

· 自动化技术 ·

考虑单位长度参数变量的线路参数估计方法

颜伟¹, 项凤雏¹, 卢建刚², 余娟¹, 赵霞¹

(1. 重庆大学输配电装备及系统安全与新技术国家重点实验室 重庆 沙坪坝区 400030; 2. 广东电网公司电力调度通信中心 广州 510600)

【摘要】 高压线路的电阻、电抗和对地电纳在数值上差别很大, 常规参数估计方法将其作为独立变量分别估计, 导致电阻、电抗和对地电纳的估计值误差一致, 其中小阻抗的误差常常很大。针对上述问题, 提出了一种基于单位长度参数和长度的线路参数估计新模型。其中, 状态变量为线路两端的多时段电压幅值与相角, 参数变量为线路的单位长度参数和长度。由于引入了长度作为电阻、电抗和对地电纳的公共变量, 突出了线路参数整体对潮流状态的影响, 因而新模型可以保证线路参数估计值误差的一致性, 避免了常规模型中小阻抗大误差的问题。另外, 还提出了参数估计的混沌量子免疫算法, 其具有全局寻优能力强, 算法稳定的优点。算例结果验证了模型与算法的有效性。

关键词 混沌量子免疫算法; 参数估计; 单位长度参数; 相量测量单元

中图分类号 TM734

文献标识码 A

doi:10.3969/j.issn.1001-0548.2011.05.017

Line Parameter Estimation Method with Per Unit Length Parameter Variables

YAN Wei¹, XIANG Feng-chu¹, LU Jian-gang², YU Juan¹, and ZHAO Xia¹

(1. State Key Laboratory of Power Transmission Equipment & System Security and New Technology, Chongqing University Shapingba Chongqing 400030;

2. Guangdong Electric Power Dispatching Center Guangzhou 510600)

Abstract Resistance, reactance, and susceptance are estimated as independent variables in the conventional methods of parameter estimation. However, because they have a great difference in value, their estimation errors are inconsistent, especially the errors of small impedance are usually very large. Based on the length and the line parameters per unit length, a new line parameter estimation model is proposed. In this new model, state variables are multi-period voltage amplitude and phase angle at two ends of the line, and parameter variables are the parameters per unit length and the length. Because of introducing the length as the public variables of resistance, reactance and susceptance, the influence of line parameters on power flow is highlighted, so the consistency of line parameter estimation error can be guaranteed, and large estimation error of small impedance which appears in conventional models can be voided in the new model. Besides, the chaos quantum immune algorithm is presented to solve the parameter estimation model. It has the advantages of global optimality and stability. The validity of the proposed model and algorithm is verified by the simulation test.

Key words chaos quantum immune algorithm; parameter estimation; parameter per unit length; phasor measurement unit

输电线路参数的准确性是各种电网分析计算的基础。由于种种原因, 线路参数往往存在一些错误, 从而影响到在线或离线计算结果的可信度。因此, 对于可疑线路, 有必要根据已有量测信息重新估计其参数。

为了解决电网参数误差或者错误问题, 增广状态估计法^[1]、偏移向量法^[2-3]、法方程估计法^[4]、卡尔曼滤波估计法^[5]和残差灵敏度分析法^[6]等传统

参数估计方法相继被提出。早期, 这些方法主要基于监控和数据采集(supervisory control and data acquisition, SCADA)量测信息。近年来, 随着广域测量系统(WAMS)在电力系统中的广泛应用, 基于相量采集装置(phasor measurement unit, PMU)高精度相量信息的参数估计方法^[7-10]也被提出。在这些模型中, 通常将电阻、电抗和对地电纳参数作为独立参数变量进行估计, 由于三者数值相差较大, 电阻相

收稿日期: 2010-03-26; 修回日期: 2011-01-04

基金项目: 输配电装备及系统安全与新技术国家重点实验室自主研究项目(2007DA10512710204)

作者简介: 颜伟(1968-), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事电力系统优化运行与控制方面的研究。

对很小, 导致电阻、电抗和对地电纳估计误差不一致, 特别是小阻抗估计误差偏大^[7], 甚至失去实际意义。

常规的最小二乘牛顿迭代法的解是局部最优解, 且与初值密切相关。因此, 一些新的具有全局寻优能力的进化优化方法逐渐应用于参数估计, 如遗传算法(GA)^[7,11]、粒子群优化方法^[12]和Tabu搜索方法^[13]等。量子进化算法是近年发展起来的一种概率搜索方法, 已逐渐应用于电力系统中^[14]。混沌量子免疫算法(chaos quantum immune algorithm, CQIA)^[15]融合了混沌优化和免疫优化各自的空间搜索优势及量子优化的高效性, 相对于传统的进化算法, 具有收敛速度快、最优性好的突出优点, 但是目前还没有应用于参数估计中。

