

1-3-2019

Neural Network Minimum Parameter Sliding Control of Blood Pump Based on Heart Rate

Huibo Liu

School of Information Engineering, Inner Mongolia University of Science and Technology, Baotou 014010, China;

Liu Mu

School of Information Engineering, Inner Mongolia University of Science and Technology, Baotou 014010, China;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Neural Network Minimum Parameter Sliding Control of Blood Pump Based on Heart Rate

Abstract

Abstract: An intelligent algorithm is designed to control the blood pump to assist natural cardiac blood pumping and to meet the needs of blood perfusion. *The algorithm combines sliding mode control which does not depend on object model and RBF neural network which has optimal approximation properties to design controller. Minimum parameter learning method is used to design the adaptive law, adjust the weights of neural network. In order to ensure the real time, the speed signal is given by the function of blood flow, blood pump speed and heart rate.* Through comparing with PID algorithm, the research shows that: under the RBF sliding mode control, the biggest blood pump speed regulating time is 0.23 s, steady-state error is 5 RPM, flow maximum relative error is 0.89%, both dynamic and static performance of this system is good, so the minimum parameters of RBF neural network sliding mode control algorithm fully meets the requirements of the blood pump control system.

Keywords

blood pump, sliding mode, RBF neural network, minimum parameter algorithm, heart rate

Recommended Citation

Liu Huibo, Liu Mu. Neural Network Minimum Parameter Sliding Control of Blood Pump Based on Heart Rate[J]. Journal of System Simulation, 2018, 30(5): 1796-1802.

基于心率的神经网络最小参数血泵滑模控制

刘慧博, 刘木

(内蒙古科技大学信息工程学院, 内蒙古 包头 014010)

摘要: 设计一种智能算法, 控制分体式血泵辅助自然心脏搏血, 满足血液灌注需求。此算法结合了不依赖对象模型的滑模控制和具有最佳逼近特性的 RBF 神经网络设计控制器, 并采用最小参数学习方法设计自适应律, 调整神经网络权值。为保证实时性, 转速信号由血流量、血泵转速与心率的函数关系给定。通过与 PID 算法的对比研究表明: 在 RBF 滑模控制下, 血泵转速最大调节时间为 0.23 s, 稳态误差为 5rpm, 流量最大相对误差为 0.89%, 系统动静态性能良好, 故 RBF 神经网络最小参数滑模控制算法充分满足血泵控制要求。

关键词: 血泵; 滑模; RBF 神经网络; 最小参数法; 心率

中图分类号: TP391.9

文献标识码: A

文章编号: 1004-731X (2018) 05-1796-07

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.201805022

Neural Network Minimum Parameter Sliding Control of Blood Pump Based on Heart Rate

Liu Huibo, Liu Mu

(School of Information Engineering, Inner Mongolia University of Science and Technology, Baotou 014010, China)

Abstract: An intelligent algorithm is designed to control the blood pump to assist natural cardiac blood pumping and to meet the needs of blood perfusion. *The algorithm combines sliding mode control which does not depend on object model and RBF neural network which has optimal approximation properties to design controller. Minimum parameter learning method is used to design the adaptive law, adjust the weights of neural network. In order to ensure the real time, the speed signal is given by the function of blood flow, blood pump speed and heart rate.* Through comparing with PID algorithm, the research shows that: under the RBF sliding mode control, the biggest blood pump speed regulating time is 0.23 s, steady-state error is 5 RPM, flow maximum relative error is 0.89%, both dynamic and static performance of this system is good, so the minimum parameters of RBF neural network sliding mode control algorithm fully meets the requirements of the blood pump control system.

Keywords: blood pump; sliding mode; RBF neural network; minimum parameter algorithm; heart rate

引言

目前,人工心脏泵辅助装置是治疗心力衰竭解

决心脏供体不足的有效途径。它可以用于短期辅助,即患者等待自然心脏移植的过渡阶段;也可用于长期辅助,帮助改善甚至恢复自然心脏泵血功能^[1]。由于血泵最终是依靠调节转速来控制心输出量,故临床对血泵控制算法提出更高要求。现已由最初根据血泵电机反电动势,电流信号控制转速的恒速控制策略,发展到结合患者生理参数的智能控制算法,使血泵控制系统能够根据患者不同的生



收稿日期: 2016-05-25 修回日期: 2016-07-27;
基金项目: 国家自然科学基金(61563041), 内蒙古自然科学基金(2015MS0603);
作者简介: 刘慧博(1972-), 女, 内蒙古包头, 博士, 副教授, 研究方向为智能控制与导航制导; 刘木(1991-), 女, 河北秦皇岛, 硕士生, 研究方向为智能控制理论与应用。

