

小波神经网络与 PID 相结合的
的 负 荷 频 率 控 制

罗 兵,章 云,黄红梅
(广东工业大学 自动化学院,广东 广州 510090)

摘要: 针对跨区域互联电力系统负荷频率控制的严重非线性,及传统 PID 控制稳定性差、超调严重、响应速度慢,提出了将小波神经网络与传统 PID 控制相结合的控制模型。PID 完成区域电网内的二级负荷频率控制,区域控制偏差作为有 2 个小波神经元的神经网络输入,输出用于共同控制负荷频率稳定。网络还采用了负反馈提高学习收敛速度,网络参数采用梯度法结合遗传算法寻优确定。仿真实验结果表明,该方案具有较好的控制效果和鲁棒性。

关键词: 小波神经网络; 负荷频率控制; PID 控制; 互联电力系统

中图分类号: TM 761⁺.2 **文献标识码:** A **文章编号:** 1006-6047(2006)01-0025-04

1 负荷频率控制技术

随着电力工业的市场化改革、厂网分开,跨区域电网的互联电力系统自动控制显得更加重要。电网的频率稳定是电力系统安全稳定运行的重要因素,是衡量电网稳定的重要指标。频率异常或频率崩溃,将对电力系统本身及电力用户带来极为严重的后果。频率与有功功率相关,电力系统中有功功率的需求和产生上的任何变化都会反映到系统频率的变化上。在跨区域电网的互联电力系统中,频率控制更加复杂、导致的问题更严重^[1]。

自从 Elgerd 和 Fosha 于 1970 年首次提出负荷频率控制(LFC)问题以来^[2],已有不少学者运用各种控制方法对负荷频率控制进行了大量的研究。传统负荷频率控制主要是通过比例、积分、微分回路即PID 控制回路实现。而在跨区域电网的互联电力系统中的频率控制更加复杂,系统存在严重的非线性。文献[3]提出了基于新区域控制偏差(ACEN)的 LFC 方法。但该方法没有考虑发电机变化率约束(GRC)和调速器控制死区非线性的影响及系统的鲁棒性等问题。文献[4]提出的变结构控制系统具有反应快、对对象参数不敏感及对外界干扰鲁棒性好等特点,系统时间参数 T_p 变化 20% 时,系统的动态特性几乎不受影响。但该方法在考虑 GRC 及死区非线性的影响时,系统往往不收敛,有时会引起不稳定。互联电力系统 LFC 的主要需要之一是保证满意的区域频率和联络线交换功率,区域频率和联络线交换功率偏差是由于不可预见的各区域负荷变化导致的发电功率和负荷需求之间的不平衡所引起的。LFC 的目的就是要减小所有控制变量的暂态偏移并保证

零稳态偏差。图 1 是两区域电网互联电力系统 LFC 传统控制模型示意图。

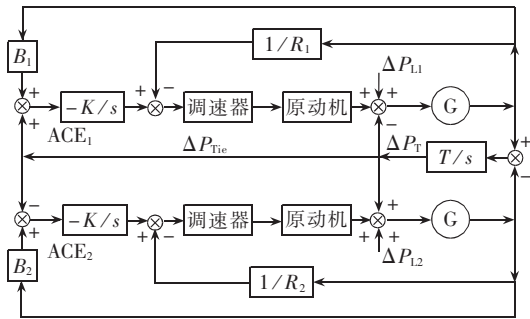


图 1 两区域互联电力系统 LFC 结构模型
Fig.1 Conventional LFC model for two
-area electric power system