针对常规方法的参数变量选择问题, 本文提出了一种基于单位长度参数和长度的线路参数估计新模型。其中, 状态变量为线路两端的PMU多时段电压幅值与相角, 参数变量为线路的单位长度参数和长度。由于引入了长度作为电阻、电抗和对地电纳的公共变量, 突出了线路参数整体对潮流状态的影响, 因而新模型可以保证线路参数估计值误差的一致性, 避免了常规模型小阻抗大误差的问题。同时, 论文采用CQIA算法求解上述参数估计问题, 首先在量子进化过程中随机产生参数变量, 然后通过最小二乘状态估计求解状态变量并确定量子抗体的亲和力。

1 基于单位长度参数和长度的线路参数估计模型

在常规参数估计模型中, 通常将电阻 R 、电抗 X 和对地电纳 B 作为独立参数变量进行估计, 由于三者数值相差较大, 电阻相对很小, 导致电阻、电抗和对地电纳估计误差不一致, 特别是小阻抗估计误差偏大, 甚至失去实际意义。

因此, 本文提出了一种新的基于单位长度参数的线路参数估计模型:

$$\begin{cases} R = R_0 L \\ X = X_0 L \\ B = B_0 L \end{cases} \quad (1)$$

式中, R_0 、 X_0 和 B_0 分别表示线路单位长度的电阻、电抗和对地电纳; L 表示待估计线路的长度。将线路阻抗转化为导纳形式:

$$g + jb = (R + jX)^{-1} \quad (2)$$

式中, g 和 b 分别表示线路电导和电纳。

对于两端加装PMU装置的线路, 可得到精度较高的电压和电流相量, 包括幅值与相角测量信息。基于PMU的量测方程可表示为:

$$\begin{cases} \hat{U}_{1,t} = U_{1,t} \\ \hat{U}_{2,t} = U_{2,t} \\ \hat{\delta}_{1,t} = \delta_{1,t} \\ \hat{\delta}_{2,t} = \delta_{2,t} \\ \text{Re}(\hat{I}_{1,t}) = g(U_{1,t} \cos \delta_{1,t} - U_{2,t} \cos \delta_{2,t}) - \\ b(U_{1,t} \sin \delta_{1,t} - U_{2,t} \sin \delta_{2,t}) - U_{1,t} B \sin \delta_{1,t} \\ \text{Im}(\hat{I}_{1,t}) = g(U_{1,t} \sin \delta_{1,t} - U_{2,t} \sin \delta_{2,t}) + \\ b(U_{1,t} \cos \delta_{1,t} - U_{2,t} \cos \delta_{2,t}) + U_{1,t} B \cos \delta_{1,t} \\ \text{Re}(\hat{I}_{2,t}) = g(U_{2,t} \cos \delta_{2,t} - U_{1,t} \cos \delta_{1,t}) - \\ b(U_{2,t} \sin \delta_{2,t} - U_{1,t} \sin \delta_{1,t}) - U_{2,t} B \sin \delta_{2,t} \\ \text{Im}(\hat{I}_{2,t}) = g(U_{2,t} \sin \delta_{2,t} - U_{1,t} \sin \delta_{1,t}) + \\ b(U_{2,t} \cos \delta_{2,t} - U_{1,t} \cos \delta_{1,t}) + U_{2,t} B \cos \delta_{2,t} \end{cases} \quad (3)$$

式中, Re 和 Im 分别表示对电流相量取实部和虚部; $\hat{U}_{i,t}$ 、 $\hat{\delta}_{i,t}$ 、 $\hat{I}_{i,t}$ 分别表示线路*i*侧*t*时刻的电压幅值、电压相角和电流相量量测; $U_{i,t}$ 、 $\delta_{i,t}$ 分别表示线路*i*侧*t*时刻的状态变量($i=1,2$, 1表示首端, 2表示末端)。根据式(1)~式(3), 有如下向量形式:

$$\mathbf{z} = \mathbf{h}(\mathbf{x}, \mathbf{P}_a) \quad (4)$$

式中, \mathbf{z} 为量测量; \mathbf{h} 为用状态变量向量 $\mathbf{x}=[U_{i,t}, \delta_{i,t}]^T$ 和参数变量 $\mathbf{P}_a=[R_0, X_0, B_0, L]^T$ 表示的量测函数。

