

5-26-2022

Research on parameter identification of load model based on GWO algorithm

Cheng GUO

Electric Power Science Research Institute, Yunnan Power Grid Co., Ltd., Kunming 650217, China

Hao XIE

School of Electrical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 611756, China

Xian MENG

Electric Power Science Research Institute, Yunnan Power Grid Co., Ltd., Kunming 650217, China

Peng HE

Electric Power Science Research Institute, Yunnan Power Grid Co., Ltd., Kunming 650217, China

Lei YANG

Electric Power Science Research Institute, Yunnan Power Grid Co., Ltd., Kunming 650217, China

See next page for additional authors

Follow this and additional works at: <https://jepst.researchcommons.org/journal>

Recommended Citation

GUO, Cheng; XIE, Hao; MENG, Xian; HE, Peng; YANG, Lei; and WANG, Delin (2022) "Research on parameter identification of load model based on GWO algorithm," *Journal of Electric Power Science and Technology*. Vol. 37: Iss. 2, Article 4.

DOI: 10.19781/j.issn.1673-9140.2022.02.004

Available at: <https://jepst.researchcommons.org/journal/vol37/iss2/4>

This Article is brought to you for free and open access by Journal of Electric Power Science and Technology. It has been accepted for inclusion in Journal of Electric Power Science and Technology by an authorized editor of Journal of Electric Power Science and Technology.

Research on parameter identification of load model based on GWO algorithm

Authors

Cheng GUO, Hao XIE, Xian MENG, Peng HE, Lei YANG, and Delin WANG

基于灰狼优化算法的负荷模型参数辨识

郭 成¹, 谢 浩², 孟 贤¹, 和 鹏¹, 杨 蕾¹, 王德林²

(1. 云南电网有限责任公司电力科学研究院, 云南 昆明 650217; 2. 西南交通大学电气工程学院, 四川 成都 611756)

摘 要: 为了提高负荷建模准确性以满足电力系统仿真计算准确度的要求, 本文从总体测辨法的角度提出一种基于灰狼优化(GWO)算法的负荷模型参数辨识策略。该负荷模型参数辨识策略以电网发生扰动时变电站母线电压、电压相角为输入, 选取感应电动机并联 ZIP 负荷的经典负荷模型, 通过灰狼算法实现对目标函数的迭代优化获得一组最优的负荷模型参数, 使得模型响应能较好拟合样本功率曲线。GWO 算法具有较强的快速收敛能力和全局搜索能力, 将其运用于负荷建模参数辨识实践中, 可以有效提高辨识精度。通过在 PSD-BPA 软件中建立电力系统仿真模型, 以变电站母线处的扰动数据作为负荷建模的输入数据对 2 个算例进行仿真。仿真结果表明, GWO 相对于常用的粒子群算法在计算精度、收敛速度等方面都具有明显优势。

关 键 词: 负荷建模; 参数辨识; 灰狼优化算法

DOI:10.19781/j.issn.1673-9140.2022.02.004 中图分类号: TM863 文章编号: 1673-9140(2022)02-0030-08

Research on parameter identification of load model based on GWO algorithm

GUO Cheng¹, XIE Hao², MENG Xian¹, HE Peng¹, YANG Lei¹, WANG Delin²

(1. Electric Power Science Research Institute, Yunnan Power Grid Co., Ltd., Kunming 650217, China;

2. School of Electrical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 611756, China)

Abstract: In order to improve the accuracy of load modeling to meet the requirements of power system simulation calculation accuracy, this paper proposes a load model parameter identification strategy based on the grey wolf optimization (GWO) algorithm from the perspective of overall measurement and identification method. The load model parameter identification strategy takes the substation bus voltage and voltage phase angle as the input when the power grid is disturbed, selects the classic load model of the induction motor parallel ZIP load. The strategy realizes the iterative optimization of the objective function through the gray wolf algorithm to obtain a set of optimal load model parameters, so that the model response can better fit the sample power curve. GWO algorithm has strong fast convergence ability and global search ability. Its application in load modeling parameter identification practice can effectively improve the identification accuracy. By establishing a power system simulation model in PSD-BPA software, two examples are simulated with the disturbance data at the substation bus as the input data of the load modeling. Simulation results show that GWO has obvious advantages in calculation accuracy and convergence speed compared with the commonly used particle swarm optimization algorithm.

