

控制与决策

Control and Decision

基于情感神经网络的有源电力滤波器智能终端滑模控制

侯世玺, 付士利, 储云迪

引用本文:

侯世玺, 付士利, 储云迪. 基于情感神经网络的有源电力滤波器智能终端滑模控制[J]. 控制与决策, 2022, 37(8): 2067–2076.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.1830>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

考虑扰动与输入饱和的机械臂连续非奇异快速终端滑模控制

Continuous non-singular fast terminal sliding mode control of robotic manipulators considering disturbance and input saturation
控制与决策. 2022, 37(4): 903–912 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.1335>

基于变速趋近律的机电伺服系统自适应滑模控制

Adaptive sliding mode control of electromechanical servo system based on variable rate reaching law
控制与决策. 2022, 37(4): 1067–1073 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.1166>

非匹配不确定性影响下的无人车路径跟踪控制

Path following control for autonomous vehicles with mismatched uncertainties
控制与决策. 2022, 37(1): 160–166 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.1069>

磁悬浮开关磁阻电机的自适应终端滑模控制

Adaptive terminal sliding mode control of bearingless switched reluctance motor
控制与决策. 2021, 36(6): 1449–1456 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1064>

输入饱和的充液航天器抗干扰有限时间滑模控制

Anti-disturbance finite-time sliding mode control for liquid-filled spacecraft with input saturation
控制与决策. 2021, 36(5): 1078–1086 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0820>

基于情感神经网络的有源电力滤波器智能终端滑模控制

侯世玺^{1,2†}, 付士利¹, 储云迪¹

(1. 河海大学 物联网工程学院, 南京 210098; 2. 河海大学 江苏省输配电装备技术重点实验室, 南京 210098)

摘要: 为了增强有源电力滤波器的电流跟踪控制性能, 提出一种基于连续径向基情感神经网络的递归终端滑模控制方案. 首先介绍包括集总不确定的有源电力滤波器数学模型; 然后构造递归终端滑模面, 该滑模面由快速非奇异终端滑模面和递归积分终端滑模面组成, 不仅可确保跟踪误差在有限时间内收敛到零, 而且可通过为滑模面参数设置适当的初始值消除滑模面的到达模态. 为了有效克服系统不确定因素的影响, 采用连续径向基情感神经网络逼近系统不确定参数, 并运用 Lyapunov 方法对其进行稳定性和收敛性分析. 所设计的连续径向基情感神经网络, 不仅结构简单、响应速度快, 而且具备参数在线调节能力. 仿真和实验结果均表明, 该控制方案具有优异的电流跟踪能力以及抗干扰能力.

关键词: 有源电力滤波器; 情感神经网络; 脑情感在线学习; 终端滑模控制

中图分类号: TP273

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2020.1830

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



引用格式: 侯世玺, 付士利, 储云迪. 基于情感神经网络的有源电力滤波器智能终端滑模控制[J]. 控制与决策, 2022, 37(8): 2067-2076.

Emotional neural networks based intelligent terminal sliding mode control for active power filter

HOU Shi-xi^{1,2†}, FU Shi-li¹, CHU Yun-di¹

(1. College of IoT Engineering, Hohai University, Nanjing 210098, China; 2. Jiangsu Key Laboratory of Power Transmission and Distribution Equipment Technology, Hohai University, Nanjing 210098, China)

Abstract: In order to enhance the current tracking control performance of the active power filter, this paper proposes an intelligent terminal sliding mode control scheme based on a continuous radial basis emotional neural network. Firstly, the mathematical model of an active power filter including lumped uncertainty is introduced. Then a recursive terminal sliding surface composed of a fast non-singular terminal sliding surface and a recursive terminal integral sliding surface is constructed, which can not only ensure that the tracking error converges to zero in a finite time, but also eliminate the arrival stage of the sliding surface by setting appropriate initial values for the sliding surface parameters. In addition, in order to effectively deal with uncertainty, a continuous radial basis emotional neural network is utilized to approximate the uncertain parameters of the system, and its stability and convergence is also ensured using the Lyapunov method. The designed continuous radial basis emotional neural network is not only simple in structure, fast in response, but also has the ability to adjust parameters online. Simulation and experimental results show that the control scheme has excellent current tracking ability and anti-interference ability.

Keywords: active power filter; emotional neural networks; brain emotion online learning; terminal sliding mode control

0 引言

近年来,随着越来越多的电力电子负载接入电网,电力系统面临着严重的电压和电流谐波问题^[1]. 为此,电力公司执行严格的电能质量标准,以确保将工商业用户带来的谐波被净化在合理的范围内,使输

配电能够在不受干扰的情况下高效运行. 有源电力滤波器(active power filter, APF)灵活性强,能够同时补偿谐波、不平衡和无功,其优异性能已经获得了工业界和学术界的认可. 有源电力滤波器的性能取决于电流控制系统是否能够快速跟踪指令电流信号,以

收稿日期: 2020-12-30; 录用日期: 2021-06-03.

基金项目: 国家自然科学基金项目(62103132, 62003132); 常州市科技创新计划项目(CJ20190056, CJ20200067); 中央高校基本科研业务费专项资金项目(B200202215, B200201052); 江苏省研究生科研与实践创新计划项目(SJCX21_0183).

†通讯作者. E-mail: houshixi@hhu.edu.cn.

向电网中注入所需电流从而抑制谐波. 为了提高电流控制系统的跟踪性能, 研究人员已经开展了大量的工作^[2-4]. 然而, APF运行中面临着来自负载侧和电网侧的外界干扰以及电力元件老化和温漂引起的内部摄动的影响. 因此, 开发具有抗干扰能力的鲁棒控制算法对APF的稳定运行至关重要.

众所周知, 滑模控制(sliding mode control, SMC)用于处理不确定问题具有明显的优势, 已被广泛应用于众多领域^[5-7]. 同时, 由电力电子变换器的工作原理可知, 电力电子变换器的开关动作也是一种切换机制, 自然可以将SMC应用于APF. 另外, 考虑到实际应用, 具有有限时间收敛特性的终端滑模控制(terminal SMC, TSMC)对于APF来说更可取^[8-12]. 在将TSMC应用于APF之前, 必须解决两个问题; 第1个问题是到达模态, 滑模控制全过程包括滑动模态和到达模态, 系统仅在滑动模态对于参数不确定具有较强的鲁棒性; 第2个问题是对先验信息的依赖, 控制律中包括系统参数, 在实际系统中往往无法获得. 前者可以通过递归结构的设计, 合理设置参数, 消除到达模态, 从而缩短收敛时间^[13]; 后者一般是通过设计通用逼近器解决^[14-15].

运用神经网络等智能控制算法构造逼近器解决SMC的参数依赖问题已经取得了丰富的结果^[14-18]. 文献[15]利用自适应模糊神经网络逼近滑模控制器, 文献[16]和文献[17]分别构造了两种新型递归神经网络逼近未知非线性函数. 尽管相关研究已经获得

了巨大的成功, 但在研究中仍然存在一个棘手的问题, 文献[15-18]设计的神经网络结构较为复杂, 在实时控制中难以确保有效性. 为此, 研究人员通过模仿人类大脑情感学习机制建立一种新型情感神经网络. 情感神经网络不仅非线性能力强, 而且结构简单, 易于实现, 可以有效处理APF等非线性系统不确定性问题, 克服TSMC对先验知识的依赖^[19-20]. 然而, 此类神经网络很少在谐波净化方面得到应用.