<http://www.china-simulation.com>

• 1796 •

理需要连续调节转速使其能够提供相应状态下最适合的血流量。

GA Giridharan 等基于 PID 控制算法将动脉平均血流量作为控制变量设计人工心脏泵的流量控制策略^[2]; F Casas 等将人工心脏泵的输出流量瞬时值作为控制变量, 利用模糊算法建立人工心脏泵的流量控制策略^[3]; 谷凯云等运用 PID 控制算法, 通过控制血泵转速实现流量控制^[4]。以上控制算法需要准确的血泵控制系统数学模型, 才能达到理想控制效果。而血泵作为要被植入体内的医疗设备, 需要被设计成特殊的分体式结构, 即将血泵本体植入升主动脉, 动力设备通过磁耦合方式为血泵本体供电, 推动叶轮旋转。这种特殊结构一方面避免了因经皮导线造成的感染和电机温升问题, 一方面使系统存在很大不确定性和未知干扰^[5]。针对这一问题, 本文提出径向基函数神经网络最小参数滑模变结构控制算法。

滑模变结构控制算法对不确定性非线性系统具有不变性, 其滑动模态可以进行设计且与对象参数及扰动无关, 故此算法响应快, 鲁棒性好。但在实际应用中, 单纯采用滑模控制存在一定的缺陷, 如滑模带内的高频切换引起控制器输出的高频振荡现象, 可能会使系统因未建模动态特性导致不稳定^[6-8]。故本文在滑模控制中加入 RBF 神经网络控制, 并在 RBF 网络中针对单参数设计自适应律, 在满足 Lyapunov 稳定性定律的同时, 用参数的估计代替神经网络权值的调整, 以使系统保持对摄动和外部干扰有强鲁棒性, 加快对血泵控制系统不确定部分的逼近求解。

血泵旨在辅助自然心脏泵血, 以满足人体循环系统的血液灌注需求。血泵转速需要根据患者生理状态自适应调整, 必然需要在血泵控制系统中加入生理参数。文献[9]中, 陆柳等研究验证了心率对每搏输出量和心输出量的影响; 文献[10]中, Steven G 等验证了心率在心输出流量控制中的有效性。心率作为最直观、最易于监测、最能反映自然心脏健康状况的生理参数, 被作为本文中血泵控制系统的最初给定信号, 再根据心率、血流量及转速之间的函

数关系给定转速信号, 实现实时根据患者循环系统所需调节血泵转速, 进而控制输出流量。

1 血泵控制系统模型

1.1 血泵动力设备模型

根据无刷直流电机动力学理论及文献[11-12]研究, 建立人工心脏泵动力系统动态方程:

$$\begin{aligned} \dot{x}_1 &= x_2 \\ \dot{x}_2 &= -\frac{RF + K_e K_u}{LJ} x_1 - \left(\frac{F}{J} + \frac{R}{L} \right) \dot{x}_1 + \frac{K_e}{LJ} U + d(t) \end{aligned} \quad (1)$$

式中: x_1, x_2 分别为血泵转速 ω 、转速加速度 $\dot{\omega}$; R 为绕组电阻, F 为阻尼系数, K_e 为转矩系数, K_u 为反电动势系数, J 为转动惯量, L 为绕组电感, $d(t)$ 包含模型参数的变化、外部扰动、负载转矩及其导数, $d(t) = -\frac{R}{LJ} T_L - \frac{1}{J} \dot{T}_L + f(t)$ 。

1.2 心率与心输出量的函数关系

传统的恒流灌注是指医生根据患者当前生理状况设定血泵转速, 对于长期心室辅助, 这种恒速控制不能随生理需求进行动态调整。在人体的血液循环系统中, 心输出量可以反映人体的血液灌注需求, 而心率又是反映心输出量的重要指标, 所以心率能间接反映人体对血流量的需求, 且心率易于检测, 随患者的运动状态而变。故本文将心率设定为初始给定信号。

根据 Weissler 等^[13]给出的心率 HR 与左心室射血时间 T_s 的线性回归方程: $T_s = a + bHR$, 心输出量 CO 与心率 HR 的函数关系可用式(2)表示。

$$CO = \frac{f[60(a - bHR)HR]}{60 - aHR + bHR^2} \quad (2)$$

其中: a, b 的值与性别相关, 男性 $a = 0.413$, $b = 0.0017$; 女性 $a = 0.418$, $b = 0.0016$ 。本文选取女性心率与心输出量的数值作为信号的给定。式(2)中 $f = \rho(l/z)^2 dz/dt$ 是与心率无关的量, 它取决于受检者血液的电阻率 ρ ; 检测电极距 l 以及基础阻抗 z 。故针对不同的个体, f 的值不同, 致使 CO 存在个体差异。但由于 f 与 HR 无关, HR 对 CO 的影响规律不变。正常成年人的心率一般为 75 bpm,