Key words: load modeling; parameter identification; GWO algorithm

收稿日期: 2020-12-29; 修回日期: 2021-03-05

基金项目: 国家自然科学基金(51777176); 云南电网有限责任公司科技项目(YNKJXM20180017)

通信作者: 谢 浩(1994-), 男, 硕士研究生, 主要从事基于暂态数据的负荷模型辨识与优化技术的研究; E-mail: 953476220@qq.com

电力系统数字仿真计算关系着电网的安全控制与动态分析,仿真结果的准确性对电力系统的调度运行与规划设计具有决定性影响,选取不合适的负荷模型进行电力系统仿真会使得仿真结果偏离实际,造成不必要的资金浪费甚至是错误的决策^[1]。

总体测辨法是负荷建模中广泛使用的一种方法,包含 2 个步骤:①确定负荷模型^[2-5];②对负荷模型进行参数辨识^[6-7]。目前,对负荷模型进行参数辨识的方法主要有线性和非线性法。线性法主要有最小二乘法、卡尔曼滤波法等。非线性法主要有梯度法、随机搜索法和模拟进化法,主要思想是通过迭代找到一组最优的参数解,使得目标函数取得最优值。

随着人工智能的发展与推广,智能算法也越来越多地被应用到负荷建模技术研究中^[8-14]。文献[10]在基本粒子群的基础上加入了 S 型惯性权重因子,提高了算法的遍历性与全局搜索能力,但是参数设置较为繁琐;文献[11]基于混沌优化算法增加了参数搜索范围自动缩小的功能,提高了算法的寻优速度;文献[12]针对蚁群算法在迭代寻优一定次数后容易出现早熟的问题,提出将混沌算法与蚁群算法混合,利用混沌算法的遍历性避免了早熟从而增强全局搜索能力,提高了模型辨识的精度;文献[13]通过分散协调控制与粒子群算法相结合,加速了种群的收敛速度,减少了负荷模型辨识的时间;文献[14]提出在微分进化算法的基础上借鉴遗传算法引入了移民策略,提高了算法的鲁棒性,但是算法的混合使得参数选取变得复杂。

灰狼优化(grey wolf optimization,GWO)算法是一种新型的群体智能优化算法,具有较好的全局收敛性、调节参数少、容易辨识等优点,目前已广泛应用于神经网络训练、最优控制策略等研究领域^[15-16]。但鲜有学者将 GWO 算法应用于负荷建模研究当中。本文针对经典负荷模型,重点辨识感应电动机中灵敏度较高的参数,如定子绕组电抗、等值电动机负载率和电动机初始有功占比等,其余参数利用典型值代替;通过在 PSD-BPA 软件中建立电力系统仿真模型,以变电站母线处的扰动数据作为负荷建模的输入数据样本;利用 GWO 算法实现对目标函数的迭代优化并获得最优的负荷模型参数;最后,通过 GWO 算法与粒子群算法优化后的模型

响应跟样本功率曲线对比,验证 GWO 算法能够提高负荷建模的准确性。

1 经典负荷模型

本文选取目前电力系统仿真计算中常用的由 3 阶感应电动机并联静态 ZIP 负荷构成的经典负荷模型,其对应的等值电路如图 1 所示。该等值电路中静态 ZIP 负荷以系统容量作为基值,而定子绕组电阻 R_s 、定子绕组电抗 X_s 、励磁电抗 X_m 、转子绕组电阻 R_r 和转子绕组电抗 X_r 以感应电动机额定容量作为基值。

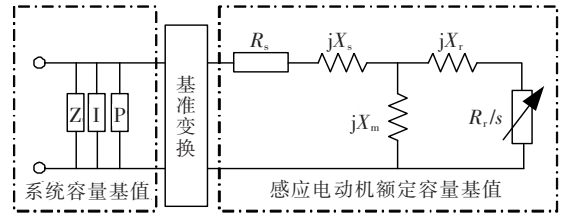


图 1 经典负荷模型等值电路

Figure 1 Equivalent circuit of classical load model

1.1 静态 ZIP 负荷和感应电动机数学方程

忽略频率变化的影响,静态 ZIP 负荷描述为

$$\begin{cases} P_s = P_{s0} \left[a_p \left(\frac{U}{U_0} \right)^2 + b_p \frac{U}{U_0} + c_p \right] \\ Q_s = Q_{s0} \left[a_q \left(\frac{U}{U_0} \right)^2 + b_q \frac{U}{U_0} + c_q \right] \end{cases} \quad (1)$$

式中 U_0 为负荷点的初始电压; P_{s0} 、 Q_{s0} 分别为静态 ZIP 负荷的初始有功、无功功率; a_p 、 b_p 、 c_p 、 a_q 、 b_q 、 c_q 均为 ZIP 负荷的系数,各系数满足约束关系:

$$\begin{cases} a_p + b_p + c_p = 1 \\ a_q + b_q + c_q = 1 \end{cases} \quad (2)$$