根据式(4), 形成带约束的单位长度参数和长度的线路参数估计模型为:

$$\begin{cases} J(\mathbf{x}, \mathbf{P}_a) = [\mathbf{z} - \mathbf{h}(\mathbf{x}, \mathbf{P}_a)]^T \mathbf{W} [\mathbf{z} - \mathbf{h}(\mathbf{x}, \mathbf{P}_a)] \rightarrow \min \\ \text{s.t.} \quad \mathbf{P}_a \min < \mathbf{P}_a < \mathbf{P}_a \max \end{cases} \quad (5)$$

式中, \mathbf{W} 为量测的权重; $\mathbf{P}_a \min$ 和 $\mathbf{P}_a \max$ 分别为参数的上下限。

为了增加量测方程的冗余度, 以上模型包含多个时段的量测方程, 假设各个时段的参数变量是一致的。

为了度量电阻、电抗和电纳的综合估计误差, 定义参数估计相对误差为:

$$E = \sqrt{\left(\frac{R_e - R}{R}\right)^2 + \left(\frac{X_e - X}{X}\right)^2 + \left(\frac{B_e - B}{B}\right)^2} \quad (6)$$

式中, 下标为e的参数表示参数估计值, 否则为真值。

2 参数估计混沌量子免疫算法及实现

式(5)的最小二乘约束优化模型具有多极值问题, 由此可能导致传统牛顿迭代法的初值问题, 即不同的初值可能得到不同的极值点, 相应地使参数

估计值不稳定。为此,本文采用CQIA^[15]求解上述参数估计问题。该方法采用量子位初始化种群,用量子旋转门更新个体。对于优良个体和较差个体的克隆扩增变异,分别定义其量子旋转门转角范围,并引入混沌变量在相应范围内进行遍历。

2.1 亲和力函数

在CQIA中,一方面利用亲和力(affinity)来评价抗体的优劣,亲和力越大,抗体越好;另一方面,基于亲和力对抗体进行选择,以保证进化过程中抗体的优良特性。

而式(5)所描述的模型为最小值问题,所以在本文中,定义亲和力函数为:

$$\text{Affinity} = (J(\mathbf{x}, \mathbf{P}_a))^{-1} \quad (7)$$

2.2 算法具体步骤

在本文中,只将参数变量 \mathbf{P}_a 作为CQIA的量子优化变量,而状态变量通过最小二乘状态估计求解。

具体步骤如下:

1) 产生初始群体。

利用以下logistic映射产生混沌变量:

$$\begin{cases} \xi_{n+1} = \mu \xi_n (1 - \xi_n) \\ \xi \in [0, 1] \end{cases} \quad (8)$$

式中, $\mu=4$ 。令 $n=0$,给混沌变量一个初始值,根据式(8)产生混沌变量 ξ_1 。利用混沌变量 ξ_1 初始化群体中第一个抗体上的量子位。令 $n=1, 2, \dots, N-1$,按上述方法产生另外 $N-1$ 个抗体, N 为种群规模数。

2) 解空间映射。

根据参数变量 \mathbf{P}_a 的取值范围,利用线性变换,将抗体由单位空间映射到函数优化问题的解空间。

3) 计算亲和力。

将解空间映射后的参数变量 \mathbf{P}_a 的值代入式(5),用牛顿迭代法求解最小二乘状态估计,求出目标函数值 J 和状态变量,再根据式(7)得到抗体的亲和力。

4) 克隆扩增。

从 N 个抗体中选出 q 个亲和力最高的抗体进行克隆。设选出的 q 个抗体按亲和力降序排列为 $\mathbf{P}_1, \mathbf{P}_2, \dots, \mathbf{P}_q$,则第 k 个抗体 $\mathbf{P}_k(k=1, 2, \dots, q)$ 克隆产生的抗体数为:

$$N_k = \left\lceil \frac{\rho N}{k} \right\rceil \quad (9)$$

式中, $\lceil \cdot \rceil$ 表示四舍五入取整算符; ρ 为克隆抗体控制参数。如果 $\sum_{i=1}^q N_i < N - q$,则产生新抗体进行补充,否则只取前 $N - q$ 个抗体组成新抗体。