受文献[19-20]的启发并结合递归终端滑模的全局鲁棒性和有限时间收敛特性^[13], 本文提出了一种基于情感神经网络的递归终端滑模电流跟踪控制方法. 结合快速非奇异终端滑模面构造一种递归积分终端滑模面, 并通过积分项赋以适当的初值, 使得控制系统恰好在滑模面上启动, 消除滑动模态. 同时, 为了增强系统的鲁棒性, 利用情感神经网络逼近APF系统中未知变量, 并通过Lyapunov理论证明其稳定性和收敛性. 仿真和实验结果均验证了所提出方法的可行性和有效性.

1 有源电力滤波器数学模型

本文主要讨论目前应用最广泛的并联电压型有源电力滤波器. 三相并联电压型有源电力滤波器的结构如图1所示. 其中: L_c 和 R_c 是有源电力滤波器的交流侧电感与等效电阻, C 是直流侧电容, i_{s1} 、 i_{s2} 、 i_{s3} 为三相电网侧电流, V_{s1} 、 V_{s2} 、 V_{s3} 为三相电网侧电压, i_{L1} 、 i_{L2} 、 i_{L3} 为三相负载侧电流, i_{f1} 、 i_{f2} 、 i_{f3} 为三相APF输出补偿电流, V_{dc} 是直流侧电容电压.

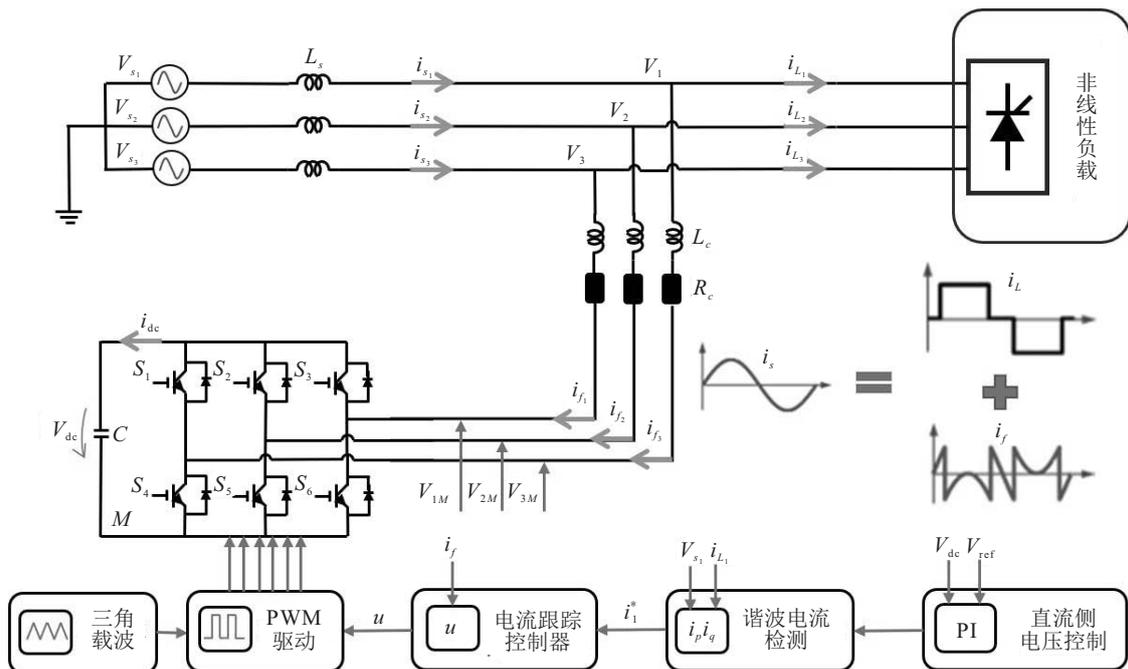


图1 有源电力滤波器拓扑结构

一般情况下, APF的主要任务为输出与谐波电流振幅相同、相位相反的补偿电流, 从而将电网侧电流补偿为正弦波. 为了达到这一目的, APF需要保持直流侧电压恒定以及补偿电流及时准确, 通常采用串级控制方案, 分别设计电压控制回路和电流控制回路. 前一问题可采用传统PI控制解决, 但对于后一问题, 由于指令电流信号是实时变化的, 补偿电流能否实时准确跟踪上指令电流将直接影响APF的谐波抑制性能. 故电流控制回路设计是APF的关键问题之一. 针对电流控制回路, 本文提出了基于连续径向基情感神经网络的递归终端滑模控制方案.

首先给出APF的数学模型. 假设三相电网电压平衡, 不考虑零序分量, 根据基尔霍夫电路定律, 建立APF数学模型如下所示:

$$\begin{cases} \frac{di_{f1}}{dt} = -\frac{R_c}{L_c}i_{f1} + \frac{V_1}{L_c} - \frac{V_{dc}}{L_c}\left(c_1 - \frac{1}{3}\sum_{m=1}^3 c_m\right), \\ \frac{di_{f2}}{dt} = -\frac{R_c}{L_c}i_{f2} + \frac{V_2}{L_c} - \frac{V_{dc}}{L_c}\left(c_2 - \frac{1}{3}\sum_{m=1}^3 c_m\right), \\ \frac{di_{f3}}{dt} = -\frac{R_c}{L_c}i_{f3} + \frac{V_3}{L_c} - \frac{V_{dc}}{L_c}\left(c_3 - \frac{1}{3}\sum_{m=1}^3 c_m\right). \end{cases} \quad (1)$$

其中 $c_k (k = 1, 2, 3)$ 表示IGBT的开关状态, 由下列方程决定:

$$c_k = \begin{cases} 1, & S_k \text{ 导通 } S_{k+3} \text{ 断开;} \\ 0, & S_k \text{ 断开 } S_{k+3} \text{ 导通.} \end{cases} \quad (2)$$

由图1可知, 公共连接处电压 V_k 由下列方程决定:

$$V_k = V_{s_k} + L_s \frac{di_{s_k}}{dt}, \quad k = 1, 2, 3. \quad (3)$$

定义 d_k 为开关状态函数, 有

$$d_k = c_k - \frac{1}{3}\sum_{m=1}^3 c_m. \quad (4)$$

考虑到IGBT存在8组开关状态, 可以得到

$$\begin{bmatrix} d_1 \\ d_2 \\ d_3 \end{bmatrix} = \frac{1}{3} \begin{bmatrix} 2 & -1 & -1 \\ -1 & 2 & -1 \\ -1 & -1 & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} c_1 \\ c_2 \\ c_3 \end{bmatrix}. \quad (5)$$

有源电力滤波器在运行过程中容易受到外界未知干扰的影响, 比如电路中电感和电容老化引起系统参数变化. 假设系统中参数的标称值分别为 R_{c1} 、 L_{c1} 、 C_1 , 参数变化量分别为 ΔR 、 ΔL 、 ΔC . 则式(1)可被改写为

$$\frac{di_{f1}}{dt} = -\frac{R_{c1} + \Delta R}{L_{c1} + \Delta L}i_{f1} + \frac{V_1}{L_{c1} + \Delta L} - \frac{V_{dc}}{L_{c1} + \Delta L}d_1,$$

$$\begin{aligned} \frac{di_{f2}}{dt} &= -\frac{R_{c1} + \Delta R}{L_{c1} + \Delta L}i_{f2} + \frac{V_2}{L_{c1} + \Delta L} - \frac{V_{dc}}{L_{c1} + \Delta L}d_2, \\ \frac{di_{f3}}{dt} &= -\frac{R_{c1} + \Delta R}{L_{c1} + \Delta L}i_{f3} + \frac{V_3}{L_{c1} + \Delta L} - \frac{V_{dc}}{L_{c1} + \Delta L}d_3. \end{aligned} \quad (6)$$