在 100 mmHg (1mm Hg=0.133 kPa)压力下, 对应本文提到的血泵输出流量 5L/min, 设定 $f = 0.14$ 。图 1 为心率与心输出量关系曲线。

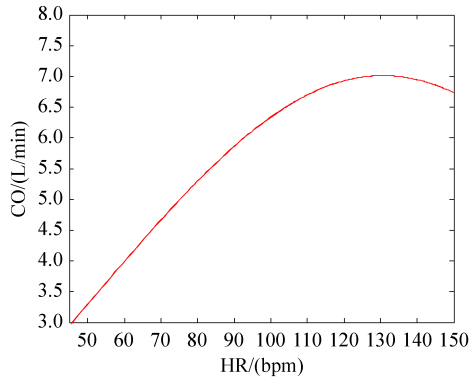


图 1 心率与心输出量关系曲线

Fig. 1 Curve of heart rate and cardiac output

由图 1 可知, 当心率低于 120 bpm, 心输出量随心率的增加而增加; 120~130 bpm 之间增速渐缓, 于 130 bpm 达到峰值, 之后心输出量随心率增加而降低。这是因为人体在某些特殊状态下, 心率增加到一定程度后, 每搏输出血量减少, 搏动次数增加也不足以达到正常心输出量。这种情况下, 血泵的转速也应随之下调。

根据文献[14-15]得出的实验数据, 采用最小二乘拟合算法得到血泵流量和转速的对应关系为:

$$Q = \frac{0.0001008\omega^2 + 0.000672\omega - 0.9702}{0.086\omega - 0.58} \quad (3)$$

故在仿真实验中通过式(2)将初始给定信号心率转换为心输出量, 通过式(3)设定理想转速, 使输出能够满足人体循环系统灌注需求的血流量。

2 控制算法

2.1 滑模变结构控制算法

滑模变结构控制适用于线性与非线性系统、连续与离散系统、确定性与不确定性系统等。它与常规控制的区别就在于控制的不连续性, 即使系统“结构”随时间变化的开关特性。这种特性产生可以进行设计的滑动模态, 且模态设计与系统的参数及扰动无关^[16]。

针对 2 阶非线性系统

$$\ddot{x} = \underbrace{f(x, \dot{x})}_{\text{未知非线性函数}} + \underbrace{g(x, \dot{x})u}_{\text{已知非线性函数及系统输入}} + \underbrace{d(t)}_{\text{外加干扰}} \quad (4)$$

滑模面设计为

$$s(x) = C^T x = \sum_{i=1}^n c_i x_i = \sum_{i=1}^{n-1} c_i x_i + x_n \quad (5)$$

式中: x 为状态变量, 满足条件 $\dot{x}_i = x_{i+1}$, $i = 1, 2, \dots, n-1$ 。滑模面中 $C = [c_1 \cdots c_{n-1} \ 1]^T$, 参数 c_1, c_2, \dots, c_{n-1} 需满足多项式 $p^{n-1} + c_{n-1}p^{n-2} + \cdots + c_2p + c_1$ 为 Hurwitz, p 为 Laplace 算子。例如 $n=2$ 时, $s(x) = c_1x_1 + x_2$, 为了保证 $p + c_1$ 为 Hurwitz, 需要 $p + c_1 = 0$ 的特征值实数部分为负, 即 $c_1 > 0$ 。

一般情况下在系统状态空间中存在一个超曲面 $s(x)=0$, 如图 2 所示。图 2 中 A 为通常点, B 为起始点, C 为终止点。根据滑模定义要求, 滑动模态区上的运动点必须是终止点, 即当运动点到达切换面附近时, 必须满足

$$\lim_{s \rightarrow 0} s\dot{s} \leq 0 \quad (6)$$

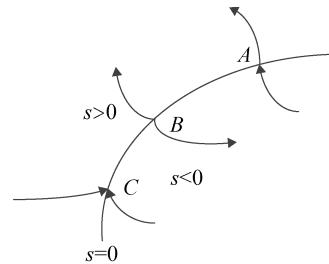


图 2 滑模切换面三种点的特性

Fig. 2 Points characteristics of sliding mode surface

2.2 RBF 神经网络

径向基函数(Radial Basis Function)神经网络是具有单隐含层的三层前馈网络, 模拟人脑中局部调整, 相互覆盖接收域的神经机制。RBF 神经网络结构如图 3。

