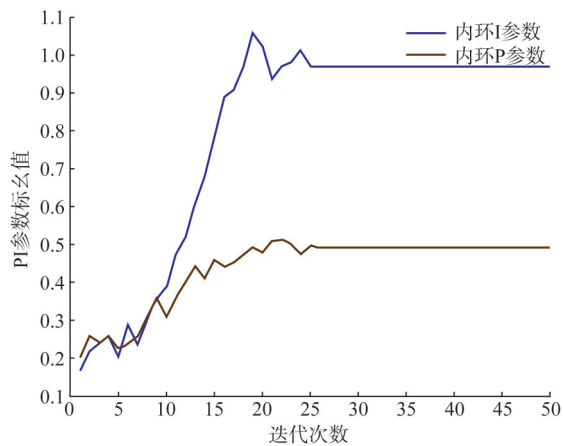


图 37 网侧控制器内环 PI 参数禁忌搜索算法辨识结果

Fig. 37 Inner loop PI parameter identification results of grid side controller by TS algorithm

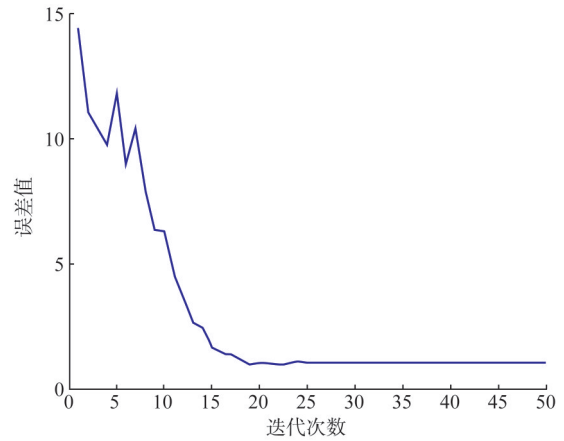


图 38 网侧控制器内环 PI 参数禁忌搜索算法误差结果

Fig. 38 Inner loop PI error results of grid side controller by TS algorithm

3.2.4 GTS 算法

在使用 GTS 算法进行网侧控制器外环 PI 参数辨识时,选择有功功率与无功功率以及直流电压作为测量量,直流电压参考值在 3 s 时由 1 050 V 跃升为 1 200 V 作为扰动量,收敛判据为误差评价函数值小于 0.15。

图 39 为采用 GTS 算法辨识得到的网侧控制器外环 PI 参数辨识结果,目标值为 [16.5, 275],结果采用标么值表征,在第 11 代开始采用禁忌搜索算法快速接近目标值,迭代次数为 20,辨识结果为 [16.52, 274.82],误差为 [0.12%, 0.88%]。

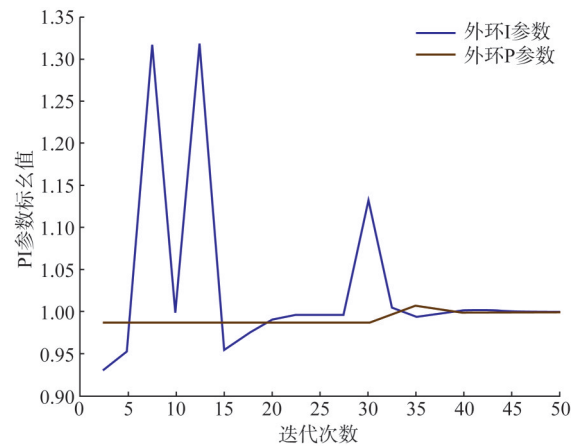


图 39 网侧控制器外环 PI 参数 GTS 算法辨识结果

Fig. 39 Outer loop PI parameter identification results of grid side controller by GTS algorithm