为了方便分析, 将式(6)改写为

$$\begin{cases} \frac{di_{f1}}{dt} = -\frac{R_{c1}}{L_{c1}}i_{f1} + \frac{V_1}{L_{c1}} - \frac{V_{dc}}{L_{c1}}d_1 + h_1, \\ \frac{di_{f2}}{dt} = -\frac{R_{c1}}{L_{c1}}i_{f2} + \frac{V_2}{L_{c1}} - \frac{V_{dc}}{L_{c1}}d_2 + h_2, \\ \frac{di_{f3}}{dt} = -\frac{R_{c1}}{L_{c1}}i_{f3} + \frac{V_3}{L_{c1}} - \frac{V_{dc}}{L_{c1}}d_3 + h_3, \end{cases} \quad (7)$$

其中

$$h_k = \frac{(R_{c1}\Delta L - L_{c1}\Delta R)i_{f_k} - V_k\Delta L + V_{dc}\Delta Ld_k}{L_{c1}(L_{c1} + \Delta L)}.$$

定义状态变量

$$x_1 = i_{f_k}, \quad (8)$$

其中 $i_{f_k} = [i_{f1} \ i_{f2} \ i_{f3}]^T$. 进一步可得到

$$\dot{x}_1 = -\frac{R_{c1}}{L_{c1}}i_{f_k} + \frac{V_k}{L_{c1}} - \frac{V_{dc}}{L_{c1}}d_k + h_k, \quad (9)$$

$\ddot{x}_1 =$

$$\begin{aligned} & d\left(-\frac{R_{c1}}{L_{c1}}i_{f_k} + \frac{V_k}{L_{c1}} - \frac{V_{dc}}{L_{c1}}d_k + h_k\right) = \\ & -\frac{R_{c1}}{L_{c1}}\dot{i}_{f_k} + \frac{1}{L_{c1}}\frac{dV_k}{dt} - \frac{1}{L_{c1}}\frac{dV_{dc}}{dt}d_k - \frac{V_{dc}}{L_{c1}}\dot{d}_k + \dot{h}_k = \\ & \frac{R_{c1}^2}{L_{c1}^2}i_{f_k} - \frac{R_{c1}}{L_{c1}^2}V_k + \frac{1}{L_{c1}}\frac{dV_k}{dt} - \frac{V_{dc}}{L_{c1}}\dot{d}_k - \\ & \frac{R_{c1}}{L_{c1}}h_k + \dot{h}_k + \left(\frac{R_{c1}}{L_{c1}^2}V_{dc} - \frac{1}{L_{c1}}\frac{dV_{dc}}{dt}\right)d_k, \end{aligned} \quad (10)$$

则APF的数学模型可改写为

$$\ddot{x}_1 = f(x) + bu + H. \quad (11)$$

其中

$$\begin{aligned} f(x) &= \frac{R_{c1}^2}{L_{c1}^2}i_{f_k} - \frac{R_{c1}}{L_{c1}^2}V_k + \frac{1}{L_{c1}}\frac{dV_k}{dt}, \\ u = d_k, \quad b &= \frac{R_{c1}}{L_{c1}^2}V_{dc} - \frac{1}{L_{c1}}\frac{dV_{dc}}{dt}. \end{aligned}$$

考虑到本文采用经典PI控制维持直流侧电压 V_{dc} 稳定, 且电流控制回路的控制频率远高于电压控制回路的控制频率, 故在电流控制回路设计时可将 V_{dc} 视为常数, 即 $dV_{dc}/dt = 0$. 则在式(11)中 b 为常数项, $H = -\frac{V_{dc}}{L_{c1}}\dot{d}_k - \frac{R_{c1}}{L_{c1}}h_k + \dot{h}_k$ 为集总不确定项, 满足 $\|H\| \leq H_0$, H_0 为一个有界的正常数.

2 递归终端滑模控制器

本节针对APF电流控制系统设计递归终端滑模控制器,实现跟踪误差的有限时间收敛,并可消除到达模态,满足全局鲁棒性.

首先,定义补偿电流和指令电流 x_d 的跟踪误差 e 及其导数

$$e = x_1 - x_d, \quad (12)$$

$$\dot{e} = \dot{x}_1 - \dot{x}_d. \quad (13)$$

为了构造递归终端滑模控制器,引入快速非奇异终端滑模面

$$\rho = \dot{e} + ke + \gamma \text{sig}(e)^\alpha. \quad (14)$$

其中:参数 $k > 0, \gamma > 0, \alpha > 1$.为简化表达, $|x|^\alpha \text{sgn}(x)$ 用 $\text{sig}(x)^\alpha$ 表示, $\text{sgn}(\cdot)$ 表示符号函数,定义如下:

$$\text{sgn}(x) = \begin{cases} 1, & x > 0; \\ 0, & x = 0; \\ -1, & x < 0. \end{cases} \quad (15)$$

对于任意 $x \in R$,当 $\alpha > 0$ 时, $\text{sig}(x)^\alpha$ 是一个连续可导的实函数.

接下来,定义递归积分终端滑模面 s ,有

$$s = \rho + \lambda \rho_I, \quad (16)$$

$$\dot{\rho}_I = \text{sig}(\rho)^\beta. \quad (17)$$

其中: $\lambda > 0, \beta \in (0, 1)$.

注1 递归积分终端滑模面 s 与快速非奇异终端滑模面 ρ 之间是一种递归结构^[13],当第2层滑模面到达(即 $s = 0$)时,第1层滑模面到达收敛条件,在有限时间内第1层滑模面也到达(即 $\rho = 0$),相应的跟踪误差 e 也到达收敛条件,在有限时间内收敛.按照这个顺序,每一个滑模面都能成功到达.

此外,为了减少收敛时间,积分项 ρ_I 的初值设置为

$$\rho_I(0) = -\lambda^{-1}\rho(0). \quad (18)$$

将式(18)代入(16),容易看出递归积分终端滑模面初值为0,这就意味着控制系统恰好在滑模面上启动,从而缩短了收敛时间.

进一步,可得到递归积分终端滑模面(16)的导数

$$\dot{s} = \ddot{e} + k\dot{e} + \gamma\alpha|e|^{\alpha-1}\dot{e} + \lambda\dot{\rho}_I. \quad (19)$$

进而可得到等效控制律

$$u_0 = \frac{1}{b}(-f(x) + \ddot{x}_d - (k\dot{e} + \gamma\alpha|e|^{\alpha-1}\dot{e} + \lambda\dot{\rho}_I)), \quad (20)$$

并设计补偿控制律

$$u_1 = -\frac{1}{b}(k_1s + k_2\text{sig}(s)^\nu + u_s\text{sgn}(s)). \quad (21)$$

其中: $k_1, k_2 > 0, u_s > 0, \nu \in (0, 1)$.则所设计的递归终端滑模控制律可表示如下:

$$u = u_0 + u_1. \quad (22)$$

定理1 对于带有外部干扰的有源电力滤波器系统,数学模型如式(11)表示,若滑模面设计为递归终端滑模面(14),(16),采用控制律(22),系统将在有限时间内到达滑模面,跟踪误差也将在有限时间内收敛到0.