该两级 LFC 控制器的区域控制偏差(ACE)^[5]为

$$ACE_1 = B\Delta f + \Delta P_T = \frac{\Delta P_{L1} \left(\frac{1}{R_2} + \frac{1}{K_{P2}} \right)}{\frac{1}{R_1} + \frac{1}{R_2} + \frac{1}{K_{P1}} + \frac{1}{K_{P2}}} + \left(\frac{1}{R_1} + \frac{1}{K_{P1}} \right) \frac{\Delta P_{L1}}{\frac{1}{R_1} + \frac{1}{R_2} + \frac{1}{K_{P1}} + \frac{1}{K_{P2}}} \quad (1)$$

$$ACE_2 = B\Delta f - \Delta P_T = \frac{\Delta P_{L2} \left(\frac{1}{R_2} + \frac{1}{K_{P2}} \right)}{\frac{1}{R_1} + \frac{1}{R_2} + \frac{1}{K_{P1}} + \frac{1}{K_{P2}}} - \left(\frac{1}{R_2} + \frac{1}{K_{P2}} \right) \frac{\Delta P_{L1}}{\frac{1}{R_1} + \frac{1}{R_2} + \frac{1}{K_{P1}} + \frac{1}{K_{P2}}} \quad (2)$$

式中 B 为系统频率偏移系数; Δf 为负荷频率偏移; ΔP_T 为联络线功率; ΔP_L 为负荷功率波动; R 为反馈系数; K_P 为发电机组功率调节系数。

该两区域控制偏差数据将作为后面的小波神经网络 LFC 的输入数据。

由于跨区域电网的联合电力系统 LFC 的严重非线性,以及调速器的控制死区、发电机组的变化率约束等,传统 PID 负荷控制稳定性差、超调严重、控制响应速度慢、鲁棒性也很差^[1,5-6]。

近年来,很多新的控制技术应用于 LFC,如智能控制器、自适应控制器等。神经网络(ANN)在电力系统控制中取得了很好的应用效果。文献[7]将 ANN 成功应用于电力系统中的非线性控制,用前向反馈网络通过训练控制发电机组,克服负荷变化引起的频率变化。文献[8]讨论了神经网络的学习时间和神经元数量的问题。文献[9]验证了 ANN 在两个区域互联电网间作 LFC 的仿真效果,这个 ANN 控制系统是基于模式识别原理,用 ANN 的分布式并行结构实现。神经网络对于非线性函数具有良好的逼近效果,但往往又存在学习时间长、难以收敛、学习中陷入局部最优解、对全局数据的敏感性以及神经元数量随输入数据数量以指数级上升的维数灾难等问题。

另一方面,随着小波理论和多分辨率分析思想的研究深入,小波理论也在电力系统得到应用。如电力传输线路故障位置分析^[10]、短期负荷预测^[11]、不平衡电流的发电机保护^[12]、瞬变和谐波电流分析^[13]等。结合小波和 ANN 的小波神经网络(WNN)^[14]也在电网瞬变检测和分类中得到了应用^[15]。

考虑到人工神经网络的非线性控制特点和不足、小波函数表示非静态瞬变信号的特点,本文提出了一个新的基于小波和 ANN 技术,并结合传统 PID 控制的 LFC 控制器模型,应用于互联电力系统的负荷频率控制,仿真实验表明本方案比单纯 ANN 和 PID 控制具有更好的控制效果。

2 小波神经网络结构

常规 ANN 采用 Sigmoid 函数作激发函数,这一类全局基函数考虑的是输入信号的时域全局特点。它的不足就在于对于广泛输入值的敏感性,结果网络中所有的输入值和各个神经元的激发函数都将产生相互影响,导致大量的参数调整和太长的计算学习时间,收敛性差。

文献[16]提出了采用局部基函数如 Gaussian 函数作激发函数的径向基函数(RBF)神经网络,它只是对某些局部输入有效,结果一般性误差降低、收敛加快。但 Gaussian 函数只具有时域的局部特性而没有频域的局部特性,因此很难在某些应用中广泛使用 Gaussian 基函数^[17]。基函数神经网络在表现频域局部特点时显示出不足,诸如碰到曲率不连续、边界或跳跃点等。

为了利用神经网络逼近非线性的特点、径向基函数的局部特点,克服它们的不足,Zhang 等^[18]提出一个基于小波的神经网络作函数学习和参数估计。类似于 RBF 神经网络,小波神经网络使用正交尺度函数代替 RBF 作为激发函数。从函数逼近的角度