图 40 为采用外环 PI 参数辨识结果的曲线与参考仿真曲线的误差计算结果。其对应的辨识参数误差结果为 0.143 4。

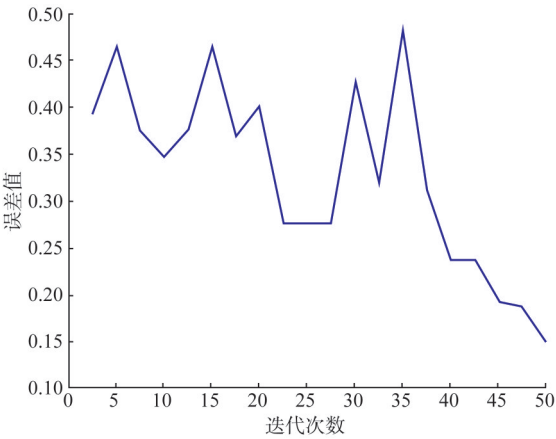


图 40 网侧控制器外环 PI 参数 GTS 算法误差结果
Fig. 40 Outer loop PI error results of grid side controller by GTS algorithm

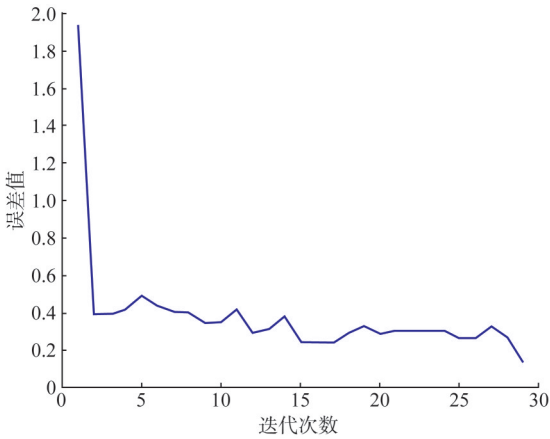


图 42 网侧控制器内环 PI 参数 GTS 算法误差结果
Fig. 42 Inner loop PI error results of grid side controller by GTS algorithm

图 41 为使用 GTS 算法辨识得到的网侧控制器内环 PI 参数辨识结果, 目标值为 $[1, 50]$, 结果采用标幺值表征, 该算法在遗传迭代第 17 代开始采用禁忌搜索算法快速接近目标值, 迭代次数为 29, 辨识结果为 $[1.002, 50.02]$, 误差为 $[0.2\%, 0.4\%]$ 。

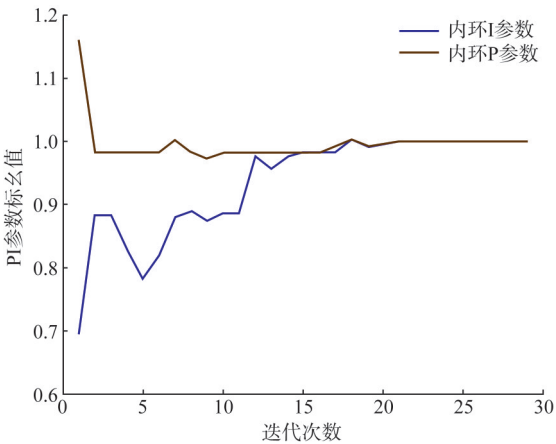


图 41 网侧控制器内环 PI 参数 GTS 算法辨识结果
Fig. 41 Inner loop PI parameter identification results of grid side controller by GTS algorithm