证明 选择Lyapunov候选函数为

$$V_1 = \frac{1}{2}s^2, \quad (23)$$

对 V_1 求导,并将式(19)~(22)代入,可得

$$\begin{aligned} \dot{V}_1 &= s\dot{s} = \\ & s(-k_1s - k_2\text{sig}(s)^\nu - u_s\text{sgn}(s) + H) \leq \\ & -\sqrt{2}(k_1|s| + k_2|s|^\nu + u_s - H_0)\frac{|s|}{\sqrt{2}} \leq \\ & -\sqrt{2}(u_s - H_0)\frac{|s|}{\sqrt{2}} \leq \\ & -\sqrt{2}\chi V_1^{\frac{1}{2}}(t), \end{aligned} \quad (24)$$

其中 $\chi = u_s - H_0$.选取 $u_s > H_0$,则可知Lyapunov候选函数 V_1 是正定的, \dot{V}_1 是半负定的,由Lyapunov稳定性定理可知系统是稳定的.□

引理1 对于如下—阶微分不等式:

$$\dot{V}(X) + \tau V^\iota(X) \leq 0, \quad (25)$$

其中 $V(x)$ 代表一个正定的Lyapunov方程,对于 $x \in R, \tau > 0, 0 < \iota < 1$,任意的初始条件 $V(x(0)) = V(0), V(x)$ 收敛于原点的有限时间计算如下^[12-13]:

$$t_r \leq \frac{V^{1-\iota}(0)}{\tau(1-\iota)}. \quad (26)$$

由式(24)和(26)可知, V_1 在任意初始条件下 $V_1(0)$ 收敛至0的时间

$$t_s \leq \frac{\sqrt{2}V_1^{\frac{1}{2}}(0)}{\chi}. \quad (27)$$

当第1层滑模面到达时,意味着在式(16)中, $s = 0$,可推出 $\rho = -\lambda\rho_I$,故 ρ 和 ρ_I 具有相同的收敛时间.根据式(16)和(17),可以推出

$$\dot{\rho}_I = \text{sig}(\rho)^\beta = -\lambda^\beta \text{sig}(\rho_I)^\beta. \quad (28)$$

因为 $\rho = -\lambda\rho_I$,根据文献[12]中第3页注释1的结论,可以推出

$$t_\rho = \frac{|\rho_I(0)|^{1-\beta}}{\lambda^\beta(1-\beta)} = \frac{|\rho(0)|^{1-\beta}}{\lambda(1-\beta)}. \quad (29)$$

当两层滑模面均到达时,由式(14)可知

$$\dot{e} = -ke - \gamma\text{sig}(e)^\alpha. \quad (30)$$

下面对 e 的到达时间进行分析. 选择 Lyapunov 候选方程

$$V_2 = \frac{1}{2}e^2, \quad (31)$$

对其求导得

$$\begin{aligned} \dot{V}_2 &= e\dot{e} = -ke^2 - \gamma|e|^{\alpha+1} \leq \\ & -\gamma|e|^\alpha \sqrt{2} \frac{|e|}{\sqrt{2}} = -\sqrt{2}\varsigma V_2^{\frac{1}{2}}(t), \end{aligned} \quad (32)$$

其中 $\varsigma = \gamma|e|^\alpha$. 由式(25)可知, V_2 以任意状态 $V_2(0)$ 收敛至原点的时间

$$t_e \leq \frac{\sqrt{2}V_2^{\frac{1}{2}}(0)}{\varsigma}. \quad (33)$$

综上,快速非奇异终端滑模面 ρ 和递归积分终端滑模面 s 将在有限时间内收敛,跟踪误差 e 也在有限时间内收敛于零,收敛时间 $t_c = t_e + t_\rho + t_s$. 但是,上述设计的递归终端滑模控制器需要 $f(x)$ 的精确描述. 考虑到 $f(x)$ 中包括 V_k 及其导数,均无法直接获得,若加装传感器,不仅会提高成本,也会引入测量噪声,降低系统可靠性. 为了克服这一缺陷,本文采用连续径向基情感神经网络逼近 $f(x)$, 进一步提高系统的鲁棒性.

注2 对于式(21)中定义的补偿控制律,如果将符号函数 $\text{sgn}(s)$ 替换为饱和函数 $\text{sat}(s)$,即

$$u_1 = \begin{cases} -\frac{1}{b}(k_1s + k_2\text{sig}(s)^\nu + u_s\text{sgn}(s)), & |s| > \phi; \\ -\frac{1}{b}\left(k_1s + k_2\text{sig}(s)^\nu + u_s\frac{s}{\phi}\right), & |s| \leq \phi. \end{cases} \quad (34)$$

其中 ϕ 是一个设定的正常数. 则在补偿控制律中各项均为连续函数,可抑制抖振.

3 基于连续径向基情感神经网络的递归终端滑模控制器

情感神经网络是一种新型神经网络模型,能够模拟人类情感因素(比如焦虑,自信,遗忘等)对控制决策的影响,具有响应速度快、非线性能力强等特点^[18].

连续径向基情感神经网络(continuous radial basis emotional neural network, CRBENN)的模型结构如图2所示,该模型与人脑边缘系统(limbic system)的规律基本一致. 首先将输入数据送入丘脑层(thalamus),感觉皮层(sensory cortex)接收到丘脑层的输出后将其分别分配到眶额皮层(orbitofrontal cortex)和杏仁体(amygdale)这两部分. 其中杏仁体的权重更新规则呈现递增状态,眶额皮层权值更新规律可以是递增或者是递减状态,模型的总输出为眶额皮层输出减去杏仁体的输出^[21-22].

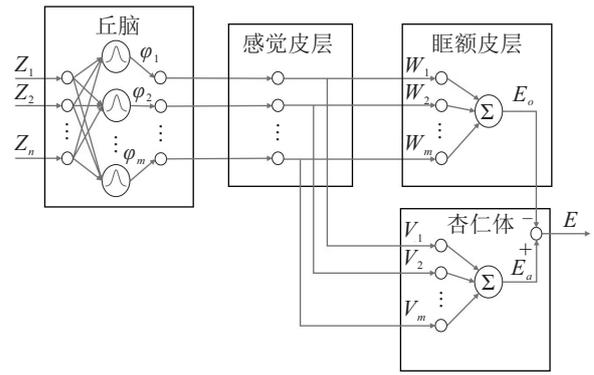


图2 连续径向基情感神经网络结构

这种情感神经网络框架从丘脑到杏仁体没有直接的联系,因此该连续径向基情感神经网络的输出相对传统情感神经网络更加平滑且连续. 而且,丘脑层中的每个节点都是径向基函数,所以连续径向基情感神经网络具有径向基神经网络的通用逼近性质. 径向基函数的构造如下:

$$\varphi_j = \exp\left(-\left[\frac{(z - \mu_j)^T(z - \mu_j)}{\sigma_j^2}\right]\right). \quad (35)$$

其中: $z = [z_1, z_2, \dots, z_n]^T \in R^n$ 为情感神经网络的输入向量; $j = 1, 2, \dots, m$, m 为丘脑层节点个数; $\mu_j \in R^n, \sigma_j > 0$ 分别为第 j 个高斯函数的均值和标准差.

丘脑层的输出信号通过感觉皮层分配到杏仁体和眶额皮层,其输出分别为

$$E_a = \sum_{j=1}^m V_j \varphi_j = V^T \varphi, \quad (36)$$

$$E_o = \sum_{j=1}^m W_j \varphi_j = W^T \varphi. \quad (37)$$

CRBENN的总输出为

$$E = E_a - E_o = (V - W)^T \varphi. \quad (38)$$

假设1 存在一个理想的CRBENN逼近不确定函数 $f(x)$, 即 $f(x) = (V^* - W^*)^T \varphi^* + \varepsilon$, 其中 ε 为重构造误差, $\varphi^* = \varphi^*(z, \mu^*, \sigma^*)$, $V^*, W^*, \mu^*, \sigma^*$ 分别为理想权重、理想均值、理想标准差.