考虑机电暂态的 3 阶感应电动机负荷模型,采用电动机惯例,其方程描述为

$$\begin{cases} \frac{dE'_x}{dt} = -\frac{1}{T'_{d0}} [E'_x + (X - X')I_y] + \omega_B(1 - \omega)E'_y \\ \frac{dE'_y}{dt} = -\frac{1}{T'_{d0}} [E'_y - (X - X')I_x] - \omega_B(1 - \omega)E'_x \\ \frac{d\omega}{dt} = \frac{1}{T_j} [(E'_x I_x + E'_y I_y) - (H_2 \omega^2 + H_1 \omega + H_0)T_0] \end{cases} \quad (3)$$

$$\begin{cases} I_x = \frac{1}{R_s^2 + X'^2} \cdot \\ [R_s(U_x - E'_x) + X'(U_y - E'_y)] \\ I_y = \frac{1}{R_s^2 + X'^2} \cdot \\ [R_s(U_y - E'_y) - X'(U_x - E'_x)] \end{cases} \quad (4)$$

$$\begin{cases} P_m = U_x I_x + U_y I_y \\ Q_m = U_y I_x - U_x I_y \end{cases} \quad (5)$$

式(3)~(5)中 ω_B 为角频率基值; U_x, U_y 为等值电动机机端电压 x, y 轴分量; I_x, I_y 为等值电动机机端电流 x, y 轴分量; E'_x, E'_y 为等值电动机暂态电动势 x, y 轴分量; ω 为转子转速; T_j 为等值电动机惯性时间常数; T_0 为初始机械转矩; R_s, X_s 分别为定子绕组的电阻、电抗; R_r, X_r 分别为转子绕组的电阻、电抗; X_m 为励磁电抗; $X = X_s + X_m, X' = X_s + X_m // X_r$ 分别为转子稳态、暂态电抗; 转子绕组时间常数 $T'_{d0} = (X_m + X_r) / (\omega_B R_r)$, 其中, $\omega_B = 2\pi \times 50$; H_0, H_1, H_2 均为机械转矩系数, 且满足 $H_2 \omega_0^2 + H_1 \omega_0 + H_0 = 1$ 。

式(3)~(5)中除了参数 t, T_j 为实际值以外, 其余各参数均为标么值, 但电动机参数是以电动机额定容量为基值。文献[12, 17]为了使电动机额定容量对负荷初始功率的自适应变化, 引入电动机负载率 K_L 、电动机初始有功功率占比 k_{pm} 和电动机额定容量与系统容量基值转换系数 K , 计算如下:

$$\begin{cases} K_L = \frac{P_{m0}}{S_{MB}} \cdot \frac{U_B}{U_0} \\ k_{pm} = \frac{P_{m0}}{P_0} \\ K = \frac{S_{MB}}{S_{BS}} \end{cases} \quad (6)$$

式中 P_{m0} 为等值电动机初始有功功率; P_0 为负荷初始有功功率; S_{MB} 为等值电动机额定功率; U_B 为系统和电动机电压基值; S_{BS} 为系统容量基值。

1.2 模型参数

根据 CLM 负荷模型的数学表达式, 等值电动机待辨识的独立参数有 10 个: $R_s, X_s, X_m, R_r, X_r, H_2, H_1, T_j, k_{pm}, K_L$; 静态 ZIP 负荷待辨识的独立参数有 4 个: a_p, b_p, a_q, b_q , 一共有 14 个独立的待辨识参数。如果对这 14 个参数同时进行辨识, 既影响辨识精度, 还会增加计算时间。文献[18]指出等值

电动机模型中定子电抗 X_s 、等值电动机负载率 K_L 和等值电动机初始有功占比 k_{pm} 灵敏度较高, 其他参数可取典型值。

文献[19]给出了电力系统仿真计算时等值电动机的推荐参数: $R_s = 0, R_r = 0.02, X_r = 0.12, X_m = 3.5, H_2 = 0.85, H_1 = 0$ 。因此, 本文采用文献[18]的辨识策略, 选取的 CLM 负荷模型中共有 7 个重点待辨识参数, 即

$$\mathbf{Y} = [X_s, K_L, k_{pm}, a_p, b_p, a_q, b_q] \quad (7)$$

参数辨识过程中的目标函数为

$$\min J = \min \frac{1}{n} \cdot$$

$$\sum_{k=1}^n \sqrt{(P - P_m - P_s)^2 + (Q - Q_m - Q_s)^2} \quad (8)$$

式中 J 为适应度值; P, Q 分别为实际母线有功、无功功率; P_m, Q_m 分别为等值电动机输出的有功、无功功率; P_s, Q_s 分别为静态 ZIP 输出的有功功率、无功功率; n 为样本点的个数。

2 灰狼优化算法

2.1 算法原理

2014 年, Marjilili 根据自然界灰狼种群在狩猎过程中表现出来的等级制度, 提出了操作简便、调节参数较少的 GWO 算法。在一个灰狼种群中, 根据金字塔结构依次分为 $\alpha, \beta, \delta, \omega$ 共 4 级。在 GWO 算法中, 最优解 α 灰狼、次优解 β 灰狼和再优解 δ 灰狼通过引导 ω 灰狼来完成捕食行为从而实现迭代寻优。其中包含 3 个阶段: 包围、追捕、攻击。