RBF 网络由输入到输出的映射是非线性的, 而隐含层空间到输出空间的映射是线性的, 从而大大加快了学习速度避免局部极小问题。相比 BP 网络, 虽然 BP 网络使用的激励函数 Sigmoid 具有全局特性, 但此函数在输入值的很大范围内相互重叠影响, 拉长训练过程, 且容易陷入局部极小的问题, 这会对血泵性能有很大影响, 不利于及时有效得为

人体提供相应的血流量辅助。采用局部激励函数的 RBF 网络在很大程度上克服了 BP 网络的缺点。

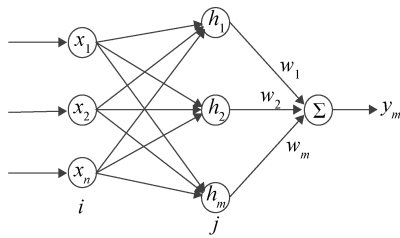


图 3 RBF 神经网络结构
Fig. 3 Structure of RBF neural network

RBF 网络具有最佳逼近特性, 它可以任意精度逼近任意未知非线性函数。采用 RBF 网络对不确定项 f 进行自适应逼近时的网络算法^[17]为:

$$h_i = \exp\left(-\frac{\|x - c_i\|^2}{2b_i^2}\right), \quad i = 1, 2, \dots, m$$

$$f = W^T h(x) + \varepsilon \quad (7)$$

式中: x 为网络的输入信号, $x = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$; i 为网络隐含层节点的个数; $h = [h_1, h_2, \dots, h_m]^T$ 为高斯基函数输出; W 为理想神经网络权值; ε 为神经网络逼近误差; c_i 为第 i 个隐含层单元的中心向量, $c_i = [c_{i1}, c_{i2}, \dots, c_{ij}, \dots, c_{im}]^T$, $i = 1, 2, \dots, m$; b_i 为第 i 个隐含层单元的基宽参数 $B = [b_1, b_2, \dots, b_n]^T$, 且为大于 0 的数, 即高斯基函数的基宽; f 为网络输出。

通常 RBF 神经网络采用梯度下降法调节神经网络权值, 需要设计训练样本误差指标, 神经网络参数或控制参数如初始权值、学习速率及动量因子都是按经验选取或试凑, 训练过程耗时且其稳定性也得不到保障。针对这一问题, 出现自适应神经网络控制方法, 即基于 Lyapunov 稳定性理论获得神经网络权值自适应律, 如下文所述根据最小参数学习法设计自适应律调节神经网络权值, 获得闭环系统稳定性的同时得到最佳逼近效果^[18]。

2.3 RBF 神经网络最小参数自适应滑模控制

综合以上两种算法, 本文采用 RBF 网络最小参数学习法的自适应滑模控制算法设计控制器, 如图 4 所示, 该算法克服系统模型因磁耦合方式传递能量造成的不确定性, 包括血泵本体和动力设备之

间的距离、角度, 以及血管外周阻力, 磁场力造成的干扰。将血泵电机理想转速、转速加速度及实际血泵转速作为控制器输入, 应用神经网络逼近不确定项 $f(x)$, 并制定最小参数自适应律, 通过参数的估计代替神经网络权值的调整, 自适应算法简单, 便于实际应用于人工心脏泵动力系统。

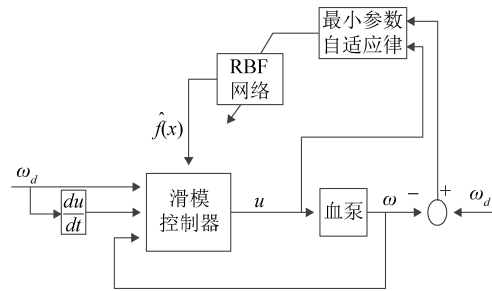


图 4 控制原理图
Fig. 4 Control schematic diagram

根据血泵动力系统动态方程, 已知函数项、未知函数项分别为

$$g = K_e / (LJ) \quad (8)$$

$$f = -\frac{RF + K_e K_u}{LJ} \omega - \left(\frac{F}{J} + \frac{R}{L}\right) \dot{\omega} - \frac{R}{LJ} T_L - \frac{1}{J} \dot{T}_L \quad (9)$$

设定理想血泵电机转速为 ω_d , $e = \omega - \omega_d$ 。根据 f 的表达式, 网络输入为 $x = [x_1, x_2]^T$, 其中 $x_1 = \omega$, $x_2 = \dot{\omega}$, 分别为血泵实际转速及转速加速度; RBF 神经网络的输出为:

$$\hat{f}(x) = \hat{W}^T h(x) \quad (10)$$

设计滑模切换函数^[19] $s = \dot{e} + ce$, ($c > 0$), 结合 2.1 节式(4)得

$$\dot{s} = \ddot{e} + c\dot{e} = \ddot{\omega} + c\dot{\omega} - \ddot{\omega}_d = f + gu + d + c\dot{e} - \ddot{\omega}_d \quad (11)$$

