

基于实测数据跳变及稳态点的负荷模型参数快速辨识方法

孟 贤¹, 沈一鸣², 陈宇杰², 曾丕江³, 吴 浩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. 浙江大学 电气工程学院, 浙江 杭州 310027; 3. 云南电网有限责任公司电力调度控制中心, 云南 昆明 650217)

摘要:传统总体测办法存在暂态仿真计算量大、辨识所需时间长等问题,无法满足负荷特性记录装置在线实时辨识负荷模型参数的需求,为此,提出一种基于实测数据跳变及稳态点的负荷模型参数辨识方法。选取实测数据电压突变后1点、电压恢复前后2点以及最终稳态点作为计算点;根据感应电动机三阶微分方程,采用稳态计算法和大步长隐式梯形法计算4点的状态变量,进而得到4点的有功和无功功率;根据4点的实测功率,采用遗传粒子群混合优化算法对负荷模型重点参数进行寻优辨识。算例结果表明,所提方法辨识结果准确,所需计算量小,其计算时间不到传统总体测办法的1/10。

关键词:负荷模型;参数辨识;跳变点;遗传粒子群混合优化算法;负荷特性记录装置

中图分类号:TM 714

文献标志码:A

DOI:10.16081/j.epae.202204080

0 引言

电力系统中各元件的精准建模是电力系统准确分析和控制的基础^[1-7]。与其他元件相比,电力负荷具有复杂性和多样性的特点,并受季节、气候的影响^[8],其建模的不确定性较高,精度相对较低。随着电力系统规模的扩大和计算机技术的发展,电力系统仿真分析已经成为研究电力系统的主要方法,负荷模型的准确性对仿真分析结果有重要影响,不恰当的负荷模型会给电力系统仿真分析引入潜在的风险,危及系统的安全稳定运行。此外,随着现代电力系统的快速发展,分布式发电、储能装置以及电动汽车等新型电力元件大规模并网,这导致电力系统的负荷构成成分日益复杂,传统负荷模型典型参数在现代电网中的适配问题日益凸显,因此,近年来,学者对负荷建模和参数辨识问题开展了大量的研究工作。

负荷建模的目的是确定描述负荷特性的数学模型及其参数,使得实测功率和仿真功率之间的误差尽可能小。常用的经典负荷模型(CLM)和综合负荷模型(SLM)均采用电动机与静态负荷并联的结构,该结构在尽可能简化的基础上较好地反映了负荷静态和动态特性。在该模型结构下,模型参数对负荷模型的准确性有着至关重要的影响,因此,绝大部分负荷建模研究工作聚焦于模型参数的获取方法,主

要方法有统计综合法^[9-10]、故障拟合法^[11]和总体测办法^[12-15]。

统计综合法的基本思路是根据负荷组成及占比、配电网参数以及负荷典型特性,通过统计综合,得出总体的负荷模型,该方法的物理模型清晰,便于定性刻画负荷特性,但存在统计工作量巨大、成分复杂等问题。故障拟合法本质上是一种试凑法,其基本思路是通过仿真实际系统故障,不断对负荷模型参数进行修正,直到仿真输出能够最好地拟合实际曲线。总体测办法依靠实际电网故障量测数据,采用系统辨识技术对灵敏度较高的模型参数^[16]进行估计,从而实现对测量点处负荷的准确建模,该方法不需要开展负荷调查,实施难度较小,因此,现有关于负荷建模的研究大多以该方法作为负荷建模方法。此外,近年来随着相量测量单元(PMU)/广域测量系统(WAMS)量测技术的快速发展以及电能质量监测装置及智能电表的广泛应用,电网扰动发生时的负荷数据已实现自动采集,这些累积的大量负荷量测数据也为总体测办法的推广应用奠定了基础。

总体测办法通常将负荷模型参数辨识问题转化为优化辨识问题,该方法首先通过暂态仿真计算负荷在给定参数下的各时刻功率值,然后利用最小二乘法、遗传算法、蚁群算法等多种优化方法优化负荷模型参数,缩小仿真功率和实测功率之间的误差。文献[14]提出一种基于改进粒子群优化PSO(Particle Swarm Optimization)算法的参数辨识方法,并通过实际数据验证该方法的有效性。文献[15]基于多组实际量测数据,采用遗传、单纯形混合算法对模型参数进行辨识,提高了负荷模型参数的适用性。

随着现代电力系统的快速发展,电力负荷多样性、复杂性和时变性的特点更加突出,这导致负荷参数具有复杂性和不确定性。负荷特性记录装置的任

收稿日期:2021-11-17;修回日期:2022-02-26

在线出版日期:2022-04-28

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51837004);中国南方电网云南电网有限责任公司科研项目(YNKJXM20180017)
Project supported by the National Natural Science Foundation of China(51837004) and the Technology and Research Project of Yunnan Power Grid Co., Ltd. of China Southern Power Grid(YNKJXM20180017)

务是采集电压、电流互感器变换输出的模拟信号,将其转化为计算机可识别的数字信号并输入计算机辨识负荷模型参数^[17]。由于数据通信以及存储问题,负荷特性记录装置所采集的数据通常就地离线保存在装置安装位置,但是负荷特性记录装置在电网中的分布过于分散,这使得数据收集工作给传统离线建模方法带来了巨大的挑战,因此,在负荷特性记录装置上增加负荷模型参数在线辨识功能的需求日益迫切。传统负荷模型参数辨识通常采用总体测辨法,由于在每次寻优时都要通过暂态仿真计算各时刻的功率值,计算量较大,计算时间较长,而由于成本问题,负荷特性记录装置通常采用性能不强的处理器(如ARM 9系列处理器),无法满足传统负荷模型参数辨识程序的计算需要^[18],因此,亟需发展基于负荷特性记录装置的在线总体测辨法快速负荷建模技术。

针对现有总体测辨法计算时间长、难以实现实时辨识的不足,本文提出一种基于实测数据跳变及稳态点的负荷模型参数辨识方法。该方法重点计算实测数据暂态突变等特殊点上的功率值,以特殊点上计算功率值与实际功率值误差最小为优化目标,避免了传统方法通过暂态仿真计算功率的过程,显著提高了计算速度。通过仿真和实际算例的比较研究,验证了所提方法的可行性和有效性。