看,RBF 族在 Hilbert 空间是稠密的,通过其函数族的组合,可逼近任何函数。然而,RBF 一般是非正交的,因而是有冗余的。也就意味着 RBF 神经网络对某个函数的表示不是唯一的,也可能不是最有效的^[19]。而具有时空定位能力的小波函数具有正交性,其小波族在 Hilbert 空间也是稠密的,它对函数的逼近是唯一的,也是更有效的^[20]。

如图 2 所示为采用小波函数作激发函数的小波神经元。

为便于计算,用有显式数学表达式的 Mexican Hat 函数(它实质是 Gaussian 函数的二次导数)作为激发函数:

$$\varphi\left(\frac{x-b}{a}\right)=\left[1-\left(\frac{x-b}{a}\right)^2\right]\exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{x-b}{a}\right)^2\right] \quad (3)$$

式中 $\varphi(x)$ 称为母小波,它平移和伸缩就构成了其整个小波族; a 为伸缩因子(系数); b 为移动因子(系数)。

b 的改变使小波函数移动从而具有了时域局部化的特性,不同的 b 值对应不同的时间值。 a 的改变使小波函数伸缩,从而具有了频域局部化的特点, a 变大相当于母小波在时域上伸张开,从而可以反映低频特性; a 变小则相当于母小波收缩,反映高频特点。

一个小波神经元的输出为

$$y=\varphi\left[\left(\sum_{i=1}^n\omega_i x_i-b\right)/a\right] \quad (4)$$

WNN 的参数确定同样通过机器学习,求代价函数的最小值确定。学习可以通过在线进行,即不需要先验值,自适应学习调整参数。且由于小波的时、频局部化特性,其学习过程收敛快。文献[21]证明了整个小波神经网络的全局稳定性。

多个小波神经元构成 WNN,各个神经元之间通过权值相连,整个网络的输出是各个神经元的线性加权。为了提高小波神经网络的学习率,可以采用反馈结构和包含积分因素的时滞成分。文献[22]讨论了针对 Mexican Hat 小波神经网络,通过适当的参数初始值设置可以提高学习速度。

3 LFC 控制模型

跨区域电网的互联电力系统 LFC 如果单纯由神经网络等智能控制技术实现,则网络节点数将增大,学习速度慢且不容易收敛。而区域内电网的小负荷波动和脉动完全可以通过传统的 PID 控制调节平衡。所以提出了结合 WNN 和传统 PID 的控制模型,如图 3 所示。

2 个节点的 WNN(图中虚框内)完成跨区域间的平衡控制。 a 是小波函数的伸缩系数, b 是平移系数, p 是输入到小波神经元的权值系数, q 是小波神经元的输出加到整个网络输出的权值系数, w 是神经元间的连接或反馈权值系数, T 是小波元的时滞常数, σ 是加到小波神经元的偏移参数。