应用最小参数学习法, 令 $\phi = \|w\|^2$, ϕ 为正实数, $\hat{\phi}$ 为 ϕ 的估计, $\tilde{\phi} = \hat{\phi} - \phi$ 。

设计控制律:

$$u = 1/g \left[-\frac{1}{2} s \hat{\phi} h^T h + \ddot{\omega} - c\dot{e} - \eta \operatorname{sgn}(s) - \mu s \right] \quad (12)$$

将(5)代入(4)得到切换函数导数为:

$$\dot{s} = W^T h - \frac{1}{2} s \hat{\phi} h^T h - \eta \operatorname{sgn}(s) - \mu s + \varepsilon + d \quad (13)$$

用神经网络的输出自适应调整控制律的切换增益保证滑模面渐近稳定。

定义 Lyapunov 函数为

$$L = \frac{1}{2}s^2 + \frac{1}{2\gamma}\tilde{\phi}^2 (\gamma > 0) \quad (14)$$

式中包含参数 ϕ 的估计误差，其导数为：

$$\dot{L} = s\dot{s} + \frac{1}{\gamma}\tilde{\phi}\dot{\tilde{\phi}} \quad (15)$$

根据滑动模态区运动点到达切换面要求，需保证 $s\dot{s} < 0$ 。在 Lyapunov 函数的导中出现滑模切换函数及其导数，将式(13)代入式(15)，得到 \dot{L} 的取值范围。

$$\begin{aligned} \dot{L} = & s \left(W^T h - \frac{1}{2} s \hat{\phi} h^T h - \eta \operatorname{sgn}(s) - \mu s + \varepsilon + d \right) + \\ & \frac{1}{\gamma} \tilde{\phi} \dot{\tilde{\phi}} \leq \tilde{\phi} \left(-\frac{1}{2} s^2 h^T h + \frac{1}{\gamma} \dot{\tilde{\phi}} \right) + \frac{1}{2} - \mu s^2 \end{aligned} \quad (16)$$

为保证系统稳定性且使神经网络自适应调节神经网络权值，针对单参数 $\hat{\phi}$ 设计自适应律：

$$\dot{\hat{\phi}} = \frac{\gamma}{2} s^2 h^T h - \nu \gamma \hat{\phi}, \quad (\nu > 0) \quad (17)$$

那么

$$\begin{aligned} \dot{L} \leq & -\nu \tilde{\phi} \hat{\phi} + \frac{1}{2} - \mu s^2 \leq -\frac{\nu}{2} (\tilde{\phi}^2 - \hat{\phi}^2) + \frac{1}{2} - \mu s^2 = \\ & -\frac{\nu}{2} \tilde{\phi}^2 - \mu s^2 + \left(\frac{\nu}{2} \hat{\phi}^2 + \frac{1}{2} \right) \end{aligned} \quad (18)$$

此处应用以下推论：由于 $(\tilde{\phi} + \hat{\phi})^2 \geq 0$ ，即 $\tilde{\phi}^2 + 2\tilde{\phi}\hat{\phi} + \hat{\phi}^2 \geq 0$ ， $\tilde{\phi}^2 + 2\tilde{\phi}(\hat{\phi} - \tilde{\phi}) + \hat{\phi}^2 \geq 0$ ，所以 $2\tilde{\phi}\hat{\phi} \geq \tilde{\phi}^2 - \hat{\phi}^2$ [14]。

令 $\nu = 2\mu/\gamma$ ，得：

$$\dot{L} \leq -\frac{\mu}{\gamma} \tilde{\phi}^2 - \mu s^2 + \left(\frac{\nu}{2} \hat{\phi}^2 + \frac{1}{2} \right) = -2\mu L + Q \quad (19)$$

式中： $Q = \nu \hat{\phi}^2 / 2 + 1/2$ 。

解不等式(19)得：

$$L \leq \frac{Q}{2\mu} + \left(L(0) - \frac{Q}{2\mu} \right) e^{-2\mu t} \quad (20)$$

即 $\lim_{t \rightarrow \infty} L = Q/2\mu = \phi^2/2\gamma + 1/4\mu$ ，保证 $L > 0$ ， $\dot{L} < 0$ ，使系统为渐进稳定，最小参数学习法将神经网络权值 \hat{W} 转化为单参数 $\hat{\phi}$ ，加快了自适应律的求解 [20]。