1) 包围。

设搜索空间为 d 维, 灰狼包围猎物时距离更新位置为

$$\mathbf{X}(i) = \{X_l(i) | l = 1, 2, \dots, d\} \quad (9)$$

$$\mathbf{D}(i) = \{(D_l(i) =$$

$$|CX^p(i) - X_l(i)|\}; i = 1, 2, \dots, d\} \quad (10)$$

$$\mathbf{X}(i+1) = \mathbf{X}^p(i) - A \cdot \mathbf{D}(i) \quad (11)$$

式(9)~(11)中 i 为当前迭代次数; $\mathbf{X}$ 为灰狼的位置向量; $\mathbf{X}^p$ 为猎物的位置向量(以种群的当前最优解代入); $\mathbf{D}$ 为灰狼与猎物的距离向量; A 为灰狼对猎物的攻击系数, C 为协同系数。其计算公式为

$$A = 2m \cdot r_1 - m \quad (12)$$

$$C = 2r_2 \quad (13)$$

式中 r_1, r_2 为 $[0, 1]$ 间的一维随机数;收敛因子 $m = 2 - 2i/i_{\max}$ 呈线性变化, $i_{\max}$ 表示最大迭代次数。

2) 追捕。

GWO 算法在迭代计算过程中,处于金字塔上层的 α, β, δ 灰狼有更多关于猎物位置的信息。因此,当猎物被包围后,追捕过程开始进行。此时, α, β, δ 灰狼指导 ω 灰狼的位置更新:

$$\begin{aligned} |D_\alpha(i) &= |C_1 \cdot X_\alpha(i) - X(i)| \\ |D_\beta(i) &= |C_2 \cdot X_\beta(i) - X(i)| \\ |D_\delta(i) &= |C_3 \cdot X_\delta(i) - X(i)| \end{aligned} \quad (14)$$

$$\begin{aligned} X_1(i) &= X_\alpha(i) - A_1 \cdot D_\alpha(i) \\ X_2(i) &= X_\beta(i) - A_2 \cdot D_\beta(i) \\ X_3(i) &= X_\delta(i) - A_3 \cdot D_\delta(i) \end{aligned} \quad (15)$$

$$X(i+1) = \frac{1}{3} [X_1(i) + X_2(i) + X_3(i)] \quad (16)$$

式(14)~(16)中 $X_\alpha, X_\beta, X_\delta$ 分别为 α, β, δ 灰狼的位置向量; $D_\alpha, D_\beta, D_\delta$ 分别为 α, β, δ 灰狼与猎物的距离向量; X_1, X_2, X_3 分别为 α, β 和 δ 灰狼的位置向量更新; $X(i+1)$ 为 ω 灰狼的位置向量更新; C_1, C_2, C_3 均为协同系数; A_1, A_2, A_3 均为灰狼对猎物的攻击系数。

3) 攻击。

GWO 算法通过攻击系数向量 $\vec{A}$ 决定灰狼的搜索范围,当 $|\vec{A}| > 1$ 时,狼群会远离当前猎物,进行全局搜索;当 $|\vec{A}| < 1$ 时,狼群会逼近当前猎物进行局部搜索。由式(13)可知,协同系数 C 的取值范围为 $[0, 2]$,迭代优化过程中是随机变换的,保证猎物权值的随机性,提升了算法的全局寻优能力。

2.2 基于灰狼优化算法的负荷建模参数辨识

GWO 算法应用于负荷建模参数辨识的算法流程如图 2 所示,主要计算步骤如下。

1) 输入实测数据样本。本文需要的实测数据包含系统扰动情况下变电站的母线电压、电压相角、有功和无功功率。

2) 设置灰狼种群规模、最大迭代次数、待优化参数维度,并初始化灰狼种群。

3) 计算灰狼的适应度值。首先,根据每一只灰

狼初始化 CLM 负荷模型中等值电动机的初始功率响应 P_{m0}, Q_{m0} 和静态 ZIP 负荷的初始功率响应 P_{s0}, Q_{s0} ,并计算式(3)微分方程中各状态变量的初值 E'_{x0}, E'_{y0} 和 ω_0 ;其次,运用 4 阶 Runge-Kutta 求解式(3)中每一时步的状态变量 $E'_x(k), E'_y(k), \omega(k)$,并按式(5)计算每一时步等值电动机的功率响应 $P_m(k), Q_m(k)$,同时按式(1)计算每一时步静态 ZIP 负荷的功率响应 $P_s(k), Q_s(k)$;最后,通过目标函数式(6)计算灰狼种群的适应度值。文献[20]给出了详细的负荷模型初始化过程。