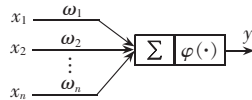


图 2 小波神经元模型

Fig.2 Wavelet neuron model

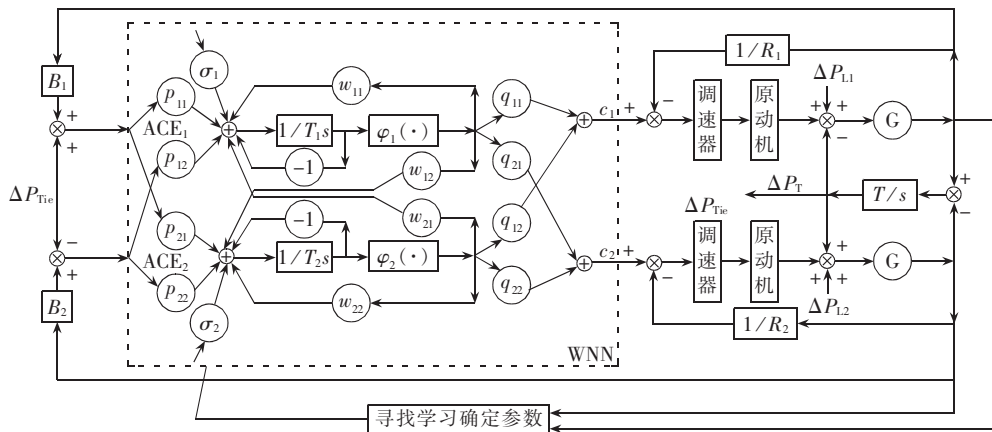


图 3 WNN 与 PID 相结合的两区域电网 LFC 模型

Fig.3 WNN and PID based LFC model for two-area electric power system

该 LFC 系统保留了传统的两级 PID 控制,PID 回路可以完成区域内的频率波动控制,从而减少神经网络的节点数量。区域内的频率波动偏差信号经 PID 回路控制调速器、原动机,从而控制发电机功率,使区域内频率保持稳定。同时,区域内的频率波动又会影响到互联的区域电网间。

用 ACE 作为 WNN 的输入信号,WNN 的输出则作为各个区域的 LFC 控制信号,和 PID 控制信号一起控制调速器、原动机,从而保持整个网络的频率稳定。

具体控制 WNN 参数通过求代价函数的最小化确定。采用基于梯度的算法结合遗传算法可以快速寻优并避免陷于局部最优解。

设 $\mathbf{c}$ 为 WNN 的输出, $\mathbf{c}^d$ 为期望的负荷频率控制数据,则 $\mathbf{e}(t) = \mathbf{c}(t) - \mathbf{c}^d(t)$ 为偏差函数,WNN 的代价函数为

$$E = \frac{1}{2} \int [\mathbf{c}(t) - \mathbf{c}^d(t)]^T [\mathbf{c}(t) - \mathbf{c}^d(t)] dt$$

通过求 E 的最小值,可确定各网络参数。求代价函数对各参数的偏导数 $\frac{\partial E}{\partial \mathbf{a}}, \frac{\partial E}{\partial \mathbf{b}}, \frac{\partial E}{\partial \mathbf{p}}, \frac{\partial E}{\partial \mathbf{q}}, \frac{\partial E}{\partial \mathbf{w}}, \frac{\partial E}{\partial \mathbf{T}}, \frac{\partial E}{\partial \boldsymbol{\sigma}}$,然后按梯度法迭代修正可以得到使代价函数最小化的各参数值,即最优解或局部最优解。

但梯度迭代常会陷于局部最优解。遗传算法具有快速全局寻优的特点^[23]。结合梯度计算和遗传算法可以大大提高学习速度并避免陷于局部最优,从而减小网络的控制误差。具体方法是先用梯度法迭代找到局部最优解参数值后,采用遗传算法中变异的方法跳出局部进行全局寻优^[24],将新的局部最优值与原来的局部最优值或其他局部最优值杂交,然后再梯度迭代,这样可较快找到全局最优解。从而使神经网络在较少的节点层数下通过比较少的学习化。

4 仿真实验结果

用本文提出的 WNN 结合 PID 的 LFC 控制模型

对模拟的两区域互联电力系统进行仿真实验。仿真系统考虑了发电机变化率约束 GRC 和调速器控制死区 2 个因素。分别作 5% 和 10% 的负荷波动的频率控制,并对比传统的 PID 控制方法。

10% 负荷波动的控制实验结果如图 4 所示。0 s 时刻负荷产生 10% 的正阶跃波动,图 4(a)甲区域频率变化,乙区域频率波动与之类似。图 4(b)为联络线功率变化。