3 仿真实验

血泵控制系统由 Matlab/Simulink 结合 S 函数仿真实现。血泵动力系统各系数取值如下：绕组电

感值 $L = 0.336 \text{ mH}$ ，绕组电阻值设定为 $R = 1.4\Omega$ ，反电动势系数 $K_u = 0.229 \text{ V} \cdot \text{s}/\text{rad}$ ，转矩系数 $K_e = 0.5 \text{ N} \cdot \text{m}/\text{A}$ ，人工心脏泵动力设备的转动惯量 $J = 8 \times 10^{-5} \text{ kg} \cdot \text{m}^2$ ，阻尼系数 $F = 0.00001 \text{ kg} \cdot \text{m}^2/\text{s}^2$ ，负载转矩 $T_L = 0.2 \text{ N} \cdot \text{m}$ 。

RBF 神经网络最小参数自适应滑模控制器参数取值：自适应参数 $\gamma = 150$ ，控制律 u 中， $\mu = 40$ ， $\eta = 0.5$ ，滑模参数 $c = 300$ ，神经网络隐含层中心向量 $C_i = [-1 \ -1 \ 0 \ 1 \ 2; -1 \ -1 \ 0 \ 1 \ 2]$ ，基宽参数 $b = [1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1; 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1]$ 。仿真结果分析如图 5~7。

仿真实验采取对比研究方法，将 RBF 神经网络最小参数自适应滑模控制与传统 PID 控制方法进行对比。由图 5~6 可知：(1)PID 控制下血泵转速最小调节时间为 1.5 s，远大于 RBF 滑模算法控制下血泵最大调节时间 0.23 s；(2)前者稳态误差最小为 65 rpm，后者误差最大为 0.5 rpm。充分证明 RBF 神经网络最小参数自适应滑模控制方法的有效性。

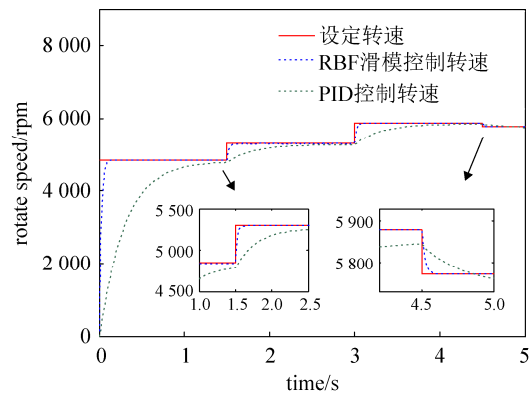


图 5 RBF 神经网络滑模与 PID 控制下血泵转速响应曲线
Fig. 5 Speed curve of RBFNN sliding and PID control

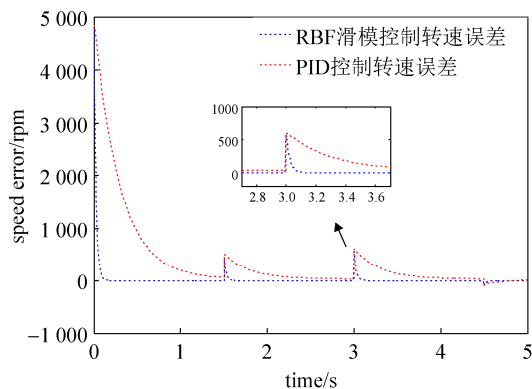


图 6 RBF 神经网络滑模与 PID 控制下血泵转速误差曲线
Fig. 6 Speed error curve of RBFNN sliding and PID control

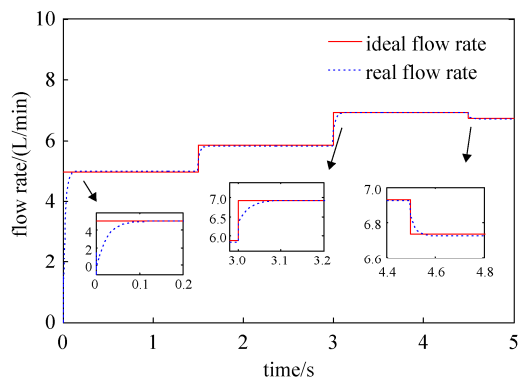


图 7 理想血流量与血泵实际流量
Fig. 7 Ideal and actual blood flow

观察图 5、图 7 中 RBF 神经网络最小参数滑模控制下的转速及血流量曲线, 以及表 1 记录的实验结果数据, 可知: 由于心率一次变化跨度不会过大, 将仿真分为 4 个时间段: 0~1.5 s; 1.5~3 s; 3~4.5 s; 4.5~5 s, 心率随时间段逐级上升, 对应给定心率分别为: 75 bpm; 90 bpm; 120 bpm; 150 bpm。由转速曲线可知血泵转速实现了快速准确地调整: 在 0~4.5 s, 血泵转速随心率的增加而增加, 最大调节时间为 0.23 s 且无超调, 具备很好的动态性能。血泵输出流量也在转速的控制下有了相应的调整变化: 在 0~4.5 s, 血泵流量随转速的升高适量增加,