4) 对灰狼种群进行适应度值排序,将最优解、次优解、再优解分别标记为 α, β, δ 灰狼。

5) 检测当前迭代次数 i 是否满足设定的最大值,若满足则迭代结束,输出全局最优解;若不满足,则利用 α, β, δ 灰狼指导 ω 灰狼进行位置更新,并返回步骤 3 继续迭代。

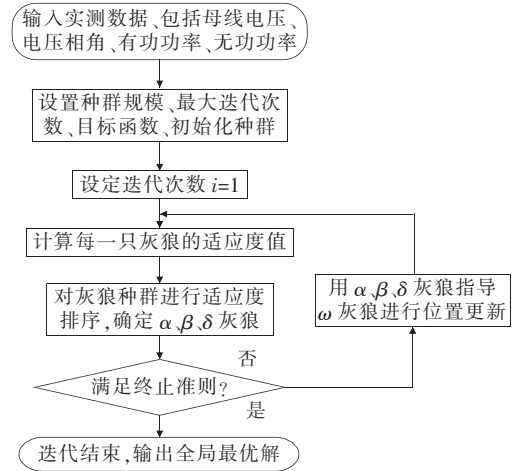


图 2 GWO 算法流程

Figure 2 Flow chart of GWO algorithm

3 算例

为了检验 GWO 算法应用于负荷建模参数辨识的优越性,本文选取 CLM 负荷模型结构,分别使用 GWO、PSO 算法对待辨识参数向量 Y 的 7 个参数进行辨识。设置 2 种算法的种群数为 40,最大迭代次数为 100。

本文的三相、单相短路建模数据来源于 PSD-BPA 平台所搭建的 3 机 9 节点算例系统,如图 3 所示。母线 2、A、B、C 处均设置负荷为 CLM 模型,参考云南电网电动机负荷模型,设置等值电动机的初

始参数: $R_s=0.02$ 、 $X_s=0.18$ 、 $X_m=3.499$ 、 $R_r=0.02$ 、 $X_r=0.12$ 、 $H_2=0.85$ 、 $H_1=0$ 、 $T_j=2.0$ 、 $k_{pm}=0.5$ 、 $K_L=0.0116$; 静态 ZIP 参数: $a_p=1$ 、 $b_p=0$ 、 $c_p=0$ 、 $a_q=1$ 、 $b_q=0$ 、 $c_q=0$ 。

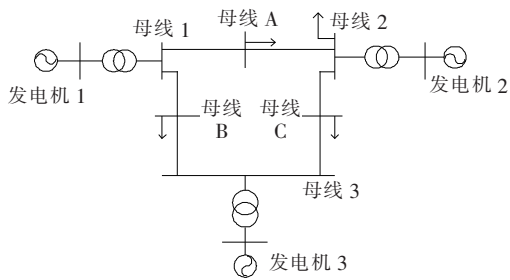


图 3 3 机 9 节点系统

Figure 3 3-machine 9-bus power system

3.1 三相短路

扰动设置为母线 A、2 线路 50% 处在第 5 个周波发生三相短路故障,第 10 个周波母线 A 与母线 2 分别于故障相断开。记录母线 2 处的电压 U 、电压相角 θ (如图 4 所示)以及有功 P 和无功 Q 。样本的时间长度均为 1 s,步长为 0.5 个周波。

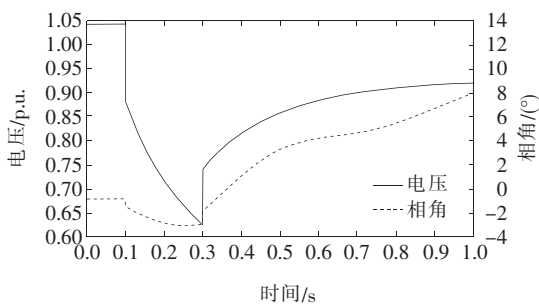


图 4 三相短路情况下的母线 2 电压、相角曲线

Figure 4 Voltage and phase angle curve of bus 2 under three-phase short circuit

分别以 GWO、PSO 算法优化的全局最优解作为仿真模型,并基于样本输入数据即母线 2 电压 U 、电压相角 θ ,输出仿真模型的有功和无功。基于样本数据的最优辨识结果如表 1 所示,可以看出, GWO 算法对等值电动机灵敏度参数 X_s 、 k_{pm} 、 K_L 的辨识结果相对于 PSO 算法更接近于真值,基于 GWO 算法的适应度值 J 为 0.041 4,优于 PSO 算法对应的适应度值(0.167 0),仿真时间减少了 0.439 9 s,这表明采用 GWO 算法进行参数辨识具有更高的精度和效率。另外,静态 ZIP 负荷参数