图 42 为采用内环 PI 参数辨识结果的曲线与参考仿真曲线的误差计算结果。其对应的辨识参数误差结果为 0.134 1。

3.3 试验结果对比

各算法针对机侧换流器控制器 PI 参数辨识结果及误差结果对比如表 1 所示。

对比迭代次数以及曲线误差结果, 相较于传统辨识方法如单纯形法容易陷入局部最优; 智能算法

表 1 控制器算法辨识效果对比表

Tab 1	Identification effect comparison of control algorithms				
	结果	单纯形	遗传算法	禁忌搜索	GTS
机侧外环迭代次数	37	50	19	28	
机侧外环比例辨识结果	0.050 64	0.050 99	0.049 10	0.050 42	
机侧外环积分辨识结果	20.090 0	19.846 0	19.843 5	19.960 0	
机侧外环误差结果	0.154 7	0.175 6	0.136 5	0.113 1	
机侧内环迭代次数	37	50	25	32	
机侧内环比例辨识结果	0.988 0	0.987 0	1.0124	1.0112	
机侧内环积分辨识结果	120.400	120.380	120.328	120.300	
机侧内环误差结果	0.177 20	0.195 50	0.103 90	0.084 57	
网侧外环迭代次数	36	50	21	20	
网侧外环比例辨识结果	16.510	16.289	16.698	16.520	
网侧外环积分辨识结果	435.800	270.940	272.667	274.820	
网侧外环误差结果	0.478 6	0.270 5	0.196 5	0.143 4	
网侧内环迭代次数	46	50	26	29	
网侧内环比例辨识结果	0.998 1	0.982 0	0.968 0	1.002 0	
网侧内环积分辨识结果	44.020	49.630	24.625	50.020	
网侧内环误差结果	0.300 6	0.361 7	1.094 6	0.134 1	

如遗传算法, 虽然能快速接近目标值附近, 但无法快速逼近目标值, 禁忌搜索算法搜索速度快, 但容易陷入局部最优, 而本文所提 GTS 算法在直驱风机机侧及网侧换流器内外环 PI 参数辨识过程中具有更好的全局优化和快速搜索能力。

4 结语

本文针对传统参数辨识方法在风电机组控制器 PI 控制参数辨识过程中的特点, 提出结合遗传算法和禁忌搜索算法的参数辨识方法, 即 GTS 算法。通

过遗传算法进行全局搜索,快速逼近目标值附近,调用禁忌搜索对局部区域的进一步快速搜索,因此对比传统辨识方法、遗传算法、禁忌搜索算法,本文所提GTS算法兼顾全局优化和快速搜索的特点。通过直驱风机机侧及网侧换流器PI参数辨识仿真实验结果表明所提GTS算法的有效性。