1 基于总体测辨法的电力系统负荷模型参数辨识方法

1.1 经典负荷模型

电力系统分析中常采用经典负荷模型或者综合负荷模型,二者均由静态负荷和动态负荷并联组成,其结构清晰,物理含义明确,可以准确描述负荷静态和动态特性,是我国各电网实际使用的主流负荷模型^[19]。本文采用经典负荷模型,其结构如附录A图A1所示,图中静态负荷部分采用多项式模型,动态负荷部分采用三阶感应电动机模型。由于电力系统中频率波动通常很小,因此本文忽略频率对负荷模型的影响。

图A1中,静态负荷模型通常表示为式(1)所示形式。

$$\begin{cases} P_s = P_{s0} \left[p_z \left(\frac{U}{U_0} \right)^2 + p_i \frac{U}{U_0} + p_p \right] \\ Q_s = Q_{s0} \left[q_z \left(\frac{U}{U_0} \right)^2 + q_i \frac{U}{U_0} + q_p \right] \end{cases} \quad (1)$$

式中: P_s 、 Q_s 分别为静态负荷有功、无功功率; P_{s0} 、 Q_{s0} 分别为电压为 U_0 时的静态负荷有功、无功功率, U_0 为稳态时负荷的额定电压; p_z 、 p_i 、 p_p 分别为有功功率

恒阻抗负荷(Z)、恒电流负荷(I)、恒功率负荷(P)系数,表示3种类型负荷消耗的有功功率占总静态有功功率的比例,满足 $p_z + p_i + p_p = 1$,无功功率中的系数 q_z 、 q_i 、 q_p 含义类似; U 为静态负荷节点电压。

图A1中,动态负荷模型涉及感应电动机定转子电压方程和转子运动方程。

定子电压方程为:

$$\begin{cases} U_d = R_s I_d - X' I_q + E'_d \\ U_q = R_s I_q + X' I_d + E'_q \end{cases} \quad (2)$$

式中: U_d 、 U_q 分别为负荷节点电压 d 、 q 轴分量; R_s 为电动机定子回路中的电阻; I_d 、 I_q 分别为定子电流 d 、 q 轴分量; X' 为电动机暂态电抗; E'_d 、 E'_q 分别为暂态电势的 d 、 q 轴分量。

转子电压方程为:

$$\begin{cases} \frac{dE'_d}{dt} = -\frac{1}{T'_{d0}} [E'_d + (X - X') I_d] + s\omega_s E'_q \\ \frac{dE'_q}{dt} = -\frac{1}{T'_{d0}} [E'_q - (X - X') I_q] - s\omega_s E'_d \end{cases} \quad (3)$$

式中: T'_{d0} 为暂态开路时间常数; X 为电动机开路电抗; s 为电动机滑差; ω_s 为系统同步转速。

转子运动方程为:

$$T_j \frac{ds}{dt} = T_m - T_e \quad (4)$$

式中: T_j 为转子惯性时间常数; T_m 、 T_e 分别为电动机机械转矩、电磁转矩。

式(2)~(4)中参数可根据附录B式(B1)计算得到。

感应电动机功率为:

$$\begin{cases} P_M = U_d I_d + U_q I_q \\ Q_M = U_q I_d - U_d I_q \end{cases} \quad (5)$$

式中: P_M 、 Q_M 分别为电动机消耗的有功、无功功率。

除上述负荷模型参数外,为了确定电动机的基准功率,还需定义电动机初始有功功率占比 P_{per} ,表示初始稳态情况下电动机消耗的有功负荷占总负荷的比例。

负荷节点总功率由静态负荷和动态负荷消耗的功率组成,当电力系统发生扰动时,负荷节点电压变化,负荷节点总功率也随之变化,其值为:

$$\begin{cases} P_L = P_s + P_M \\ Q_L = Q_s + Q_M \end{cases} \quad (6)$$

式中: P_L 为负荷节点总有功功率; Q_L 为负荷节点总无功功率。

1.2 总体测辨法

上述经典负荷模型中共有14个独立的静态、动态负荷模型参数,同时辨识这14个参数不仅实现困难,而且会降低参数辨识结果的准确性,因此,通常通过灵敏度分析挑选对功率响应灵敏度较高的部分

参数作为重点辨识对象,而将其余参数固定为典型值^[20]。据此,本文将负荷模型参数中灵敏度较大的电动机初始有功功率占比 P_{per} 、电动机定子回路中的电抗 X_s 、电动机初始滑差 s_0 作为重点辨识参数。

采用传统总体测辨法进行参数辨识的主要步骤是寻找一组参数,使得通过式(7)计算得到的功率值与实测功率值之间的误差平方和 J 最小。

$$J = \sum_{k=1}^N \left[\left(P_i(k) - P_m(k) \right)^2 + \left(Q_i(k) - Q_m(k) \right)^2 \right] \quad (7)$$

式中: N 为采样点总数; $P_m(k)$ 、 $P_i(k)$ 分别为第 k 点的实测、计算有功功率; $Q_m(k)$ 、 $Q_i(k)$ 分别为第 k 点的实测、计算无功功率。

在进行优化辨识时,每次参数寻优后均需要通过暂态仿真计算各点上的功率值,并由式(7)得到功率误差平方和,再采用搜索、进化等方式获得更优的参数值。由于扰动量测数据的采样点较多,因此对所有采样点均进行功率计算时,需完整数值求解微分方程式(3),计算量较大,计算时间较长,考虑到重点辨识参数的数目不大,可通过直接计算少量特殊采样点的功率来辨识模型参数,从而缩短负荷模型参数辨识所需时间。

1.3 遗传粒子群混合优化算法

PSO算法是一种模仿自然界中鸟群生物社会行为的优化算法,具有程序简洁易实现、并行搜索与计算效率高、寻优能力强、鲁棒性强的特点,广泛应用于电力系统复杂非线性问题的优化求解^[21]。应用PSO算法求解优化问题时,每组潜在解对应空间中的一个点,称之为粒子。适应性值的大小决定粒子位置的好坏程度,每个粒子会根据自身的当前位置、自身经历的最优位置以及群体的最优位置来调整飞行速度和方向,以此找到使适应性值最小的最优解。