克隆扩增的具体过程就是利用量子旋转门对抗

体量子位相位叠加混沌扰动来实现。

对于需要扩增的母体,亲和力越高,扩增时所叠加的混沌扰动就应越小,克隆幅值可选为:

$$\lambda_k = \lambda_0 \exp((k - p) / q) \quad (10)$$

式中, λ_0 为克隆抗体扰动控制参数。

5) 较差抗体变异。

对克隆扩增后的种群按照步骤2)和步骤3)实施解空间变换并计算亲和力,对 m 个亲和力最差的抗体进行变异操作。

具体方法与步骤4)类似,只是变异时所叠加的变异混沌扰动应比克隆时大,所以,取变异控制参数为 $\tilde{\lambda}_0 = 10\lambda_0$ 。

由于在上述克隆扩增和较差抗体变异过程中引入了混沌变量,故算法能在较大范围内充分发挥混沌遍历搜索的优势综合,使得算法的抗体变异操作具有很强的全局搜索能力。

6) 加入新抗体。

对克隆扩增和变异后的种群按步骤2)和步骤3)实施解空间变换并计算亲和力,对 d 个亲和力最差的抗体按式(8)重新产生。这一过程相当于在整个解空间内进行混沌搜索,以在全局范围内搜索亲和力更高的抗体,避免陷入局部最优解。

7) 最优抗体保留。

如果当前代种群中最好抗体的亲和力低于上一代,则用上一代中最好的抗体替换当前代最差的抗体。

8) 判断收敛。

至少进化100代,若连续 $niter$ 次最优抗体保持不变或进化代数达到最大进化代数,则停止;否则返回步骤2)。

3 仿真结果分析

3.1 仿真参数介绍

1) 模拟线路数据介绍。

目前PMU设备主要安装在500 kV网络,因此本文采用型号为LGJ-4×630的一条500 kV线路进行仿真分析,其额定单位长度参数和长度分别为:电阻 $R_0=6.56 \times 10^{-6}$ p.u,电抗 $X_0=1.09 \times 10^{-4}$ p.u,对地电纳 $B_0=1.15 \times 10^{-2}$ p.u,长度 $L=29.764$ km。本文将表1中的首端PMU量测数据作为该模拟线路的首端电压和电流真值,结合已知的模拟线路的额定单位长度参数和长度真值,计算模拟线路末端的电压和电流真值。然后对所得到的模拟线路首末端电压和电流的真值施加随机误差以构成模拟线路的PMU数据。在

施加随机误差时, 假设PMU量测误差的均值都为0, 电压幅值和电流幅值的PMU量测标准差为0.5%, 电压相角和电流相角的PMU量测标准差为0.6%。

表1 实际线路首末端的PMU量测数据

时刻数	首端PMU量测数据			
	U_1/V	δ_1/rad	I_1/A	θ_1/rad
1	312 571.7	2.402 9	399.175 4	2.707 1
2	312 545.3	2.402 1	396.734 0	2.704 2
3	312 483.6	2.401 4	397.954 7	2.703 8
4	312 492.4	2.400 4	397.954 7	2.703 0
5	312 554.1	2.399 3	397.954 7	2.703 4
6	312 510.0	2.398 5	399.175 4	2.701 0
7	312 554.1	2.397 3	399.175 4	2.700 1
8	312 518.8	2.396 5	399.175 4	2.699 4
9	312 527.7	2.395 5	399.175 4	2.699 2
10	312 474.8	2.394 7	399.175 4	2.697 7

时刻数	末端PMU量测数据			
	U_2/V	δ_2/rad	I_2/A	θ_2/rad
1	312 659.8	2.396 1	391.851 1	-0.511 3
2	312 642.2	2.395 4	391.240 8	-0.516 0
3	312 580.5	2.394 9	391.240 8	-0.514 7
4	312 571.7	2.393 7	391.240 8	-0.517 7
5	312 651	2.392 5	391.851 1	-0.516 8
6	312 615.8	2.391 8	391.851 1	-0.518 6
7	312 642.2	2.390 7	392.461 5	-0.520 3
8	312 624.6	2.389 8	392.461 5	-0.521 4
9	312 624.6	2.388 9	393.071 8	-0.521 3
10	312 580.5	2.388 0	391.851 1	-0.524 0