参考文献

- [1] 吴思嘉,迟方德,叶希,等.高比例新能源电网运行备用容量需求概率动态评估方法[J].电力建设,2023,44(6):126-134.
WU Sijia, CHI Fangde, Ye Xi, et al. Probabilistic dynamic assessment for operating reserve requirements of power system with high penetrated renewables[J]. Electric Power Construction, 2023, 44(6): 126-134.
- [2] 吕萍,石耀鹏.中国风电产业进入市场化高质量发展阶段[J].风能,2023(5):72-76.
LÜ Ping, SHI Yaopeng. A stage of marker-oriented and high-quality development of China's wind power industry[J]. Wind Energy, 2023(5): 72-76.
- [3] 张金龙.双馈风电机组模型参数辨识与模型验证[D].济南:山东大学,2012.
- [4] 王诗超,崔浩瀚,陈雅皓,等.大容量海上风电机组故障穿越电磁暂态模型辨识方法[J].南方电网技术,2023,17(10):123-132.
WANG Shichao, CUI Haohan, CHEN Yahao, et al. Identification method of fault ride-through electromagnetic transient model for large-scale off-shore wind turbines[J]. Southern Power System Technology, 2023, 17(10): 123-132.
- [5] 戚正浩.双馈风力发电机组高电压穿越控制策略与参数辨识方法研究[D].西安:西安理工大学,2023.
- [6] 李振垚,摆世彬,方若水,等.基于广域测量系统的双馈风力发电机组在线参数辨识方法[J].南方电网技术,2021,15(5):89-97.
LI Zhenyao, BAI Shibin, FANG Ruoshui, et al. Online parameter identification method of doubly fed induction generator based on wide area measurement system[J]. Southern Power System Technology, 2021, 15(5): 89-97.
- [7] 叶运铭,汪娟娟,陈威,等.基于小干扰动态模型的LCC-HVDC系统控制器参数优化方法[J].南方电网技术,2021,15(4):1-9.
YE Yunming, WANG Juanjuan, CHEN Wei, et al. Controller parameters optimization method for LCC-HVDC system based on small-interference dynamic model[J]. Southern Power System Technology, 2021, 15(4): 1-9.
- [8] 刘旭敏.基于半实物仿真及参数辨识技术的直驱风电机组变流器控制策略研究[D].济南:山东大学,2023.
- [9] 王毅,朱晓荣,赵书强.风力发电系统的建模与仿真[M].北京:中国水利水电出版社,2015.
- [10] 李勤.风电机组建模和参数辨识方法研究[D].合肥:合肥工业大学,2018.
- [11] 徐恒山,李文昊,赵铭洋,等.基于最小二乘和自适应蛇优化算法的直驱风机LVRT特性辨识[J].电力系统及其自动化学报,2024,36(2):55-66.
XU Hengshan, LI Wenhao, ZHAO Mingyang, et al. Identification of LVRT characteristic of direct-driven wind turbine generator based on LS and ASO algorithm[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2024, 36(2): 55-66.
- [12] 林佳圆,陈睿,李依琳.基于参数辨识的配电网故障测距方法[J].南方电网技术,2019,13(4):80-87.
LIN Jiayuan, CHEN Rui, LI Yilin. Fault location method for distribution network based on parameter identification[J]. Southern Power System Technology, 2019, 13(4): 80-87.
- [13] 钱佳伟.基于频域极大似然估计的新能源发电系统参数辨识方法研究[D].杭州:浙江大学,2022.
- [14] 李英春,侯金明,王培瑞.基于改进扩展卡尔曼滤波的PMSM在线参数辨识[J].中国测试,2022,48(11):47-53.
LI Yingchun, HOU Jinming, WANG Peirui. PMSM online parameter identification method based on improved extended Kalman filter[J]. China Measurement & Test, 2022, 48(11): 47-53.
- [15] 刘俊磊,刘思捷,钱峰,等.基于贝叶斯神经网络的风电机组参数辨识[J].科技创新与应用,2020(12):21-23.
LIU Junlei, LIU Sijie, QIAN Feng, et al. Wind turbine parameter identification based on Bayesian neural network[J]. Technology Innovation and Application, 2020(12): 21-23.
- [16] 吴长强.基于改进遗传算法的新一代同步调相机参数辨识研究[D].哈尔滨:哈尔滨理工大学,2022.
- [17] 仇一鸣,李文启,杨东升,等.基于微粒群优化算法的异步电机模型参数辨识[C]//2011年中国智能自动化学术会议,2011年8月6日,中国北京.北京:中国自动化学会智能自动化专业委员会,2011:155-160.
- [18] 刘朝华,李小花,周少武,等.面向永磁同步电机参数辨识的免疫完全学习型粒子群算法[J].电工技术学报,2014,29(5):118-126.
LIU Zhaozhua, LI Xiaohua, ZHOU Shaowu, et al. Comprehensive learning particle swarm optimization algorithm based on immune mechanism for permanent magnet synchronous motor parameter identification[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2014, 29(5): 118-126.
- [19] 赵康,张志轩,周宁,等.基于多层神经网络的直驱风机低穿控制参数辨识[J].山东电力技术,2022,49(4):1-6.
ZHAO Kang, ZHANG Zhixuan, ZHOU Ning, et al. Low voltage ride-through control parameters identification method for permanent magnet synchronous generator based on multi-layer neural network[J]. Shandong Electric Power, 2022, 49(4): 1-6.
- [20] 胡忠山,黄星海,叶运铭,等.综合时域和频域性能要求的高压直流控制参数整定方法[J].南方电网技术,2023,17(3):10-19.
HU Zhongshan, HUANG Xinghai, YE Yunming, et al. Setting method for control parameters of HVDC based on the comprehensive requirements of time domain and frequency domain performance[J]. Southern Power System Technology, 2023, 17(3): 10-19.
- [21] 孙建华,王东华,朱印.基于改进遗传算法的双馈风电机组模型参数辨识[J].电气应用,2015,34(18):115-120.
SUN Jianhua, WANG Donghua, ZHU Yin. Parameter identification of doubly-fed wind turbine model based on improved genetic algorithm[J]. Electrotechnical Application, 2015, 34(18): 115-120.
- [22] 张洁,罗俊杰.基于TS-FOA算法的光伏组件参数辨识[J].计算机技术与发展,2022,32(6):15-20.

(下转第46页 Continued on Page 46)