当单纯采用PSO算法求解负荷模型参数时,算法容易陷入局部最优解,无法得到全局最优解^[21]。为了跳出局部最优解,提高种群的全局搜索能力,种群需保持一定的多样性水平,因此,在PSO算法的基础上,引入遗传算法GA(Genetic Algorithm)对其进行改进。GA源于达尔文的进化论思想,模拟生物在自然环境中的遗传和进化现象^[21],为了保持种群的多样性,GA对较优个体进行交叉和变异操作,并按照“优胜劣汰”的原则将优秀的个体基因传至下一代,以此产生新的种群。

本文采用整体性能更优的遗传粒子群混合优化算法GP(Genetic Particle swarm hybrid optimization algorithm)求解负荷模型参数^[22],其基本思路为:首先根据PSO算法进行第一阶段的优化,以提高算法的收敛速度;然后根据GA进行第二阶段的优化,以保持种群多样性,防止算法陷入局部最优解^[22]。

2 基于实测数据跳变及稳态点的负荷模型参数辨识方法

2.1 辨识思路

考虑到暂态跳变点、稳态时刻点在负荷模型参数辨识中的重要性,选取实测数据电压突降后1点、电压恢复前后2点以及最终稳态点共4点计算负荷的有功和无功功率,并将这些点依次命名为第1—4点,同时选取电压突降前1点作为初始稳态点,将其命名为第0点。电压曲线跳变及稳态点示意图如图1所示(图中电压为标么值)。曲线中第1—3点为实测数据跳变点,表现负荷的动态特性,第0、4点为稳态点,用于辅助计算跳变点的状态变量 E'_d 、 E'_q 和 s 。

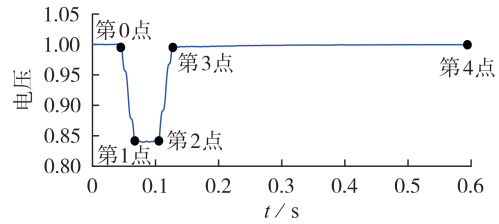


图1 电压曲线跳变及稳态点示意图

Fig.1 Schematic diagram of jumping and steady-state points of voltage curve

由于经典负荷模型中含有复杂的微分方程,跳变及稳态点的有功和无功计算功率难以直接写为待辨识参数和量测电压的函数,因此,针对给定的待辨识参数,本文基于智能优化算法计算跳变及稳态点的有功和无功功率,进而以式(8)定义的功率误差平方和为优化目标,通过智能优化算法实现参数的寻优辨识。

$$J = \sum_{k=1}^4 \left[\left(P_i(N_k) - P_m(N_k) \right)^2 + \left(Q_i(N_k) - Q_m(N_k) \right)^2 \right] \quad (8)$$

式中: N_k 表示图1中的第 k 个点。

显然,当给定量测电压 $U(k)$ ($k=1, 2, 3, 4$)以及待辨识参数时,跳变及稳态点上静态负荷的消耗功率可直接根据式(1)进行计算,但动态负荷的消耗功率与式(3)、(4)中的状态变量 E'_d 、 E'_q 和 s 有关,因此在计算式(8)前,需先确定4个点的状态变量 E'_d 、 E'_q 和 s 。

2.2 跳变点及稳态点的选取方法

图1中,第4点为暂态过程结束后的稳态点,一般直接选取为录波数据的最后一点,第0—3点的求解问题可以转化为曲线变点检测问题进行求解。可以根据这4点将电压曲线分割为5段,以各段电压变化率与其平均值的偏差平方之和作为优化目标,数学函数如附录B式(B2)所示。通过优化方法求解式(B2)中的 K_1 — K_4 ,即为图1中的第0—3点。

2.3 第1、4点状态变量的计算

第1点为电压突变点,由于电压突变的持续时间极短,因此可认为在此期间状态变量不会发生突变,即第1点的状态变量值与第0点的相同,而第0点的状态变量可由稳态初始化方法获得。

第4点为最终稳态点,可利用稳态初始化方法计算其状态变量,即第4点处的动态负荷状态变量不随时间变化,因此式(3)、(4)等号右边表达式的值为0,求解式(9)可得到第4点的状态变量。

$$\begin{cases} 0 = -\frac{1}{T'_{d0}} [E'_{d(4)} + (X - X') I_{d(4)}] + s_{(4)} \omega_s E'_{q(4)} \\ 0 = -\frac{1}{T'_{d0}} [E'_{q(4)} - (X - X') I_{q(4)}] - s_{(4)} \omega_s E'_{d(4)} \\ 0 = T_{m(4)} - T_{e(4)} \end{cases} \quad (9)$$

式中:下标“(4)”表示第4点。

2.4 第2、3点状态变量的计算

第2点的状态变量需通过求解式(3)、(4)的非线性微分方程得到,由于难以直接求出式(3)、(4)的解析解,因此需采用数值计算方法。考虑到第1点与第2点间的扰动持续时间通常较长,这里采用大步长的隐式梯形积分方法^[4],即将式(3)、(4)的微分方程转换为式(10)所示的差分方程,式(10)中第1点的状态变量值已知,因此可迭代求解第2点的状态变量值。

$$\begin{cases} E'_{d(2)} = E'_{d(1)} + \frac{h}{2} \left\{ -\frac{1}{T'_{d0}} [E'_{d(1)} + (X - X') I_{d(1)}] + s_{(1)} \omega_s E'_{q(1)} + s_{(2)} \omega_s E'_{q(2)} - \frac{1}{T'_{d0}} [E'_{d(2)} + (X - X') I_{d(2)}] \right\} \\ E'_{q(2)} = E'_{q(1)} + \frac{h}{2} \left\{ -\frac{1}{T'_{d0}} [E'_{q(1)} - (X - X') I_{d(1)}] - s_{(1)} \omega_s E'_{d(1)} - s_{(2)} \omega_s E'_{d(2)} - \frac{1}{T'_{d0}} [E'_{q(2)} - (X - X') I_{d(2)}] \right\} \\ s_{(2)} = s_{(1)} + \frac{h}{2} \left(\frac{T_{m(1)} - T_{e(1)} + T_{m(2)} - T_{e(2)}}{T_j} \right) \end{cases} \quad (10)$$