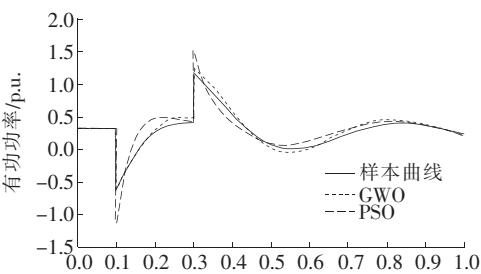
a_p 、 b_p 、 a_q 、 b_q 的辨识结果出现较大偏差,其主要原因是参数自身的灵敏度较低,而非算法原因。

模型响应与样本功率曲线的拟合情况如图 5 所示,在三相短路情况下,2 种算法迭代优化后的模型响应都表现出了较好的自描述能力,不过,从总体上比较,GWO 算法优化后的模型拟合效果比 PSO 算法更接近样本曲线。

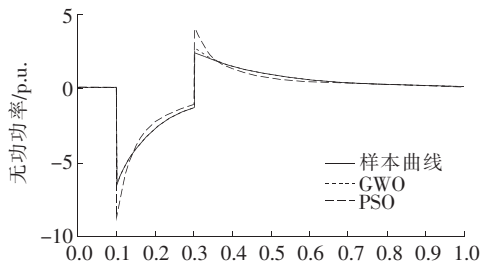
表 1 三相短路情况下的样本数据最优辨识结果

Table 1 Optimal identification results of sample data under three-phase short circuit

参数	真值	辨识结果	
		GWO	PSO
X_s	0.180 0	0.193 6	0.100 0
k_{pm}	0.500 0	0.569 2	0.850 0
K_L	0.011 6	0.011 3	0.018 5
a_p	1.000 0	0.149 2	1.000 0
b_p	0.000 0	0.914 7	0.000 0
a_q	1.000 0	0.987 0	1.000 0
b_q	0.000 0	0.008 0	0.009 2
J	—	0.041 4	0.167 0
仿真时间/s	—	0.796 7	1.236 6



(a) 有功功率曲线



(b) 无功功率曲线

图 5 三相短路情况下的模型响应与样本曲线对比
Figure 5 Comparison of model response with sample curve under three-phase short circuit

迭代寻优过程中适应度值变化如图 6 所示,GWO 算法迭代 10 次就收敛到最优稳定值,PSO 算法迭代近 17 次才收敛到最优稳定值,同时,GWO 算法整体适应值曲线比 PSO 算法更低,这说明了 GWO 算法具有收敛速度快、精度高的优点。

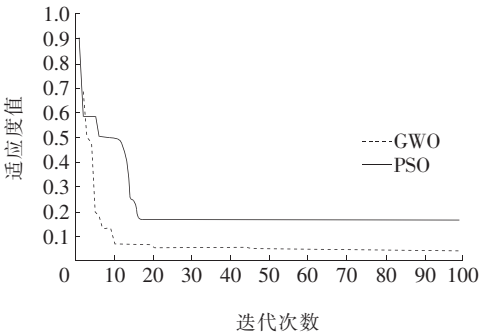


图 6 三相短路情况下的适应度曲线对比

Figure 6 Comparison of fitness curve under 3-phase short circuit

3.2 单相短路

扰动设置为母线 A、2 线路靠近母线 A 处在第 5 个周波发生单相瞬时短路故障,第 6 个周波母线 A、2 分别于故障相断开。记录下母线 2 处的电压 U 、电压相角 θ (如图 7 所示)以及有功 P 和无功 Q 。样本的时间长度均为 1 s,步长为 0.5 个周波。

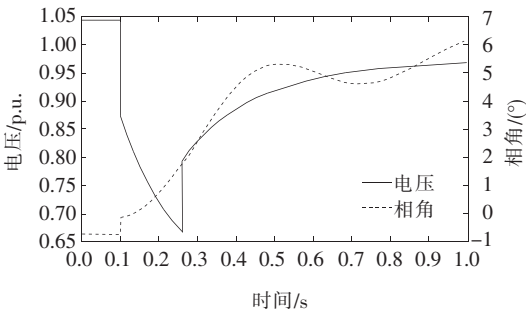


图 7 单相短路情况下的母线 2 电压、相角曲线

Figure 7 Voltage and phase angle curve of bus 2 under single-phase short circuit

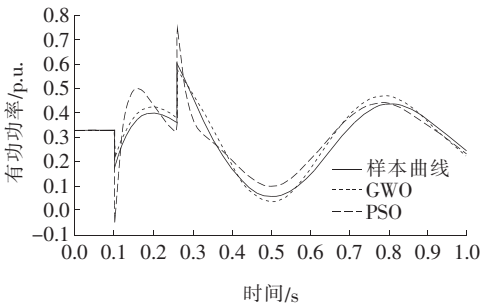
基于样本数据的最优辨识结果如表 2 所示,可以看出,GWO 算法对参数 X_s 、 k_{pm} 、 K_L 的辨识结果相对于 PSO 算法更接近于真值,基于 GWO 算法的负荷建模 J 为 0.020 5,优于 PSO 算法对应的适应度值(0.165 9),仿真时间减少了 0.376 2 s,进一步表明了 GWO 算法在辨识精度、辨识效率上的优势。