由于连续径向基情感神经网络具有通用逼近性质,故可采用连续径向基情感神经网络 $\hat{f}(x)$ 逼近 $f(x)$. CRBENN的输出可改写为

$$\hat{f}(x) = (\hat{V} - \hat{W})^T \hat{\varphi}. \quad (39)$$

为简化表达形式, $f(x)$ 的真实值与估计值之间的差即 $f(x) - \hat{f}(x)$ 用 Δ 表示,有

$$\begin{aligned} \Delta &= \\ & (V^* - W^*)^T \varphi^* - (\hat{V} - \hat{W})^T \hat{\varphi} + \varepsilon = \\ & (V^* - W^*)^T (\hat{\varphi} + \tilde{\varphi}) - (\hat{V} - \hat{W})^T \hat{\varphi} + \varepsilon = \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} &(\tilde{V} - \tilde{W})^T \hat{\varphi} + (\tilde{V} - \tilde{W})^T \tilde{\varphi} + (\hat{V} - \hat{W})^T \tilde{\varphi} + \varepsilon = \\ &(\hat{V} - \hat{W})^T \hat{\varphi} + (\hat{V} - \hat{W})^T \tilde{\varphi} + (\tilde{V} - \tilde{W})^T \tilde{\varphi} + \varepsilon = \\ &(\tilde{V} - \tilde{W})^T \hat{\varphi} + (\hat{V} - \hat{W})^T \tilde{\varphi} + \varepsilon_0. \end{aligned} \quad (40)$$

其中: $\tilde{V} = V^* - \hat{V}$, $\tilde{W} = W^* - \hat{W}$, $\tilde{\varphi} = \varphi^* - \hat{\varphi}$, $\varepsilon_0 = (\tilde{V} - \tilde{W})^T \hat{\varphi} + \varepsilon$. 将 $\tilde{\varphi}$ 在 $\varphi^* = \varphi^*(z, \mu^*, \sigma^*)$ 处进行泰勒展开处理, 可得

$$\begin{aligned} \tilde{\varphi} &= \left. \frac{\partial \varphi}{\partial \mu} \right|_{\mu=\hat{\mu}} (\mu^* - \hat{\mu}) + \left. \frac{\partial \varphi}{\partial \sigma} \right|_{\sigma=\hat{\sigma}} (\sigma^* - \hat{\sigma}) + O_h = \\ &D\varphi_\mu \tilde{\mu} + D\varphi_\sigma \tilde{\sigma} + O_h. \end{aligned} \quad (41)$$

其中

$$D\varphi_\mu = \left[\left. \frac{\partial \hat{\varphi}}{\partial \mu_1} \cdots \frac{\partial \hat{\varphi}}{\partial \mu_i} \cdots \frac{\partial \hat{\varphi}}{\partial \mu_m} \right]^T \Big|_{\mu=\hat{\mu}} \in R^{m \times m}, \quad (42)$$

$$D\varphi_\sigma = \left[\left. \frac{\partial \hat{\varphi}}{\partial \sigma_1} \cdots \frac{\partial \hat{\varphi}}{\partial \sigma_i} \cdots \frac{\partial \hat{\varphi}}{\partial \sigma_m} \right]^T \Big|_{\sigma=\hat{\sigma}} \in R^{m \times m}. \quad (43)$$

将式(41)代入(40)后, Δ 可简化为

$$\Delta = (\hat{V} - \hat{W})^T (D\varphi_\mu \tilde{\mu} + D\varphi_\sigma \tilde{\sigma} + O_h) +$$

$$(\tilde{V} - \tilde{W})^T \hat{\varphi} + \varepsilon_0. \quad (44)$$

设计智能终端滑模控制器

$$\begin{aligned} u &= \frac{1}{b} (-\hat{f}(x) + \ddot{x}_d - k\dot{e} - \gamma\alpha|e|^{\alpha-1}\dot{e} - \lambda\dot{\sigma}_I - \\ &k_1 s - k_2 \text{sig}(s)^\nu - u_s \text{sgn}(s)). \end{aligned} \quad (45)$$

图3为基于情感神经网络的智能终端滑模控制器框图, 杏仁体和眶额皮质的权值 (V, W) 及高斯函数的均值和标准差 (μ, σ) 的更新律如下:

$$\dot{\hat{V}} = -\dot{\hat{V}} = \eta_1 \hat{\varphi} \max(s, 0), \quad (46)$$

$$\dot{\hat{W}} = -\dot{\hat{W}} = -\eta_2 \hat{\varphi} s, \quad (47)$$

$$\dot{\hat{\mu}}^T = -\dot{\hat{\mu}}^T = \eta_3 s (\hat{V} - \hat{W})^T D\varphi_\mu, \quad (48)$$

$$\dot{\hat{\sigma}}^T = -\dot{\hat{\sigma}}^T = \eta_4 s (\hat{V} - \hat{W})^T D\varphi_\sigma, \quad (49)$$

其中 $\eta_1, \eta_2, \eta_3, \eta_4$ 均为正常数. 设计 Lyapunov 候选函数

$$\begin{aligned} V_3 &= \frac{1}{2} s^2 + \frac{1}{2\eta_1} \text{tr}(\tilde{V}^T \tilde{V}) + \frac{1}{2\eta_2} \text{tr}(\tilde{W}^T \tilde{W}) + \\ &\frac{1}{2\eta_3} \text{tr}(\tilde{\mu}^T \tilde{\mu}) + \frac{1}{2\eta_4} \text{tr}(\tilde{\sigma}^T \tilde{\sigma}). \end{aligned} \quad (50)$$

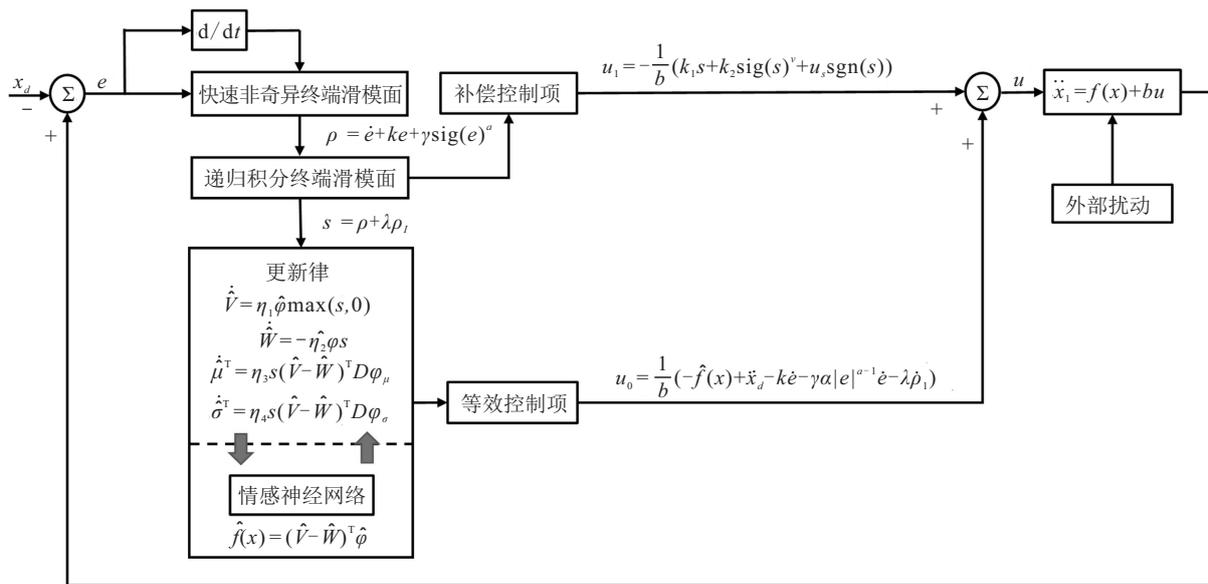


图3 连续径向基情感神经网络递归终端滑模控制框图

定理2 对于带有外部干扰的有源电力滤波器系统, 数学模型如式(11)所示, 若滑模面设计为递归终端滑模面(14)和(16), 采用控制律(45), 参数更新律设计为(46)~(49), 则式(50)中的所有信号都是有界的.