式中: h 为第1点和第2点之间的时间间隔;下标“(1)”和下标“(2)”分别表示第1点和第2点。

第3点为电压恢复后的第1点,由于第2点和第3点间的电压恢复持续时间极短,因此可认为第3点的状态变量未发生突变,从而第2点和第3点的状态变量相同。

2.5 所提负荷模型参数辨识方法的流程

通过2.2—2.4节所述方法可得到跳变及稳态点的状态变量值,再由式(1)、(2)、(5)、(6)得到各点上的有功、无功功率值 $P_i(k)$ 、 $Q_i(k)$,进而由式(8)求得跳变及稳态点的有功和无功功率误差平方和。在上述基础上,采用1.3节的GP进行负荷模型的参数辨识。考虑到PSO算法总惯性权重值对算法收敛速度

和辨识精度的影响,这里采用变惯性权重的GP进行参数辨识^[21]。

所提负荷模型参数辨识方法的流程图如附录A图A2所示,具体实施步骤如下:

- 1) 输入实测电压、有功和无功功率值;
- 2) 求解附录B式(B2),得到实测数据的跳变及稳态点;
- 3) 给定粒子种群数和迭代次数,并对所有粒子赋予初值;
- 4) 按照2.2—2.4节所述方法计算跳变及稳态点上的状态变量值和对应的功率值,并由式(8)计算各粒子的优化目标函数 J ;
- 5) 根据附录B式(B3)更新粒子群的位置,对更新后较优的粒子进行交叉变异操作,并筛选得到下一代粒子群;
- 6) 转至步骤4)继续进行优化计算,直至达到指定迭代次数。

3 算例分析

为了验证本文所提负荷参数辨识方法的有效性和可行性,分别使用仿真算例和实际算例进行分析。首先,构造已知负荷模型参数的仿真算例,对比辨识结果和实际仿真参数,以验证所提方法的可行性,并分析该方法在不同噪声水平下的鲁棒性;其次,基于某实际220 kV变电站电能质量监测装置录波的实测扰动数据,对比所提方法和传统总体测辨法得到的辨识结果以及辨识所需的计算时间,以验证所提方法的有效性及其实用性。各算例中粒子种群数为30,迭代次数为100,加速因子 c_1 、 c_2 均为1.5,交叉概率为0.7,遗传概率为0.3^[21-22]。

3.1 辨识方法的可行性分析

对附录A图A3所示单机无穷大系统,使用BPA仿真软件进行故障仿真模拟,图中,负荷为感应电动机并联多项式模型的静态负荷, Z_L 为线路阻抗。设0 s时联络线长度的50%处发生三相短路故障,0.1 s时故障自动清除。仿真步长为0.001 s,记录故障前后负荷节点的电压、有功功率、无功功率数据,共记录1 s的数据。

文献[4,22]通过灵敏度分析指出,对于电动机自身的动态过程而言,灵敏度较高的参数为定子电抗、初始滑差、初始有功占比,其余参数可选取为典型值^[4,20,23],因此,本文对电动机初始有功功率占比 P_{per} 、电动机定子回路中的电抗 X_s 、电动机初始滑差 s_0 这3个参数进行辨识,并将其余参数固定为BPA仿真计算时的典型参数,如附录C表C1所示^[4]。

根据上述扰动仿真数据,采用本文方法辨识重点负荷参数。为了评价辨识结果的准确性,定义参数的辨识值与实际仿真值间的相对误差 ε_v ,如式

(11)所示,定义辨识参数计算功率值与实际仿真功率值间的有功功率平均误差 ε_{p_m} 和无功功率平均误差 ε_{q_m} ,如式(12)所示。

$$\varepsilon_Y = \frac{Y_m - Y_r}{Y_r} \quad (11)$$

$$\begin{cases} \varepsilon_{p_m} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \left| \frac{P_l(k) - P_m(k)}{P_m(k)} \right| \\ \varepsilon_{q_m} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \left| \frac{Q_l(k) - Q_m(k)}{Q_m(k)} \right| \end{cases} \quad (12)$$

式中: Y 表示 P_{per}, X_s, s_0 ; Y_m 为参数的辨识值; Y_r 为参数的实际仿真值。

由于优化算法的辨识结果具在一定的随机性,因此需对仿真数据进行多次辨识。附录C表C2为10次辨识的结果及各参数的误差。由表可见:各次辨识结果间的差异较小,各参数辨识平均值与实际仿真值间的相对误差均在2%以下;各次参数的辨识值与实际仿真值间的相对误差较小,均不超过5%,这说明所提方法可行,且有较高的准确度;10次辨识结果的计算功率值与实际仿真功率值间的有功功率平均误差为0.87%,无功功率平均误差为0.74%,这表明功率曲线拟合度较高。图2比较了10次辨识结果平均值的计算功率曲线和实际仿真功率曲线(图中有功功率、无功功率均为标么值)。由图可见,辨识结果平均值的计算功率曲线与实际仿真功率曲线基本一致,说明所提方法可行且辨识结果准确。

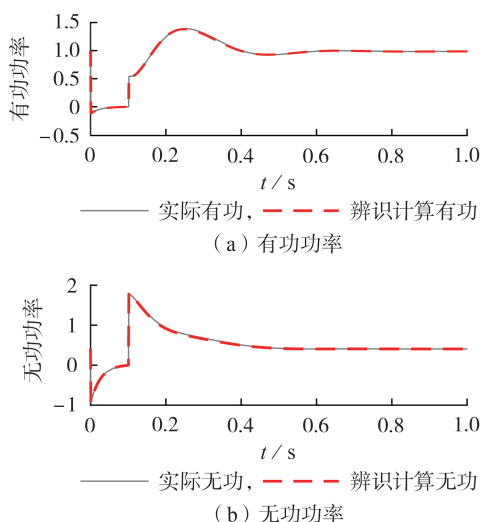


图2 三相短路故障下的辨识计算功率曲线和实际仿真功率曲线

Fig.2 Calculative power curves by identification and actual simulative power curves under three-phase short circuit fault