2) 实际线路数据介绍。

实际线路及其实测PMU数据采用广东电网500 kV线路北花甲及其实测的PMU数据。北花甲的给定线路参数为电阻 $R_0=8 \times 10^{-6}$ p.u, 电抗 $X_0=1.24 \times 10^{-4}$ p.u, 对地电纳 $B_0=1.09 \times 10^{-2}$ p.u, 长度 $L=27.5$ km。10个相邻时段的线路首末端实际PMU量测数据如表1所示, 其中, (U_1, δ_1) 、 (I_1, θ_1) 、 (U_2, δ_2) 及 (I_2, θ_2) 分别表示首端电压幅值和相角、首端电流幅值和相角、末端电压幅值和相角及末端电流幅值和相角。

3) 模型和算法参数介绍。

对于线路参数估计模型, 时段数取为10。单位长度参数分别限定在额定单位长度参数的0.9~1.1倍以内, 长度限定在给定长度的0.5~1.5倍以内。

本文分别采用CQIA和Matlab函数lsqnonlin(简称lsq)以及遗传算法GA求解线路参数估计模型, 其中, lsq函数为求解约束最小二乘优化函数。CQIA和GA种群规模取 $N=50$, 最大进化代数为 $\max g=300$, 收敛条件为 $\text{niter}=10$ 或进化代数达到最大进化代数。

在CQIA中, 克隆抗体数 $q=10$, 克隆抗体控制参数 $\rho=0.3$, 克隆抗体扰动控制参数 $\lambda_0=0.001$, 变异抗体数 $m=10$, 新增抗体数 $d=5$ 。在GA中, 交叉概率 $p_c=0.8$, 变异概率 $p_m=0.05$ 。

3.2 新模型优势仿真分析

表2为对常规参数估计模型和本文新模型分别采用lsq函数进行求解的结果。模拟线路由于参数真值已知, 其估计参数的有效性通过估计值与真值的误差进行验证。由表2可见, 常规模型电阻、电抗和对地电纳估计误差一致性较差, 对地电纳估计误差最小, 电抗次之, 电阻估计误差较大。而采用新模型后, 电阻、电抗和对地电纳估计误差一致性得到了很大的改善, 特别是电阻的估计误差小很多, 说明新模型对改善线路参数估计误差一致性有较好效果, 特别是对常规模型中小阻抗估计误差偏大的问题, 使得线路估计参数误差一致性较好, 更具有实际意义。

表2 常规模型与新模型的估计结果对比

模型	$E/(\%)$	估计误差/(\%)		
		R	X	B
常规模型	53.816	52.466	8.501	1.142
新模型	11.407	8.732	5.180	1.148

3.3 新算法CQIA优势仿真分析

参数估计的最小二乘约束优化方法的多极值问题及其传统确定性牛顿迭代法的初值影响问题已经引起较多关注^[7, 11-13], 本文建立的新模型同样存在这个问题, 为此, 提出了采用具有全局寻优能力的CQIA进行求解。

为了验证本文算法的有效性, 对于该线路参数估计模型, 分别采用CQIA和GA重复计算100次。表3为新模型下CQIA和GA以及lsq的估计结果。表4为CQIA和GA的亲合力和进化代数对比结果。图1为CQIA和GA某次参数估计的亲合力进化曲线。

表3 新模型下各种算法的估计结果对比

算法	$E/(\%)$	估计误差/(\%)			
		R_0	X_0	B_0	L
CQIA	6.597	3.361	5.541	3.687	3.814
GA	9.167	8.631	5.834	3.640	3.567
lsq	11.407	4.946	6.399	6.350	6.589

从表3可以看到, 3种算法中, CQIA相对误差最小, GA次之, lsq最大。CQIA的 R_0 、 X_0 、 B_0 和 L 估计误差也最小。由此可见, 相对于GA和lsq, CQIA具有一定优势。

表4 CQIA和GA算法性能比较

算法	最大亲和力	最小亲和力	平均亲和力	最大进化代数	最小进化代数	平均进化代数
CQIA	0.005 848 149	0.005 832 836	0.005 842 867	87	29	39.84
GA	0.005 848 185	0.003 974 534	0.005 515 614	118	29	44.69

从表4可以看到,相对于GA,CQIA的最大亲和力、最小亲和力和平均亲和力之间差别均很小,CQIA最大进化代数和平均进化代数均较小。从图1可见,CQIA进化曲线上升最快,而GA则存在明显的几段停滞状态,表明陷入了早熟状态,虽然最后也基本达到了最优状态,但速度明显偏慢。以上说明相对于GA,CQIA全局寻优能力强、算法稳定、寻优效率高。