表 2 单相短路情况下的样本数据最优辨识结果

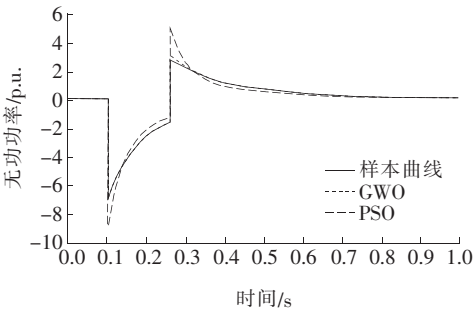
Table 2 Optimal identification result of sample data under single-phase short circuit

参数	真值	辨识结果	
		GWO	PSO
X_s	0.180 0	0.194 5	0.100 0
k_{pm}	0.500 0	0.627 8	0.775 3
K_L	0.011 6	0.012 5	0.017 1
a_p	1.000 0	0.873 0	0.928 7
b_p	0.000 0	0.072 2	0.803 3
a_q	1.000 0	0.946 4	0.417 4
b_q	0.000 0	0.077 5	1.000 0
J	—	0.020 5	0.165 9
仿真时间/s	—	0.785 5	1.161 7

模型响应与样本功率曲线的拟合情况的拟合情况如图 8 所示,在单相短路情况下,GWO 算法优化后的有功和无功功率响应均比 PSO 算法更接近样本曲线,表明了 GWO 算法的优越性;迭代寻优过程中适应度值变化如图 9 所示,PSO 算法虽然比 GWO 算法更快收敛到最优稳定值,但是该算法陷入了局部最优,其适应度值远大于 GWO 算法优化



(a) 有功功率曲线



(b) 无功功率曲线

图 8 单相短路情况下的模型响应与样本曲线对比

Figure 8 Comparison of model response with sample curve under single-phase short circuit

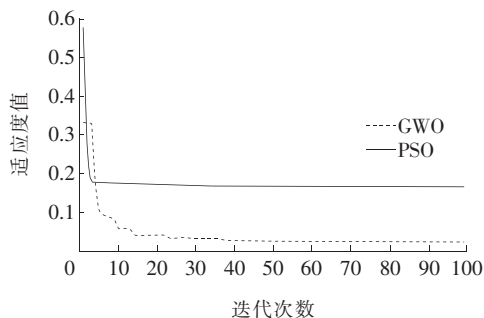


图9 单相短路情况下的适应度曲线对比

Figure 9 Comparison of fitness curve under single-phase short circuit

后的适应度值。进一步验证了 GWO 算法全局寻优能力更强,辨识结果更精确的优点。

4 结语

本文将灰狼优化算法应用于负荷建模参数辨识实践中,通过 PSD-BPA 中 3 机 9 节点系统中三相短路算例与单相短路算例中的样本数据进行建模,并引入粒子群算法进行了对比,得出结论如下:

1) 基于 CLM 负荷模型,通过对重点参数向量 $\mathbf{Y}$ 进行辨识,其余参数选取为典型值的辨识策略,2 种优化算法下的模型响应均与样本曲线较好的拟合,表明了该辨识策略的有效性;

2) 基于负荷建模参数辨识结果,将等值电动机灵敏度参数 X_s 、 k_{pm} 、 K_L 的辨识值与真值进行对比,并比较了 2 种优化算法的适应度值,研究表明 GWO 算法在收敛精度上具有明显的优势,有利于提高负荷建模的准确性;

3) 在种群数量、最大迭代次数一定的前提下,比较了 2 种优化算法的寻优时间及搜索到最优解时的迭代次数。研究表明灰狼优化算法具有更快的收敛速度,处理实际电网中采样频率更高的大量扰动数据能取得明显优势,具有良好的工程意义。

参考文献:

[1] 郑秋宏,韩蓓,李国杰.考虑逆变器容量约束的广义负荷建模研究[J].电测与仪表,2020,57(1):55-61.
ZHENG Qiuhong, HAN Bei, LI Guojie. Research on generalized load modeling considering inverter capacity

[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2020, 57(1):55-61.

[2] BU F K, MA Z X, YUAN Y X, et al. WECC composite load model parameter identification using evolutionary deep reinforcement learning[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2020, 11(6):5407-5417.