3.2 辨识方法的鲁棒性分析

为验证本文方法的鲁棒性,对仿真数据叠加不

同水平的白噪声(0、0.1%、…、5.0%),噪声服从高斯分布,分别计算辨识结果的有功及无功功率平均误差,如表1所示。

表1 不同噪声水平下的功率平均误差

Table 1 Average power error under different

noise levels					
噪声水平 / %	$\varepsilon_{p_m} / \%$	$\varepsilon_{q_m} / \%$	噪声水平 / %	$\varepsilon_{p_m} / \%$	$\varepsilon_{q_m} / \%$
0	0.87	0.74	0.8	2.30	1.58
0.1	1.02	0.62	0.9	2.59	1.85
0.2	1.07	0.68	1.0	2.88	2.23
0.3	1.37	0.69	2.0	3.40	2.33
0.4	1.81	0.80	3.0	3.94	2.43
0.5	1.99	1.22	4.0	4.17	2.88
0.6	2.02	1.50	5.0	4.96	3.42
0.7	2.31	1.51			

由表1可知,当噪声水平低于1.0%时,本文方法的有功及无功功率平均误差均小于3%,即使噪声水平达到5.0%,功率平均误差也在5%以内,因此,本文方法具有较好的鲁棒性。负荷特性记录装置的精度为0.2 S,即测量误差在0.2%以内,因此本文方法在该精度下能够保证较高的准确率。

3.3 辨识方法的有效性分析

基于某实际电网中电能质量监测装置的录波数据,分别利用本文方法和传统总体测辨法进行参数辨识,其中重点辨识的3个参数与3.1节相同,其余11个固定参数取典型值,如附录C表C1所示。录波数据的线路信息、故障发生时间及故障类型如附录C表C3所示。附录A图A4为线路1在2017年1月9日(记为线路1a)及2017年4月7日(记为线路1b)的实际故障电压曲线及所提辨识方法选取的跳变及稳态点。

分别采用本文方法和传统总体测辨法对各线路进行10次辨识,所得参数平均值以及相应的计算时长如附录C表C4所示。由于实际算例无法获取各参数真值,因此定义2种辨识方法的参数相对偏差 ε'_i 、有功功率平均偏差 ε'_{p_m} 和无功功率平均偏差 ε'_{q_m} ,如附录B式(B4)所示。各参数的偏差及2种方法的平均计算时间如表2所示(表中, t_1, t_2 分别为本文方法和传统总体测辨法的平均计算时间)。由表可知:2种方法得到的各参数辨识结果平均误差均在7%以内,参数取值均在合理范围内,比较符合实际情况;从计算时间来看,本文方法所需平均计算时间不到传统总体测辨法的1/10,因此,在保证辨识结果与传统总体测辨法基本一致的情况下,本文方法提高了辨识效率;对于对称及不对称故障,采用本文方法均能得到较好的结果,即使是故障时间短于1个周期的数据(如附录A图A4中线路1a的电压曲线),采用本文方法也有较好的结果,说明本文方法具有较好的实用性。

表2 实际系统负荷参数辨识结果

Table 2 Load parameter identification results of actual system

参数	数值	参数	数值
$\varepsilon_{p_{\text{per}}}'$	6.64 %	$\varepsilon_{p_{\text{m}}}$	4.58 %
ε_{s_0}'	6.05 %	$\varepsilon_{q_{\text{m}}}$	26.20 %
ε_{x_s}'	3.88 %	t_1	20.34 s
$\varepsilon_{p_{\text{m}}}'$	0.32 %	t_2	232.68 s
$\varepsilon_{q_{\text{m}}}'$	3.30 %		

附录A图A5和图A6分别对比了基于线路1a和线路1b的录波数据在2种方法辨识结果下的计算功率曲线和实际功率曲线。由图A5、图A6及表2可知:2种方法的计算功率曲线基本一致,有功功率平均误差仅为0.32%,无功功率平均误差为3.30%;计算有功功率与实际有功功率较接近,两者间的平均误差仅为4.58%;计算无功功率与实际无功功率间的平均误差为26.20%,远高于计算有功功率与实际有功功率间的平均误差,其主要原因是部分线路无功功率较小,在故障时,无功功率出现了过零点,导致其平均误差偏大。

4 结论

本文提出一种基于实测数据跳变及稳态点的负荷模型参数辨识方法,针对实测数据电压突变后1点、电压恢复前后2点以及最终稳态点,直接计算跳变及稳态点的有功和无功功率值,避免了传统方法所需的暂态仿真,减小了计算量,然后,以跳变及稳态点的计算功率值与实际功率值间的误差平方和最小为优化目标,采用GP进行负荷模型的参数辨识。

仿真算例表明,本文方法辨识结果准确,且具有较好的鲁棒性。实际算例表明,本文方法的计算时间不到传统总体测辨法的1/10,本文方法可应用于对称及不对称故障,具有较好的实用性。

附录见本刊网络版(<http://www.epae.cn>)。

参考文献:

- [1] KUNDUR P. Power system stability and control[M]. New York, USA: McGraw Hill, 1994: 271-312.
- [2] 石景海, 贺仁睦. 动态负荷建模中的负荷时变性研究[J]. 中国电机工程学报, 2004, 24(4): 85-90.
SHI Jinghai, HE Renmu. Load time-variation study in dynamic load modeling[J]. Proceedings of the CSEE, 2004, 24(4): 85-90.
- [3] 鞠平, 马大强. 电力系统负荷建模[M]. 2版. 北京: 中国电力出版社, 2008: 8-30.
- [4] 汤涌. 电力负荷的数学模型与建模技术[M]. 北京: 科学出版社, 2012: 15-45.
- [5] 吴峰, 戴小妹. 计及高渗透率光伏的配电网广义负荷一体化等值建模[J]. 电力自动化设备, 2020, 40(5): 1-9, 46.
WU Feng, DAI Xiaomei. Integrated equivalent modeling for generalized loads of distribution network considering high-penetration photovoltaic[J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(5): 1-9, 46.
- [6] ARIF A, WANG Z Y, WANG J H, et al. Load modeling-a review[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2018, 9(6): 5986-5999.
- [7] 车玉龙, 王晓茹, 吕晓琴, 等. 基于最优箱宽直方图的牵引变电所负荷概率建模方法[J]. 电力自动化设备, 2020, 40(12): 186-194.
CHE Yulong, WANG Xiaoru, LÜ Xiaoqin, et al. Load probability modeling method of traction substation based on optimal bin width histogram[J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(12): 186-194.
- [8] 孟明, 陈世超, 杨娜, 等. 城市配电网商业调温负荷特性分析[J]. 电力系统及其自动化学报, 2017, 29(11): 105-110.
MENG Ming, CHEN Shichao, YANG Na, et al. Analysis of commercial temperature-adjusting load characteristic in urban distribution network[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2017, 29(11): 105-110.
- [9] GAIKWAD A, MARKHAM P, POURBEIK P. Implementation of the WECC composite load model for utilities using the component-based modeling approach[C]//2016 IEEE/PES Transmission and Distribution Conference and Exposition. Dallas, TX, USA: IEEE, 2016: 1-5.
- [10] 李欣然, 李培强, 陈辉华, 等. 基于统计综合负荷建模的系统方法研究[J]. 电力自动化设备, 2004, 24(3): 25-28.
LI Xinran, LI Peiqiang, CHEN Huihua, et al. Systemic method research of aggregate load modeling based on component-based modeling approach[J]. Electric Power Automation Equipment, 2004, 24(3): 25-28.
- [11] 赵兵, 汤涌, 张文朝, 等. 基于故障拟合法的综负荷模型验证与校核[J]. 电网技术, 2010, 34(1): 45-50.
ZHAO Bing, TANG Yong, ZHANG Wenchao, et al. Validation of synthesis load model and its parameter modification based on post-disturbance simulation method[J]. Power System Technology, 2010, 34(1): 45-50.
- [12] 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.
- [13] HAN S. Three-phase-measurement-based load modeling technique using unbalanced fault data[J]. IEEE Access, 2020, 8: 83655-83662.
- [14] REGULSKI P, VILCHIS-RODRIGUEZ D S, DJUROVIĆ S, et al. Estimation of composite load model parameters using an improved particle swarm optimization method[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2015, 30(2): 553-560.
- [15] RENMU H, JIN M, HILL D J. Composite load modeling via measurement approach[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2006, 21(2): 663-672.
- [16] 郑晓雨, 郑静媛, 刘东, 等. 负荷模型参数简化对负荷分类结果的影响[J]. 中国电力, 2013, 46(11): 47-51.
ZHENG Xiaoyu, ZHENG Jingyuan, LIU Dong, et al. Impact of model parameter reduction on load classification[J]. Electric Power, 2013, 46(11): 47-51.
- [17] 王鹏, 郭颜鸿, 许翠娟, 等. 以统计信息为基础的电网负荷特性记录装置安装地点选择[J]. 中国电机工程学报, 2007, 27(22): 28-32.
WANG Peng, GUO Yanhong, XU Cuijuan, et al. Study on the positioning of power load character recorders of the power grid based on the statistic information[J]. Proceedings of the CSEE, 2007, 27(22): 28-32.
- [18] 马杰. 负荷模型参数在线辨识与修正[D]. 北京: 华北电力大学, 2010.
MA Jie. The study of on-line load model parameters identification and modification[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2010.

- wer University, 2010.
- [19] 鞠平,郭德正,曹路,等. 含主动负荷的综合电力负荷建模研究综述与展望[J]. 河海大学学报(自然科学版), 2020, 48(4): 367-376.
- JU Ping, GUO Dezheng, CAO Lu, et al. Review and prospect of modeling on generalized synthesis electric load containing active loads[J]. Journal of Hohai University(Natural Sciences), 2020, 48(4): 367-376.
- [20] 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.
- [21] 金群,李欣然. 遗传算法参数设置及其在负荷建模中应用[J]. 电力自动化设备, 2006, 26(5): 23-27.
- JIN Qun, LI Xinran. GA parameter setting and its application in load modeling[J]. Electric Power Automation Equipment, 2006, 26(5): 23-27.

- [22] 余廷芳,彭春华. 遗传粒子群混合算法在电厂机组负荷组合优化中的应用[J]. 电力自动化设备, 2010, 30(10): 22-26.
- YU Tingfang, PENG Chunhua. Application of hybrid algorithm in unit commitment optimization[J]. Electric Power Automation Equipment, 2010, 30(10): 22-26.

作者简介:



孟 贤

孟 贤(1988—),男,高级工程师,硕士研究生,主要研究方向为电力系统分析(E-mail:fxz4939@163.com);

沈一鸣(1997—),女,硕士研究生,主要研究方向为电力系统负荷建模(E-mail: 21910122@zju.edu.cn);

吴 浩(1973—),男,副教授,博士,通信作者,主要研究方向为电力系统负荷建模、稳态性分析、连锁故障、多项式逼近方法应用等(E-mail: zjuwuhao@zju.edu.cn)。

(编辑 王锦秀)

Fast identification method for load model parameters based on jumping and steady-state points of measured data

MENG Xian¹, SHEN Yiming², CHEN Yujie², ZENG Pijiang³, WU Hao²

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

2. College of Electrical Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China;

3. Power Dispatching Control Center of Yunnan Power Grid Co., Ltd., Kunming 650217, China)

Abstract: The traditional measurement-based method has the problems of large calculation amount of transient simulation and long time needed for identification, so it cannot satisfy the requirement of online identification of load model parameters for load characteristic recording device, for which, an identification method of load model parameters based on jumping and steady-state points of measured data is proposed. One point after voltage sag, two points before and after voltage recovery, and the final steady-state point are selected for the calculation points. According to the third-order differential equation of induction motor model, the steady-state calculation method and implicit trapezoid integration method with large step are adopted to calculate the state variables of the four points, and then the active and reactive powers of the four points are obtained. According to the measured powers of the four points, the genetic particle swarm hybrid optimization algorithm is adopted to find the best key load model parameters. Case results show that the proposed method can obtain accurate identification results with small calculation amount, and its calculation time is less than 1/10 of the traditional measurement-based method.