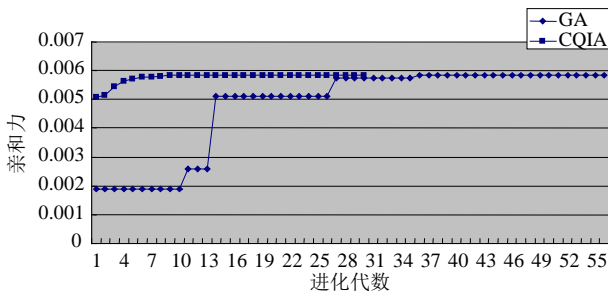


图1 算法进化曲线

3.4 负荷变化对线路参数估计的影响分析

表5为模拟线路在不同负荷水平下的参数估计结果,其中,“负荷倍数”指相对于表1中电流的倍数。

表5 负荷变化下线路参数估计结果对比

负荷倍数	E/(%)	估计误差/(%)			
		R_0	X_0	B_0	L
0.1	15.007	2.897	7.946	7.317	6.826
1	6.597	3.361	5.541	3.687	3.814
2	5.934	3.387	5.424	3.500	3.755
3	5.829	2.646	4.634	3.093	3.728

从表5可以看到,在负荷较轻时(0.1倍),相对误差以及 X_0 、 B_0 和 L 估计误差较大,而负荷较重时较小。同时也看到,负荷大到一定程度时(1、2、3倍),其估计误差基本一致,说明此时负荷对估计误差的影响较小。由此可见,参数估计误差会随着线路负荷水平的加重而降低,但是当负荷水平达到一定程度后,误差降低的效果也逐步减缓。

3.5 PMU实测数据下的线路参数估计结果分析

表6为实际线路北花甲的参数估计结果。从表6可以看出,对于实际线路,采用本文的模型和算法,其参数估计值变化不大,进一步说明了本文模型和算法的有效性。实际线路由于真值未知,分别将参

数给定值与估计值带入状态估计,通过状态估计的目标函数大小进行验证,如表6所示。从表6可以看出,本文的模型和算法能很好地修正线路的参数值,使得状态估计精度有较大改善,说明估计出的参数相对于给定参数更优。

表6 实际线路参数估计结果

	估计参数值				状态估计目标函数值	
	$R_0 \times 10^{-6}$	$X_0 \times 10^{-4}$	$B_0 \times 10^{-2}$	L	给定值	估计值
最大值	8.400	1.143	1.194	23.096		
最小值	7.777	1.113	1.085	21.006	5.5×10^{-3}	8.5×10^{-4}
平均值	8.082	1.117	1.172	21.411		

4 结论

本文提出了一种基于单位长度参数和长度的线路参数估计新模型及其混沌量子免疫算法,并通过模拟数据和实际数据的仿真对比分析得出结论。

1) 由于随机量测误差的存在,使参数估计值的准确性与其对潮流状态的影响程度直接相关。相对电抗和对地电纳,高压输电线路的电阻在数值上很小,对潮流状态的影响也很小,其影响甚至可能小于线路的量测误差。常规线路参数估计方法将线路电阻、电抗和对地电纳作为独立变量分别进行估计,导致电阻、电抗和对地电纳估计误差不一致,特别是小阻抗估计误差偏大,甚至失去实际意义。

2) 新模型中引入长度作为线路电阻、电抗和对地电纳参数的公共变量,突出了线路参数整体对潮流的影响,从而使线路参数估计值具有小且一致的整体误差,避免了小阻抗参数变量误差大的常规估计方法问题。与常规模型的仿真结果验证了本文模型的这一突出优势。

3) 混沌量子免疫算法具有寻优效率高,全局搜索能力强的优势。本文将其引入线路参数估计问题的求解中,取得了良好的优化效果。算例结果表明,该算法具有全局寻优能力强,算法稳定的突出优势。

参考文献

- [1] 于尔铿. 电力系统状态估计[M]. 北京: 水利电力出版社, 1985.