动态性能良好。4.5 s 后, 心率达到 150 bpm, 根据心率与心输出量关系曲线, 当人体心率过速时, 每搏输出血量减少, 心输出量会不增反减。故当转速自适应下调至 5 770 rpm, 血流量减少 0.27 L, 与正常人体心率与心输出量的生理调节机制相符合。

图 6 和图 8 反映血泵控制系统稳态性能。通过表 1 数据可知, 血泵转速稳态误差保持在 0.5 rpm, 最大相对误差为 0.01%。血泵流量最大相对误差为 0.89%, 且血泵实际输出流量在 3 s 后均略微低于设定值, 这在一定程度上避免了长期辅助过程中发生抽吸事件。仿真实验结果表明, 控制器起到较好的控制效果, 有助于提高血泵控制性能。

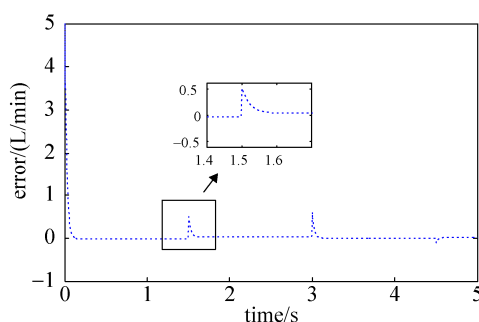


图 8 血流量误差
Fig. 8 Blood pump flow error

表 1 RBF 神经网络滑模控制下的仿真数据结果
Tab. 1 Simulation data of RBFNN sliding model control

时刻/s	心率/bpm	设定转速/ rpm	血泵转速/ rpm	转速稳态 误差/rpm	转速调节 时间/s	设定流量/ (L/min)	血泵流量/ (L/min)	流量相 对误差/%
0	75	4 844	4 843.5	0.5	0.23	4.97	5.0	0.6
1.5	90	5 297.5	5 297	0.5	0.14	5.87	5.83	0.68
3	120	5 879	5 878.5	0.5	0.13	6.96	6.93	0.43
4.5	150	5 771.5	5 771	0.5	0.10	6.73	6.67	0.89

4 结论

血泵旨在辅助自然心脏搏血以满足人体循环系统血液灌注需求。其带有叶轮结构的血泵本体被植入升主动脉, 动力设备在体外通过磁耦合方式为血泵本体供电。此特殊结构使血泵控制系统存在很大不确定性。本文提出的基于心率的结合最小参数学习法和 RBF 神经网络的滑模控制方法在血泵转速及血流量控制方面取得了很好的仿真实验效果, 较之传统 PID 控制算法有相当大的进步。滑模变

结构控制存在的不足, 促使其与神经网络控制相结合, RBF 神经网络本身具有较强的学习能力和高度的并行运算能力, 能充分逼近任意复杂的非线性关系并具有较强的鲁棒性和容错性。通过神经网络与滑模控制的结合, 可以消除滑模控制在实际应用中系统模型的限制, 并且通过设置最小参数自适应律, 实现对神经网络权值的自适应调整, 加快求解速率, 改进 RBF 神经网络学习算法。仿真结果表明, 血泵控制系统有很好的动静性能, 证明了神经滑模控制器的有效性。

心率这一重要生理参数的加入,使血泵控制系统实时根据患者循环系统血液灌注需求调整血泵输出流量,增强自适应能力,有利于实践应用。

参考文献:

- [1] 高斌. 面向心功能恢复的人工心脏泵分层控制策略研究[D]. 北京: 北京工业大学, 2013.
Gao Bin. Study on the hierarchical control strategy of artificial heart pump for cardiac function recovery [D]. Beijing: Beijing university of technology, 2013.
- [2] G A Giridharan, G M Pantalos, K J Gillars, et al. Physiologic Control of Rotary Blood Pumps: An in Vitro Study[J]. *Asaio Journal* (S1058-2916), 2004, 50(5): 403-409.
- [3] F Casas, A Orozco, W A Smith, et al. A Fuzzy System Cardio Pulmonary Bypass Rotary Pump Controller[J]. *Expert Sys Appl* (S0957-4174), 2012, 26: 357-361.
- [4] 谷凯云, 常斌, 高宇. 基于心率的主动脉血泵流量控制[J]. *中国组织工程研究与临床康复*, 2011, 15(13): 2390-2393.
Gu Kaiyun, Chang Bin, Gao Yu. Flow control of aortic blood pump based on heart rate [J]. *China tissue engineering research and clinical rehabilitation*, 2011, 15(13): 2390-2393.
- [5] Chang Yu, Gao Bin. Modeling and identification of an intra-aorta pump[J]. *Asaio J* (S1058-2916), 2010, 56(6): 504-509.
- [6] 王贞艳, 张井岗, 陈志梅. 神经网络滑模变结构控制研究综述[J]. *信息与控制*, 2005, 34(4): 451-455.
Wang Zhenyan, Zhang Jinggang, Chen Zhimei. Research review on the structural control of neural network sliding mode [J]. *Information and control*, 2005, 34(4): 451-455.
- [7] C S Hayward, R Salomonsen, A M Keogh, et al. Effect of Alter-ation in Pump Speed on Pump Output and Left Ventricular Filling with Continuous-flow Left Ventricular Assist Device[J]. *Asaio J* (S1058-2916), 2011, 57: 495-500.
- [8] 轩艳姣, 常宇. 基于两级级联神经网络估计血泵转速及压力变化对血流量的影响[J]. *中国组织工程研究与临床康复*, 2011, 15(9): 1631-1634.
Xuan Yanjiao, Chang Yu. Based on the estimation of the influence of blood pump speed and pressure changes on blood flow based on the two-level cascade neural network[J]. *China tissue engineering research and clinical rehabilitation*, 2011, 15(9): 1631-1634.
- [9] 陆柳, 李景锡. 心率对每搏输出量和心输出量影响的讨论[J]. *中国医学物理学杂志*, 2002, 19(4): 237-238.
Lu Liu, Li Jingxi. Discussion on the influence of heart rate on output of each stroke and cardiac output[J]. *Journal of Chinese medical physics*, 2002, 19(4): 237-238.
- [10] Steven G Chopski, Carson S Fox, Kell L McKenna, et al. Physics-driven Impeller Designs for a Novel Intravascular Blood Pump for patients with Congenital Heart Disease Original Research Article[J]. *Medical Engineering & Physics* (S1350-4533), 2016, 7(38): 622-632.
- [11] 黄智才, 谭建平, 程立志, 等. 基于血泵转速与功率特性曲线的流量压力控制[J]. *测控技术*, 2015, 34(12): 54-57.
Huang Zhicai, Tan Jianping, Cheng Lizhi, et al. Flow pressure control based on blood pump speed and power characteristic curve[J]. *Measurement and control technology*, 2015, 34(12): 54-57.
- [12] 夏长亮. 无刷直流电机控制系统[M]. 北京: 科学出版社, 2009.
Xia Changliang. Brushless dc motor control system [M]. Beijing: Science Press, 2009.
- [13] Weissler A M, Harris W S, Schoenfeld C D. Systolic time in intervals in heart failure in man[J]. *Circulation* (S0009-7322), 1986, 37: 149-153.
- [14] Boston J R, Antika J F, Siman M A. Hierarchical control of heart-assist devices[J]. *IEEE Robot Autom Mag* (S1070-9932), 2003; 10(1): 54-64.
- [15] 封志刚, 曾培, 茹伟民, 等. 人工心脏输出流量和压力的神经网络估算法[J]. *中国生物医学工程学报*, 2002, 21(6): 568-571.
Feng Zhigang, Zeng Pei, Ru Weimin, et al. Neural network estimation of artificial cardiac output flow and pressure[J]. *Journal of Chinese biomedical engineering*, 2002, 21(6), 568-571.
- [16] Hyeung sik C, Yong-heon P, Yongsung C, et al. Global sliding-mode control-Improved design for a brushless DC motor[J]. *IEEE Contr Syst Mag* (S1066-033X), 2001, 21(3): 27-35.
- [17] 苗卓广, 谢寿生, 丁键, 等. 基于RBF网络的航空发动机预测滑模控制[J]. *北京航空航天大学学报*. 2013, 39(12): 1601-1606.
Miao Zhuguang, Xie Shousheng, Ding Jian, et al. Based on RBF network, aeroengine prediction of slide mode control [J]. *Journal of Beijing university of aeronautics and astronautics*, 2013, 39(12): 1601-1606.
- [18] 刘金琨. 智能控制[M]. 北京: 电子工业出版社, 2006.
Liu Jinkun. Intelligent control [M]. Beijing: electronic industry press, 2006.
- [19] 刘金琨. 滑模变结构控制 Matlab 仿真[M]. 北京: 清华大学出版社, 2005.
Liu Jinkun. Sliding mode variable structure control Matlab[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2005.
- [20] LIU Jin-kun, SUN Fu-chun. Nominal Model-Based Sliding Mode Control with Backstepping for 3-Axis Flight[J]. *Chinese Journal of Aeronautics* (S1000-9361), 2006, 19(1): 65-71.