Key words: load model; parameter identification; jumping point; genetic particle swarm hybrid optimization algorithm; load characteristic recording device

附录 A

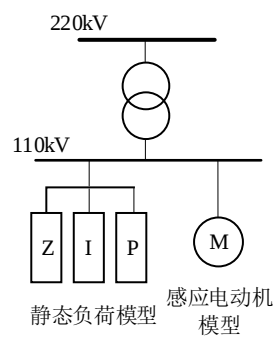


图 A1 经典负荷模型
Fig.A1 Classic load model

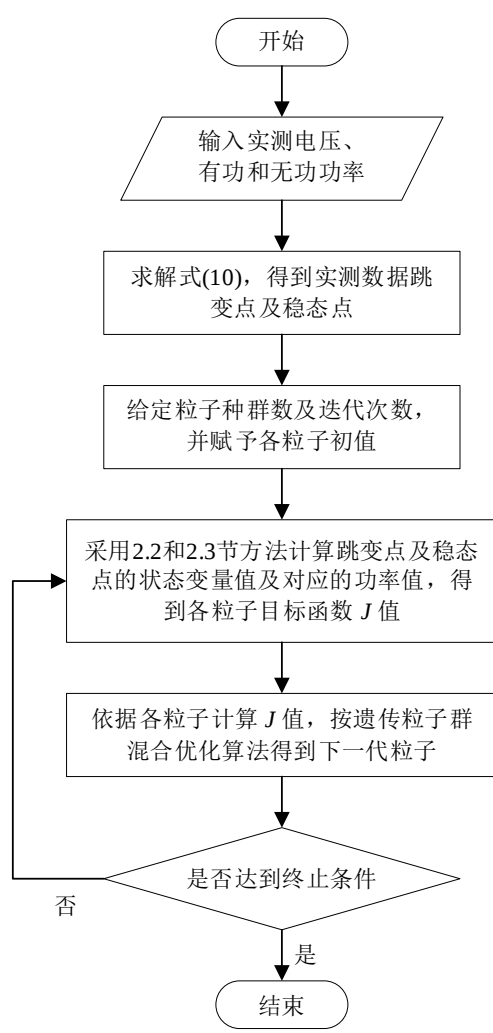


图 A2 负荷模型参数辨识流程图
Fig.A2 Flowchart of load model parameter identification

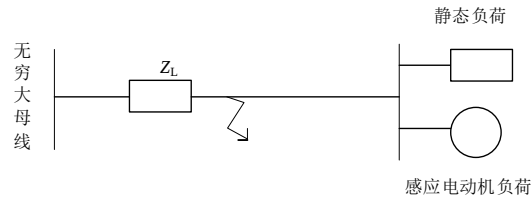


图 A3 单机无穷大系统

Fig.A3 One machine-infinity bus system

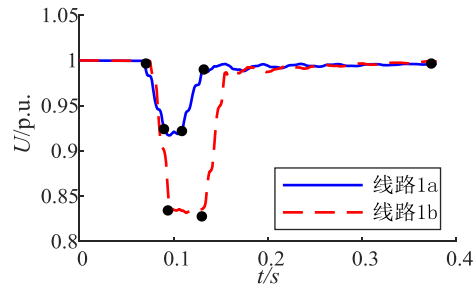
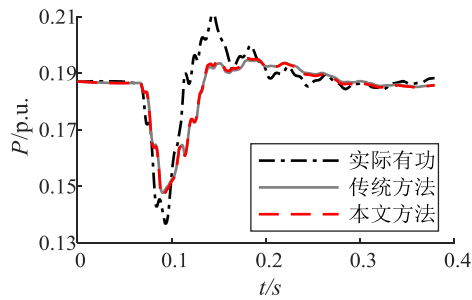
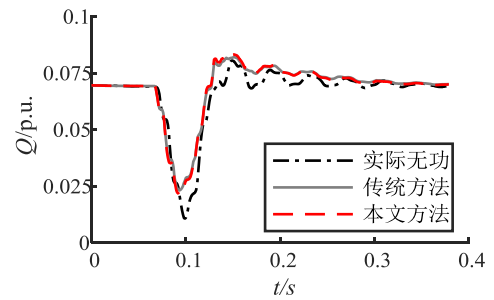


图 A4 实际系统电压曲线

Fig.A4 Voltage curve of actual power system



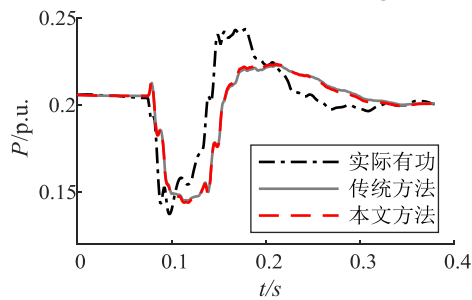
(a) 有功曲线



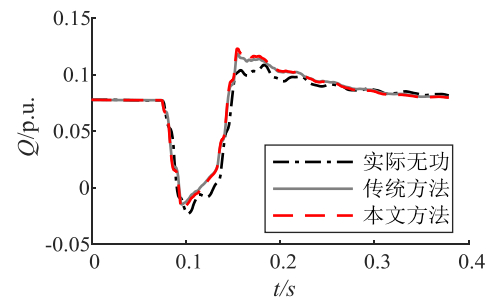
(b) 无功曲线

图 A5 线路 1a 的功率曲线对比

Fig.A5 Comparison of power curves of Line 1a



(a) 有功曲线



(b) 无功曲线

图 A6 线路 1b 的功率曲线对比

Fig.A6 Comparison of power curves of Line 1b

附录 B

$$\begin{cases} X = X_s + X_m \\ X' = X_s + X_r X_m / (X_r + X_m) \\ T'_{d0} = (X_r + X_m) / R_r \\ T_e = E'_d I_d + E'_q I_q \\ T_m = T_{m0} [A(1-s)^2 + B(1-s) + C] \\ A(1-s_0)^2 + B(1-s_0) + C = 1 \end{cases} \quad (B1)$$