[3] 余洋,谢仁杰,卢健斌,等.平抑新能源功率波动的集群温控负荷建模及控制[J].智慧电力,2020,48(3):69-75.
YU Yang, XIE Renjie, LU Jianbin, et al. Modeling and control of aggregated thermostatically controlled loads for smoothing power fluctuation of renewable energy sources[J]. Smart Power, 2020, 48(3):69-75.

[4] 屈星,李欣然,宋军英,等.考虑配电网调压的综合负荷模型[J].电工技术学报,2018,33(4):759-770.
QU Xing, LI Xinran, SONG Junying, et al. Composite load model considering voltage regulation of distribution network[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2018, 33(4):759-770.

[5] ZHU Y, MILANOVIĆ J V. Automatic identification of power system load models based on field measurements [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2018, 33(3):3162-3171.

[6] ROUHANI A, ABUR A. Real-time dynamic parameter estimation for an exponential dynamic load model[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2016, 7(3):1530-1536.

[7] ZHANG K Q, ZHU H, GUO S M. Dependency analysis and improved parameter estimation for dynamic composite load modeling[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2017, 32(4):3287-3297.

[8] 潘晨,滕欢,梁梦可,等.基于改进粒子群算法考虑阀点效应的经济负荷最优分配[J].电力科学与技术学报,2020,35(1):151-156+162.
PAN Chen, TENG Huan, LIANG Mengke, et al. Optimal distribution of economic loads based on the improved particle swarm optimization considering valve-point effects[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2020, 35(1):151-156+162.

[9] 朱林,王贝,付东,等.人工鱼群算法在同调发电机组聚合中的应用[J].电力科学与技术学报,2020,35(3):61-67.

- ZHU Lin, WANG Bei, FU Dong, et al. Application of an artificial fish swarm algorithm in the aggregation of coherent generators[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2020, 35(3): 61-67.
- [10] 沈良雄. 基于改进粒子群算法的电力负荷模型参数辨识研究[D]. 大连: 大连海事大学, 2013.
- [11] 李培强, 李慧, 李欣然. 基于灵敏度与相关性的综合负荷模型参数优化辨识策略[J]. 电工技术学报, 2016, 31(16): 181-188.
- LI Peiqiang, LI Hui, LI Xinran. Optimized identification strategy for composite load model parameters based on sensitivity and correlation analysis[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2016, 31(16): 181-188.
- [12] 杨韬, 罗萍萍, 龚锦霞, 等. 基于改进无迹卡尔曼滤波的短线路同杆并架双回线参数辨识[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(5): 36-45.
- YANG Tao, LUO Pingping, GONG Jinxia, et al. Parameter identification of short parallel double-lines based on a modified unscented Kalman filter[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(5): 36-45.
- [13] 刘力卿, 何思名, 冯军基, 等. 一种快速高鲁棒性变压器铁心 Jiles-Atherton 磁滞模型参数辨识方法[J]. 高压电器, 2020, 56(1): 55-60.
- LIU Liqing, HE Siming, FENG Junji, et al. Fast and robust parameter identification method for Jiles-Atherton hysteresis model of transformer core[J]. High Voltage Apparatus, 2020, 56(1): 55-60.
- [14] 杨梓俊, 丁小叶, 陆晓, 等. 面向需求响应的变频空调负荷建模与运行控制[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(15): 132-140.
- YANG Zijun, DING Xiaoye, LU Xiao, et al. Inverter air conditioner load modeling and operational control for demand response[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(15): 132-140.
- [15] MIRJALILI S, MIRJALILI S M, LEWIS A. Grey wolf optimizer[J]. Advances in Engineering Software, 2014, 69: 46-61.
- [16] 金明辉. 基于状态评估的智能配电网态势感知方法研究[J]. 电网与清洁能源, 2020, 36(5): 69-74.
- JIN Minghui. Research on situational sensing method of intelligent distribution network based on state assessment[J]. Power System and Clean Energy, 2020, 36(5): 69-74.
- [17] MA J, HE R M, DAVID J H. Composite load modeling via measurement approach[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2006, 21(2): 663-672.
- [18] 徐杰彦, 许雯旻, 褚渊, 等. 区域尺度住宅建筑日电负荷模型构建方法研究[J]. 中国电力, 2020, 53(8): 29-39.
- XU Jieyan, XU Wenyang, CHU Yuan, et al. Residential electricity load model construction in district scale[J]. Electric Power, 2020, 53(8): 29-39.
- [19] 中国电力科学研究院. 近期东北—华北—华中同步互联系统仿真计算中电动机参数选取的建议[R]. 北京: 中国电力科学研究院, 2005.
- [20] 石景海. 考虑负荷时变性的大区电网负荷建模研究[D]. 北京: 华北电力大学(北京), 2004.