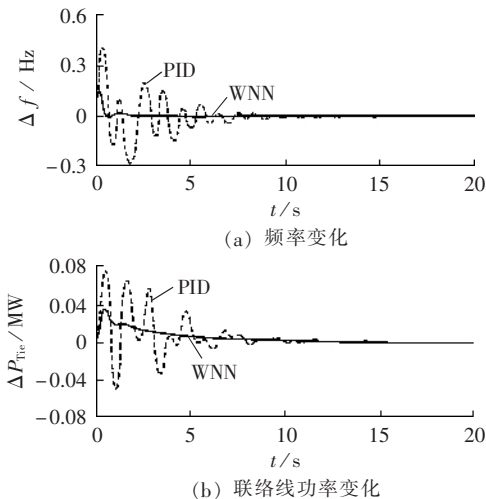


图 4 仿真实验结果

Fig.4 Simulative experimental result

从实验结果可以看出:传统 PID 的 LFC 超调严重,稳定慢,最大频率波动达到了 0.4 Hz,超过 10 s 才使频率稳定到 ± 0.002 Hz 内。而本文提出的 WNN 结合 PID 的负荷频率控制方案,最大频率波动小于 ± 0.2 Hz,收敛时间少于 2 s。图 4(b)显示本方案的联络线功率也要低,且更快趋于稳定。5% 负荷波动的控制结果与之类似。

5 结语

本方案将传统控制方法与基于软计算的智能控制技术相结合,应用到跨区域电网互联电力系统的负荷频率控制实际。仿真实验结果证明,本方案比

传统控制方法具有更好的控制效果和鲁棒性,具有更快的响应速度、更小的超调,模拟的互联电力系统频率稳定性更好。

参考文献:

- [1] 韩祯祥. 电力系统自动控制[M]. 北京:水利电力出版社,1993.
- [2] ELGERD O I, FOSHA C E. The megawatt-frequency control problem: A new approach via optimal control theory[J]. **IEEE Trans. on Power App. Systems**, 1970, 89(2): 551-556.
- [3] KOTHARI M L, NANDA J, KOTHARI D P, et al. Discrete mode automatic generation control of a two-area reheat thermal system with new area control error[J]. **IEEE Trans. on Power Systems**, 1989, 4(2): 730-738.
- [4] AL-HAMOUZ Z M, ABDEL-MAGID Y L. Variable structure load frequency controllers for multiarea interconnected power systems[J]. **Int. J. Electrical Power and Energy Systems**, 1993, 15(5): 293-300.
- [5] 郭培源. 电力系统自动控制新技术[M]. 北京:科学出版社,2001.
- [6] 孟祥萍, 薛昌飞, 张化光. 多区域互联电力系统的PI滑模负荷频率控制[J]. 中国电机工程学报, 2001, 21(3): 6-11.
MENG Xiang-ping, XUE Chang-fei, ZHANG Hua-guang. PI sliding mode load frequency control of multi area power systems[J]. **Proceedings of the CSEE**, 2001, 21(3): 6-11.
- [7] BEAUFAYS F, ABDEL-MAGID Y C, WIDROW B. Application of neural networks to load frequency control in power systems[J]. **Neural Networks**, 1994, 7(1): 183-194.
- [8] CHATURVEDI D K, SATSANGI P S, KALRA P K. Load frequency control: A generalized neural network approach[J]. **Int. J. Electrical Power and Energy Systems**, 1999, 21(6): 405-415.
- [9] DJUKANOVIC M, SOBAJIC D J, PAO Yoh-han. Conceptual development of optimal load frequency control using artificial neural networks and fuzzy set theory[J]. **Int. J. Electrical Power and Energy Systems**, 1997, 19(8): 489-499.
- [10] CHANDA D, KISHORE N K, SINHA A K. A wavelet multi resolution analysis for location of faults on transmission lines[J]. **Int. J. Electrical Power and Energy Systems**, 2003, 25(1): 59-69.
- [11] KIM Chang-il, YU In-keun, SONG Y H. Kohonen neural network and wavelet transform based approach to short-term load forecasting[J]. **Electric Power Systems Research**, 2002, 63(3): 169-176.
- [12] OMAR A S Y. A wavelet-based approach for protection of generators against unbalanced currents[J]. **Electric Power Systems Research**, 2002, 63(1): 73-80.
- [13] ZHENG Tong-xin, MAKRAM E B, GIRGIS A A. Power system transient and harmonic studies using wavelet transform[J]. **IEEE Trans. on Power Delivery**, 1999, 14(4): 1461-1468.
- [14] OYSAL Y, YILMAZ A S, KOKLUKAYA E. A dynamic wavelet network based adaptive load frequency control in power systems[J]. **Int. J. Electrical Power and Energy Systems**, 2005, 27(1): 21-29.
- [15] ANGRISANI L, DAPONTE P, D'APUZZO M. Wavelet network-based detection and classification of transient[J]. **IEEE Trans. on Instrumentation and Measurement**, 2001, 50(5): 1425-1435.
- [16] LEONARD J A, KRAMER M A. Radial basis function networks for classifying process faults[J]. **IEEE Control Systems**, 1991, 11(3): 31-38.
- [17] SANNER R M, SLOTINE J J E. Gaussian networks for direct adaptive control[J]. **IEEE Trans. on Neural Networks**, 1992, 3(6): 837-863.
- [18] ZHANG Jun, WALTER G G, MIAO Y, et al. Wavelet neural network for function learning[J]. **IEEE Trans. on Signal Process**, 1995, 43(6): 1485-1497.
- [19] 何玉彬, 李新忠. 神经网络控制技术及其应用[M]. 北京:科学出版社,2000.
- [20] CANNON M, SLOTINE J J E. Space frequency localized basis function networks for nonlinear system estimation and control[J]. **Neurocomputing**, 1995, 9(3): 293-342.
- [21] 肖胜中, 张新政. 时滞小波神经网络的稳定性分析[J]. 广西大学学报, 2004, 29(2): 113-116.
XIAO Sheng-zhong, ZHANG Xin-zheng. Global exponential stability analysis of wavelet neural network with delays[J]. **Journal of Guangxi University**, 2004, 29(2): 113-116.
- [22] 赵学智, 邹春华, 陈统坚, 等. 小波神经网络的参数初始化研究[J]. 华南理工大学学报, 2003, 31(2): 78-84.
ZHAO Xue-zhi, ZOU Chun-hua, CHEN Tong-jian, et al. A research on initialization of parameters of wavelet neural networks[J]. **Transactions of South China University of Technology**, 2003, 31(2): 78-84.
- [23] 潘正君, 康立山, 陈毓屏. 演化计算[M]. 北京:清华大学出版社,1998.
- [24] 刘海林, 腾少华, 刘永清. 强化了局部搜索能力的遗传算法[J]. 广东工业大学学报, 2002(3): 32-37.
LIU Hai-lin, TENG Shao-hua, LIU Yong-qing. A genetic algorithm enhanced local search capability[J]. **Transactions of Guangdong University of Technology**, 2002(3): 32-37.

(责任编辑:李育燕)

作者简介:

罗兵(1966-),男,湖北荆州人,副教授,博士研究生,现从事智能控制与信息处理技术的研究;

章云(1964-),男,湖南长沙人,教授,博士,博士研究生导师,现从事智能控制与信息处理技术的研究;

黄红梅(1971-),女,贵州贵阳人,讲师,博士研究生,现从事 Petri net 的理论和应用研究。

Load-frequency control based on wavelet neural network and PID control

LUO Bing,ZHANG Yun,HUANG Hong-mei

(Automatics College,Guangdong University of Technology,Guangzhou 510090,China)

Abstract: The serious non-linearity of multi-area electric power system causes the bad stability,overshoot and slow response of conventional PID control. A LFC (Load Frequency Control) approach is proposed,which combines wavelet neural network with conventional PID control. Within an area,2-loop LFC is implemented by PID control,while the area control error is applied as inputs for wavelet neural network to stabilize frequency. Conjugate gradients are used for calculating parameters and feedback for convergence. Simulation experiment verifies its effective results.

Key words: wavelet neural network; load frequency control; PID control; interconnected power system