式中： X_m 为定转子间电枢反应电抗； T_{m0} 为稳态机械转矩； A 、 B 、 C 为机械转矩系数； s_0 为电动机滑差和初始滑差。

$$\begin{cases} \min Y = \sum_{i=1}^5 \sum_{j=K_{i-1}}^{K_i} (f(j) - F_i)^2 \\ \text{s.t. } f(k) = \frac{U(k+1) - U(k)}{T} \\ F_i = \frac{1}{K_i - K_{i-1} + 1} \sum_{k=K_{i-1}}^{K_i} f(k) \\ K_0 = 1 < K_1 < \dots < K_4 < K_5 = N \end{cases} \quad (B2)$$

式中： K_i 为第 i 个分割点； $f(k)$ 为电压幅值的变化率； T 为 2 个电压采样点之间的时间差； F_i 为第 i 段电压变化率的平均值； K_0 为起始点。

$$\begin{cases} \mathbf{V}_i^{t+1} = \mathbf{V}_i^t + c_1 r_1 (\mathbf{X}_p - \mathbf{X}_i^t) + c_2 r_2 (\mathbf{X}_g - \mathbf{X}_i^t) \\ \mathbf{X}_i^{t+1} = \mathbf{X}_i^t + \mathbf{V}_i^{t+1} \end{cases} \quad (B3)$$

式中： $\mathbf{V}_i$ 为粒子的位置变化率； $\mathbf{X}_i$ 为粒子的位置； $\mathbf{X}_p$ 为自身最优位置； $\mathbf{X}_g$ 为粒子群最优位置； c_1 、 c_2 为加速因子， c_1 调节粒子向自身最优位置飞行的步长， c_2 调节粒子向全局最优位置飞行的步长； r_1 、 r_2 为 $[0,1]$ 区间内的随机数，分别表示粒子向自身最优位置及全局最优位置飞行的程度； t 表示第 t 次优化过程。

$$\begin{aligned} \varepsilon'_Y &= \frac{Y_m - Y_c}{Y_c} \\ \varepsilon'_{Pm} &= \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \left| \frac{P_1(k) - P_c(k)}{P_c(k)} \right| \\ \varepsilon'_{Qm} &= \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \left| \frac{Q_1(k) - Q_c(k)}{Q_c(k)} \right| \end{aligned} \quad (B4)$$

式中： Y_c 代表传统方法下的参数辨识值， $P_c(k)$ 、 $Q_c(k)$ 分别为传统方法计算下第 k 点的有功及无功功率。

附录 C

表 C1 负荷参数仿真设置
Table C1 Load parameter setting in simulation

参数	参数值	参数	参数值
P_{per}	0.6	T_j	2
s_0	0.010 6	A	0.85
X_s	0.12	B	0
R_s	0	p_z	1
X_r	0.12	p_i	0
R_r	0.02	q_z	1
X_m	3.5	q_i	0

表 C2 负荷参数辨识结果
Table C2 Results of load parameter identification

序号	P_{per}	$\varepsilon_{P_{\text{per}}}/\%$	s_0	$\varepsilon_{s_0}/\%$	X_s	$\varepsilon_{X_s}/\%$	$\varepsilon_{P_m}/\%$	$\varepsilon_{Q_m}/\%$
1	0.597 290	-0.45	0.010 740	1.32	0.119 003	-0.83	0.73	0.55
2	0.601 208	0.20	0.010 673	0.69	0.120 647	0.54	0.36	0.26
3	0.602 685	0.45	0.010 749	1.40	0.120 000	0	0.61	0.29
4	0.596 237	-0.63	0.010 750	1.41	0.117 989	-1.68	0.84	0.68
5	0.608 908	1.48	0.010 824	2.12	0.120 820	0.68	0.79	0.25
6	0.585 696	-2.38	0.010 655	0.52	0.116 734	-2.72	0.81	1.12
7	0.601 723	0.29	0.010 934	3.15	0.116 269	-3.11	1.54	0.73
8	0.601 389	0.23	0.010 971	3.50	0.116 665	-2.78	1.70	0.75
9	0.572 971	-4.50	0.010 492	-1.02	0.115 018	-4.15	0.73	1.63
10	0.583 663	-2.72	0.010 566	-0.32	0.117 041	-2.47	0.58	1.10
平均	0.595 177	-0.80	0.010 735	1.28	0.118 019	-1.65	0.87	0.74

表 C3 实际电网录波数据信息
Table C3 Recorded data information of actual power grid

线路编号	110 kV 线路	故障时间	故障类型
1a	YZ 变 DLC 线	2017-01-09T13:12:49	不对称
1b	YZ 变 DLC 线	2017-04-07T17:51:57	不对称
2	FX 变 WX1H 线	2017-01-08T11:32:54	不对称
3	LDH 变 XT 线	2017-01-02T09:27:06	对称
4	LDH 变 LP 线	2015-07-11T15:10:04	不对称

注：1a、1b 为同一条线路不同时间下的故障数据。

表 C4 实际系统负荷参数辨识结果
Table C4 Results of load parameter identification of actual system

线路	P_{per}		s_0		X_s		计算时长/s	
编号	本文方法	传统总体测辨法	本文方法	传统总体测辨法	本文方法	传统总体测辨法	本文方法	传统总体测辨法
1a	0.486 0	0.452 1	0.009 3	0.008 7	0.188 8	0.191 2	20.4	237.9
1b	0.491 7	0.506 0	0.009 6	0.009 3	0.296 1	0.299 0	20.1	236.4
2	0.269 3	0.318 9	0.021 4	0.024 8	0.050 0	0.050 0	20.5	233.5
3	0.448 9	0.463 2	0.008 0	0.008 2	0.265 8	0.300 0	20.9	228.1
4	0.224 8	0.234 7	0.005 2	0.005 0	0.250 8	0.237 0	20.3	228.5