证明 对 Lyapunov 候选函数 V_3 进行求导, 可得

$$\begin{aligned} \dot{V}_3 &= s\dot{s} + \frac{1}{\eta_1} \text{tr}(\tilde{V}^T \dot{\tilde{V}}) + \frac{1}{\eta_2} \text{tr}(\tilde{W}^T \dot{\tilde{W}}) + \\ &\frac{1}{\eta_3} \text{tr}(\dot{\tilde{\mu}}^T \tilde{\mu}) + \frac{1}{\eta_4} \text{tr}(\dot{\tilde{\sigma}}^T \tilde{\sigma}). \end{aligned} \quad (51)$$

将式(44)和(45)代入(51), 可得

$$\dot{V}_3 =$$

$$s(\Delta - k_1 s - k_2 \text{sig}(s)^\nu - u_s \text{sgn}(s)) + H +$$

$$\frac{1}{\eta_1} \text{tr}(\tilde{V}^T \dot{\tilde{V}}) + \frac{1}{\eta_2} \text{tr}(\tilde{W}^T \dot{\tilde{W}}) +$$

$$\frac{1}{\eta_3} \text{tr}(\dot{\tilde{\mu}}^T \tilde{\mu}) + \frac{1}{\eta_4} \text{tr}(\dot{\tilde{\sigma}}^T \tilde{\sigma}) =$$

$$s((\tilde{V} - \tilde{W})^T \hat{\varphi} + (\hat{V} - \hat{W})^T (D\varphi_\mu \tilde{\mu} + D\varphi_\sigma \tilde{\sigma} + O_h) + \varepsilon_0 - k_1 s - k_2 \text{sig}(s)^\nu - u_s \text{sgn}(s) + H) +$$

$$\begin{aligned} & \frac{1}{\eta_1} \text{tr}(\tilde{V}^T \dot{\tilde{V}}) + \frac{1}{\eta_2} \text{tr}(\tilde{W}^T \dot{\tilde{W}}) + \\ & \frac{1}{\eta_3} \text{tr}(\dot{\tilde{\mu}}^T \tilde{\mu}) + \frac{1}{\eta_4} \text{tr}(\dot{\tilde{\sigma}}^T \tilde{\sigma}). \end{aligned} \quad (52)$$

定义 $\varepsilon_1 = (\hat{V} - \tilde{W})^T O_h + \varepsilon_0 + H$, 再将式(46)~(49)代入(52), 可得

$$\begin{aligned} \dot{V}_3 &= \tilde{V}^T \hat{\varphi}(s - \max(s, 0)) + \\ & s(\varepsilon_1 - k_1 s - k_2 \text{sig}(s)^\nu - u_s \text{sgn}(s)). \end{aligned} \quad (53)$$

考虑到 $s - \max(s, 0) \leq s$, 并假设 $|\tilde{V}^T \hat{\varphi} + \varepsilon_1| \leq \kappa$, 则式(53)可以改写为

$$\dot{V}_3 \leq |s|(\kappa - u_s), \quad (54)$$

取 $u_s > \kappa$ 时, 可得

$$\dot{V}_3 \leq 0. \quad (55)$$

由式(50)和(55)可知, Lyapunov 函数 V_3 是正定的, \dot{V}_3 是半负定的, 则根据 Lyapunov 定理可知 s 、 \tilde{V} 、 \tilde{W} 、 $\tilde{\mu}$ 、 $\tilde{\sigma}$ 有界。□

注3 在定理1中已经证明递归终端滑模控制器能够实现跟踪误差的有限时间收敛. 为提高系统应对不确定问题的能力, 本文利用连续径向基情感神经网络对非线性函数进行逼近, 以放宽控制器对 APF 详细系统信息的要求. 本文所采用的连续径向基情感神经网络具有通用逼近特性, 只要采用适当的网络节点, 对于非线性函数的逼近误差就可以控制在可接受的范围内, 从而实现与递归终端滑模控制器(22)一致的有限时间收敛性能.

4 仿真分析

为了验证所设计的基于连续径向基情感神经网络的智能终端滑模控制器的有效性, 通过 Matlab & Simulink 对所提出的有源电力滤波器控制方案的性能进行仿真研究, 系统参数见表1. 本文主要从系统稳态性能和动态响应两方面进行仿真研究. 在仿真中, 系统运行 0.04 s 后将有源电力滤波器接入电网工作, 在 0.1 s 时负载突增为基础负载的二倍, 在 0.2 s 时负载突减为基础负载, 观察控制器在负载突变情况下的动态响应情况.

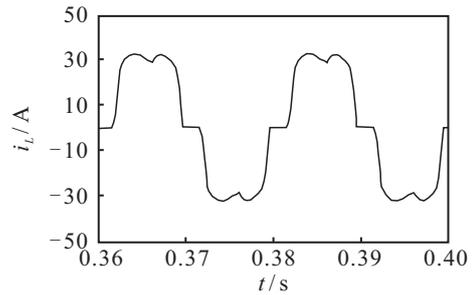
表1 APF 系统参数

项目	项目参数
电源电压	$V_{s1} = V_{s2} = V_{s3} = 220 \text{ V}, f = 50 \text{ Hz}$
非线性负载	$R = 10 \Omega, L = 2 \text{ mH}$
主电路参数	$L_c = 10 \text{ mH}, R_c = 0.1 \Omega, C = 100 \mu\text{F}$
开关频率	$f_{sw} = 20 \text{ kHz}$

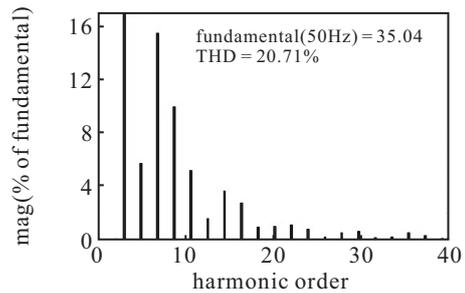
控制器中参数选取如下: $k = 1\,000\,000$, $\gamma = 20$, $\alpha = 1.2$, $\beta = 0.5$, $\lambda = 800$, $\nu = 0.8$, $k_1 = 15$,

$k_2 = 20$, $u_s = 100\,000\,000\,000$; 初始状态下 $\mu_j = [-2, -1, 0, 1, 2]^T$; $\sigma_j = [4, 4, 4, 4, 4]^T$.

图4和图5分别是系统达到稳态时, 负载电流和电源电流的波形图以及频谱. 可以看到, 非线性负载使得负载侧电流发生严重畸变, 负载电流的总谐波失真(total harmonic distortion, THD)达到 20.71%, 采用本文所设计的基于连续径向基情感神经网络的递归终端滑模控制器后, 电网侧电流近似变为正弦波, THD 仅为 1.58%. 并且由图6可以看到, 跟踪误差在可接受范围内. 由此, 可以看出本文所提出的控制算法具有优越的补偿性能.