YU Er-keng. State estimation of power systems[M]. Beijing:

- China WaterPower Press, 1985.
- [2] LIU W-H E, WU F F, LUN S-M. Estimation of parameter errors from measurement residuals in state estimation[J]. IEEE Trans on Power Systems, 1992, 7(1): 81-89.
- [3] 杨滢, 孙宏斌, 张伯明, 等. 集成于EMS中的参数估计软件的开发与应用[J]. 电网技术, 2006, 30(4): 43-49.
YANG Ying, SUN Hong-bin, ZHANG Bo-ming, et al. Development and application of parameter estimation software integrated into EMS[J]. Power System Technology, 2006, 30(4): 43-49.
- [4] LIU W H E, LIM S L. Parameter error identification and estimation in power system state estimation[J]. IEEE Trans on Power Systems, 1995, 10(1): 200-209.
- [5] SLUTSKER I W, CLEMENTS K A. Real time recursive parameter estimation in energy management systems[J]. IEEE Trans on Power Systems, 1996, 11(3): 1393-1399.
- [6] 何桦, 柴京慧, 卫志农, 等. 基于量测残差的改进参数估计[J]. 电力系统自动化, 2007, 31(4): 33-36.
HE Hua, CHAI Jing-hui, WEI Zhi-nong, et al. Improved method of parameter estimation based on measurement residuals[J]. Automation of Electric Power Systems, 2007, 31(4): 33-36.
- [7] 陈晓刚, 易永辉, 江全元, 等. 基于WAMS/SCADA混合量测的电网参数辨识与估计[J]. 电力系统自动化, 2008, 32(11): 1-5.
CHEN Xiao-gang, YI Yong-hui, JIANG Quan-yuan, et al. Network parameter identification and estimation based on hybrid measurement of WAMS/SCADA[J]. Automation of Electric Power Systems, 2008, 32(11): 1-5.
- [8] 李大路, 李蕊, 孙元章, 等. 计及广域测量信息的状态估计错误参数识别与修正[J]. 电力系统自动化, 2008, 32(14): 11-15.
LI Da-lu, LI Rui, SUN Yuan-zhang, et al. Recognizing and correcting the wrong parameters in state estimation considering the WAMS measurements[J]. Automation of Electric Power Systems, 2008, 32(14): 11-15.
- [9] 柴京慧, 李书敏, 何桦. 基于PMU及多时间断面的输电网参数估计[J]. 电力系统自动化, 2009, 33(11): 49-52.
CHAI Jing-hui, LI Shu-min, HE Hua. Parameter estimation based on PMU and multi-cases of SCADA for electricity transmission network[J]. Automation of Electric Power Systems, 2009, 33(11): 49-52.
- [10] BORDA C, OLARTE A, DIAZ H. PMU-based line and transformer parameter estimation[C]//2009 IEEE Power Systems Conference and Exposition(PSCE2009). Seattle, Washington: IEEE, 2009: 1-8.
- [11] STACCHINI DE SOUZA J C, DO COUTTO FILHO M B, et al. Treatment of multiple network parameter errors through a genetic-based algorithms[J]. Electric Power Systems Research, 2009, 11(79): 1546-1552.
- [12] 卞晓猛, 邱家驹, 许旭锋. 电力系统静态线路参数启发式估计[J]. 中国电机工程学报, 2008, 28(1): 41-46.
BIAN Xiao-meng, QIU Jia-ju, XU Xu-feng. A heuristic method for static line parameter estimation in power systems[J]. Proceedings of the CSEE, 2008, 28(1): 41-46.
- [13] 宁辽逸, 孙宏斌, 吴文传, 等. 基于状态估计的电网支路参数估计方法[J]. 中国电机工程学报, 2009, 29(1): 7-13.
NING Liao-yi, SUN Hong-bin, WU Wen-chuan, et al. State estimation based branch parameter estimation method for power grid[J]. Proceedings of the CSEE, 2009, 29(1): 7-13.
- [14] 娄素华, 吴耀武, 彭磊, 等. 量子进化算法在电力系统无功优化中的应用[J]. 继电器, 2005, 33(18): 30-35.
LOU Su-hua, WU Yao-wu, PENG Lei, et al. Application of quantum-inspired evolutionary algorithm in reactive power optimization[J]. Relay, 2005, 33(18): 30-35.
- [15] 李盼池, 李士勇. 求解连续空间优化问题的混沌量子免疫算法[J]. 模式识别与人工智能, 2007, 20(5): 654-660.
LI Pan-chi, LI Shi-yong. A chaos quantum immune algorithm for continuous space optimization[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2007, 20(5): 654-660.

编辑 漆蓉