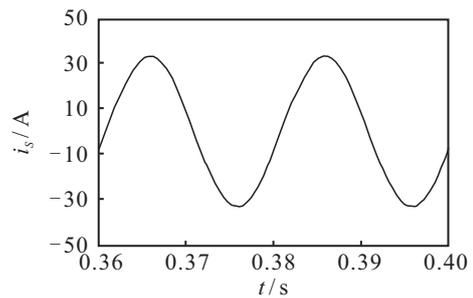


(a) 稳态负载侧电流

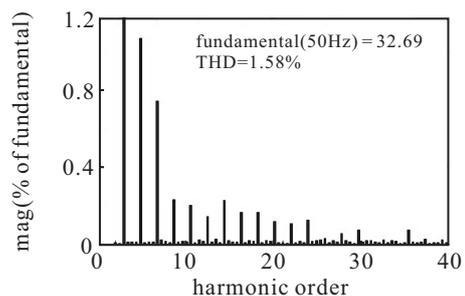


(b) 稳态负载侧频谱

图4 负载侧稳态电流及频谱



(a) 稳态电网侧电流



(b) 稳态电网侧频谱

图5 电源侧稳态电流及频谱

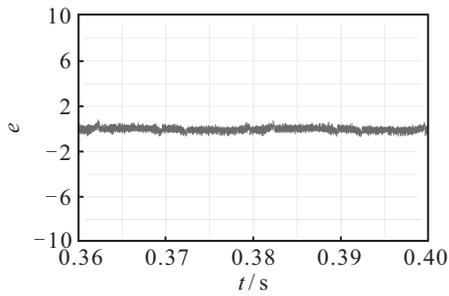


图6 补偿电流误差

动态仿真结果如图7所示,可以看出,在负载电流变化范围较大的情况下,APF能够快速调整,有效地净化电网谐波.补偿电流可以跟踪不同负载条件下的指令电流信号,说明所设计的控制器具有较好的鲁棒性.

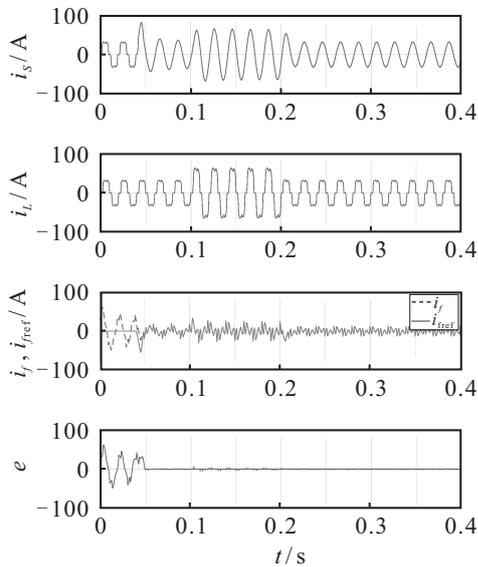


图7 动态仿真结果

图8中两条曲线分别表示采用符号函数的控制器输出 u_{sgn} 和采用饱和函数的控制器输出 u_{sat} ,可以看出 u_{sat} 更为光滑,抖振现象得到了明显抑制.

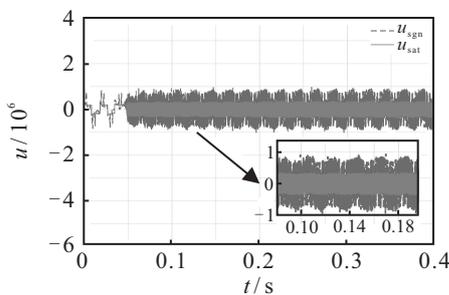


图8 饱和函数与符号函数对比

为了验证所提出控制器的优越性,选取文献[23]中的滑模控制(sliding mode control, SMC),非奇异终端滑模控制(nonsingular terminal sliding mode control, NTSMC),以及模糊神经网络(fuzzy neural network, FNN)控制器作为对比.跟踪误差对比结果

如图9所示,可以看出本文所提出的CRBENN控制器跟踪误差最小. THD对比结果见表2,可以看出,本文所提出的控制策略应用于APF电流回路控制具有更好的抑制谐波效果.

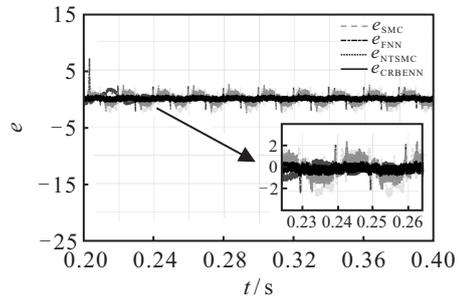


图9 控制器跟踪误差对比

表2 不同控制方法THD对比

控制器	SMC	NTSMC	FNN	CRBENN
THD	3.1	2.98	1.97	1.58

图10为控制器跟踪指令电流信号对比曲线.其中:实线为指令电流信号,虚线和点线分别为采用NTSMC和CRBENN的APF输出补偿电流. NTSMC只包含传统一层滑模面,可以看出,当0.04 s APF接入电网后,CRBENN跟踪上指令电流信号的速度更快,证实了所提出方法相比传统一层终端滑模在收敛速度上的优势.

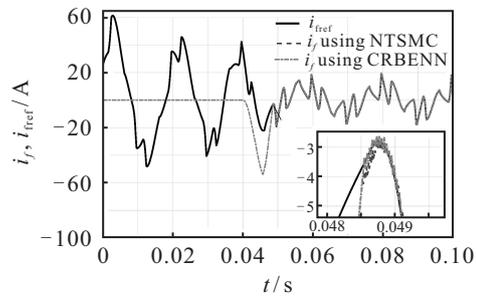


图10 控制器跟踪指令电流信号对比

注4 与传统终端滑模相比,本文所构造的递归终端滑模具有如下优势:1)通过设定适当的积分项初值,可以消除到达模态,实现全局鲁棒性,提高控制精度;2)传统终端滑模只能确保跟踪误差收敛到一个有界区域,而本文所提出的递归终端滑模可以在有限时间内使跟踪误差收敛到0;3)当跟踪误差较大时, $\gamma \text{sig}(e)^\alpha$ 项将产生较大增益加快收敛速度,图10也证实了所设计的递归终端滑模在收敛时间方面优于传统一层终端滑模.

5 实验验证

为了进一步验证所提出控制方法的性能,本文在基于dSPACE1104的有源电力滤波器实验样机上进行实验研究.图11给出了稳态实验结果,示波器的

波形从上至下依次代表电网侧电压、负载侧电流、补偿电流以及电网侧电流,负载电流中存在丰富的谐波.其总谐波失真达到30.28%,采用智能终端滑模控制器后,电网侧波形接近正弦,总谐波失真率降到3.94%,电网侧谐波得到有效地消除.图12为动态实验结果,可以看到无论负载突增还是突减,电网侧电

流都能迅速地被净化为正弦波.实验结果进一步验证了本文所提出控制策略的优越性.

6 结论

本文提出了一种适用于APF的基于连续径向基情感神经网络的智能终端滑模控制策略,提高了系统应对不确定的能力.所设计的智能终端滑模控制器可消除传统滑模中存在的到达模态,实现全局鲁棒性,同时利用连续径向基情感神经网络逼近不确定函数,其权值和网络参数均可在线更新.与传统的神经网络相比,所设计的连续径向基情感神经网络结构简单,响应迅速.仿真和实验结果表明,本文提出的控制器具有优异的动静态性能.

参考文献(References)

[1] 李战鹰, 任震, 杨泽明. 有源滤波装置及其应用研究综述[J]. 电网技术, 2004, 28(22): 40-43.
(Li Z Y, Ren Z, Yang Z M. Survey on active power filter devices and their application study[J]. Power System Technology, 2004, 28(22): 40-43.)

[2] Jayasankar V N, Vinatha U. Backstepping controller with dual self-tuning filter for single-phase shunt active power filters under distorted grid voltage condition[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2020, 56(6): 7176-7184.

[3] Wang R K, Hu B T, Sun S G, et al. Linear active disturbance rejection control for DC side voltage of single-phase active power filters[J]. IEEE Access, 2019, 7: 73095-73105.

[4] 高峰. 变频电网三相有源电力滤波器重复控制策略[J]. 控制理论与应用, 2018, 35(4): 447-456.
(Gao F. A repetitive control strategy for three-phase active power filters in variable-frequency power grid[J]. Control Theory & Applications, 2018, 35(4): 447-456.)

[5] 李中奇, 金柏, 杨辉, 等. 高速动车组强耦合模型的分布式滑模控制策略[J]. 自动化学报, 2020, 46(3): 495-508.
(Li Z Q, Jin B, Yang H, et al. Distributed sliding mode control strategy for high-speed EMU strong coupling model[J]. Acta Automatica Sinica, 2020, 46(3): 495-508.)

[6] 李建雄, 章启宇, 高崇一, 等. 带有非匹配扰动的连铸结晶器振动位移系统自适应反步滑模控制[J]. 控制与决策, 2020, 35(3): 578-586.
(Li J X, Zhang Q Y, Gao C Y, et al. Adaptive backstepping sliding mode control for oscillation displacement system of continuous casting mold with unmatched perturbations[J]. Control and Decision, 2020, 35(3): 578-586.)

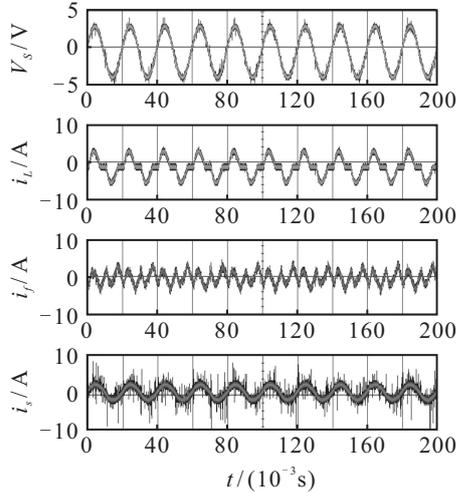
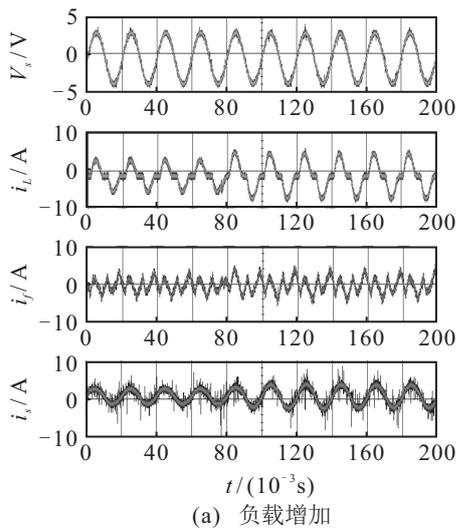
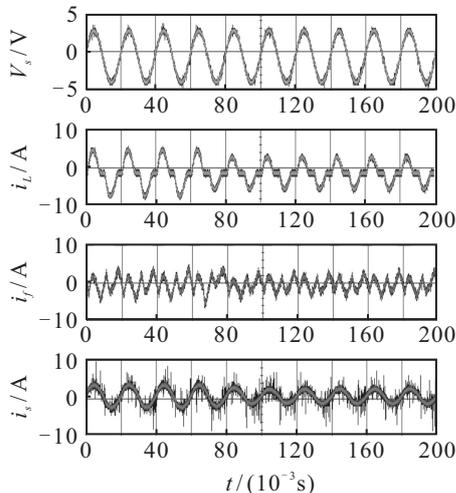


图11 稳态实验结果



(a) 负载增加



(b) 负载减少

图12 动态实验结果

- [7] 郝立颖, 韩金城, 郭戈, 等. 带有推进器故障的船舶动力定位系统的鲁棒滑模容错控制[J]. 控制与决策, 2020, 35(6): 1291-1296.
(Hao L Y, Han J C, Guo G, et al. Robust sliding mode fault-tolerant control for dynamic positioning system of ships with thruster faults[J]. Control and Decision, 2020, 35(6): 1291-1296.)
- [8] Junejo A K, Xu W, Mu C X, et al. Adaptive speed control of PMSM drive system based a new sliding-mode reaching law[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2020, 35(11): 12110-12121.
- [9] Li S H, Du H B, Yu X H. Discrete-time terminal sliding mode control systems based on Euler's discretization[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2014, 59(2): 546-552.
- [10] Wu Y Q, Yu X H, Man Z H. Terminal sliding mode control design for uncertain dynamic systems[J]. Systems & Control Letters, 1998, 34(5): 281-287.
- [11] Chiu C S. Derivative and integral terminal sliding mode control for a class of MIMO nonlinear systems[J]. Automatica, 2012, 48(2): 316-326.
- [12] Yang L, Yang J Y. Nonsingular fast terminal sliding-mode control for nonlinear dynamical systems[J]. International Journal of Robust and Nonlinear Control, 2011, 21(16): 1865-1879.
- [13] Shao K, Zheng J C, Huang K, et al. Finite-time control of a linear motor positioner using adaptive recursive terminal sliding mode[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2020, 67(8): 6659-6668.
- [14] 张天平, 冯纯伯. 基于模糊逻辑的连续滑模控制[J]. 控制与决策, 1995, 10(6): 503-507.
(Zhang T P, Feng C B. Continuous sliding mode control based on fuzzy logic [J]. Control and Decision, 1995, 10(6): 503-507.)
- [15] 侯世玺, 储云迪, 陈晨. 基于模糊神经网络的有源电力滤波器全局滑模控制[J]. 控制与决策, 2020, 35(10): 2329-2335.
(Hou S X, Chu Y D, Chen C. Fuzzy neural network based global sliding mode control for active power filter[J]. Control and Decision, 2020, 35(10): 2329-2335.)
- [16] Fei J T, Chen Y. Dynamic terminal sliding-mode control for single-phase active power filter using new feedback recurrent neural network[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2020, 35(9): 9904-9922.
- [17] Chu Y D, Fei J T, Hou S X. Adaptive global sliding-mode control for dynamic systems using double hidden layer recurrent neural network structure[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2020, 31(4): 1297-1309.
- [18] Djerboub K, Allaoui T, Champenois G, et al. Particle swarm optimization trained artificial neural network to control shunt active power filter based on multilevel flying capacitor inverter[J]. European Journal of Electrical Engineering, 2020, 22(3): 199-207.
- [19] Lotfi E, Akbarzadeh-T M R. Practical emotional neural networks[J]. Neural Networks, 2014, 59: 61-72.
- [20] Hsu C F, Lee T T. Emotional fuzzy sliding-mode control for unknown nonlinear systems[J]. International Journal of Fuzzy Systems, 2017, 19(3): 942-953.
- [21] Jan M. Emotion and learning — A computational model of the amygdala[D]. Lund: Lund University Cognitive Studies, 2002.
- [22] Baghbani F, Akbarzadeh-T M R, Naghibi-Sistani M B, et al. Emotional neural networks with universal approximation property for stable direct adaptive nonlinear control systems[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2020, 89: 103447.
- [23] Hou S X, Fei J T, Chen C, et al. Finite-time adaptive fuzzy-neural-network control of active power filter[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2019, 34(10): 10298-10313.

作者简介

侯世玺(1988—), 男, 讲师, 博士, 从事智能控制、电能质量的研究, E-mail: houshixi@hhu.edu.cn;

付士利(1997—), 男, 硕士生, 从事智能控制、电能质量的研究, E-mail: 201620010007@hhu.edu.cn;

储云迪(1990—), 女, 讲师, 博士, 从事智能控制、电能质量的研究, E-mail: 20191011@hhu.edu.cn.

(责任编辑: 孙艺红)