某舰载武器随动系统滑模控制研究

覃晗　童仲志　唐东
（南京理工大学机械工程学院　江苏　南京　210094）

摘要：为了提高某舰载武器随动系统响应的快速性和准确性，对其进行滑模控制研究。为了抑制船舶在海上航行时产生的剧烈摇摆，结合伺服系统的模型，设计了基于 RBF 神经网络的自适应滑模控制器，利用神经网络的自学习能力来消除传统滑模控制的抖振问题。分析得出，该方案有助于维护整体系统的稳定性，实现更为迅速的动态响应，提高控制精度，具有重要的实际工程应用价值。

关键词：舰载武器；神经网络；滑模控制

0　引言

舰载火箭炮在行进过程中对目标物进行瞄准射击，不同于传统的静瞄火箭炮，因受到海上波浪带来的扰动影响，会给火箭炮的随动系统控制带来了极大的考验，这个问题值得深入研究。

PID 算法有着架构简易、稳定以及便于调节等极大优势，但因为 PID 数据不变的特征，不适用非线性实变系统，无法满足动态响应的性能要求。因此智能控制成为了当下的研究热点。

为了更好的控制减摇鳍，文献 [1] 抑制船舶在海上航行时产生的剧烈摇摆，提出了一种基于 RBF 神经网络自适应的滑模控制系统，仿真结果表明系统具有良好的鲁棒性和自适应性。文献 [2] 针对电力系统负载预测的问题，提出了一种基于 RBF 神经网络的短期预测模型，通过仿真发现该模型具有优异的预测精度。

考虑到海上扰动，需要控制器有更快的响应速度，能够及时调控火箭炮，本文在位置环设计以 RBF 神经网络为基础的滑模控制器。

1　舰载武器系统的数学模型

舰载武器方位角和高低角的随动系统的原理相似，故本文只对高低角数学模型进行分析。位置环的分析设计如图 1 所示。

位置环的传递函数为：

$$\begin{aligned}\theta(s) &= G_s(s)\omega_{\mathrm{ref}}(s) + G_{\mathrm{T}}(s)T_{\mathrm{L}}(s) \\ &= \frac{K_{\mathrm{p}}G_{\omega}(s)K_{\mathrm{t}}\mathrm{i}}{Js^2 + (B + K_{\mathrm{p}}G_{\omega}(s)K_{\mathrm{t}}K_{\beta})s}\omega_{\mathrm{ref}}(s) \\ &\quad + \frac{-\mathrm{i}}{Js^2 + (B + K_{\mathrm{P}}G_{\omega}(s)K_{\mathrm{t}}K_{\beta})s}T_{\mathrm{L}}(s)\end{aligned} \tag{1}$$

式中：ω_{ref}—指令速度；

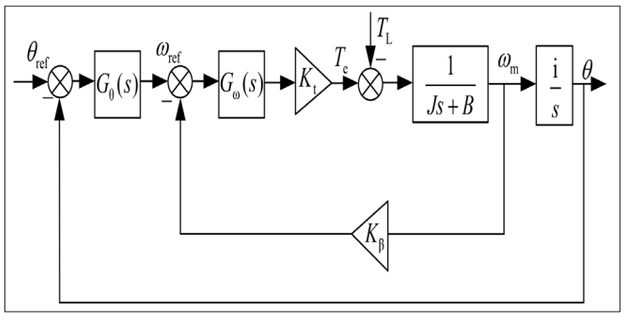

图 1　位置环简化框图

K_{p}—位置环控制器比例放大倍数；

θ—输出角；

T_{L}—负载转矩。

2　2RBF 神经网络滑模控制器设计

2.1　RBF 神经网络的结构

RBF 网络的典型结果，具体信息可参考图 2，设定输出层仅存在单一的结点，该结构更易扩充至多输出结点。输入至隐层，即对应权值 1 固定连接。隐含层包括对应的径向基函数相应的中心向量以及宽度即为 RBF 数据。隐含层各大结点，都运用同样的径向基函数，其有丰富的形式，一般设定为高斯函数。隐层输出进行相应的线性加权，最终建立对应的输出。

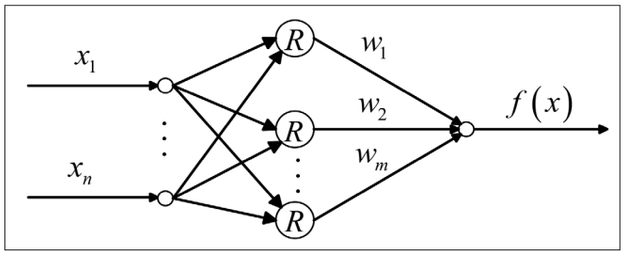

图 2　神经网络的结构图

网络输入与输出之间的映射关系为：

39-53 机械制造与智能化 22年4月中 第11期.indd 42　　2022/7/31 11:21:28

$$
\begin{aligned}
&f(x): R^n \to R \\
&y = f(x) = \sum_{i=1}^{m} w_i \varphi\left(\|x - c_i\|, \sigma_i\right) \\
&= \sum_{i=1}^{m} w_i \exp\left|-\frac{\|x - c_i\|^2}{2^2 \sigma_i}\right|
\end{aligned}
\tag{2}
$$

式中：m—在上述算式中代表的参数即隐含层结点数；

$\|\cdot\|$－在上述算式中代表的参数即欧几里德范数；

x，$C_i \in R^n$；$W \in R^m$，$W = (w_1, \ldots, w_m)^R$；

w_i—在上述算式中代表的参数即第 i 个基函数和输出结点之间的连接权值 $(i = 1, 2, \ldots m)$。

建立与训练 RBF 网络即应当借助该方式通过学习，确认基函数的 C_i 与 σ_i 等数据，可在此基础上构建输入和输出之间的映射关系。

2.2　RBF 神经网络基本学习算法

RBF 网络需求的数据有三部分：隐含层基函数中心、方差，与隐含至输出之间的权值。RBF 网络之中，输出与隐含层处理的任务有所区别，因此其学习策略也会有所区别。输出层即围绕线性权开展对应的调控，运用了线性优化方案，因此有着较为迅速的特征。隐含层即围绕作用函数的数据开展调控，运用了非线性的方案，所以学习速度迟缓，下面介绍 RBF 网络的基础方案。

2.2.1　直接计算法

隐单元 RBF 中心，在相关输入样本之中以随机方式选定，中心为固定状态。RBF 中心正式确认之后，隐单元输出则是转化成已知状态，网络对应的连接权即可依靠计算线性方程组的方式加以确认。

当 RBF 选用高斯函数时，它可表示为：

$$
G\left(\|X - t_i\|^2\right) = \exp\left(-\frac{M}{d_m^2}\|X - t_i\|^2\right) \tag{3}
$$

式中：M—中心数；

$W = G^+ d, \lambda = 0$ 即选定中心的最大距离。

该情形中，宽度固定：$\sigma = d_m / \sqrt{2M}$ 。

连接权量可结合下述公式进行计算：

$$
W = G^+ \quad d, \lambda = 0 \tag{4}
$$

式中：G^+—矩阵的伪逆，即：

$$
G^+ = \left(G^T G\right)^{-1} G^T \tag{5}
$$

其中，G 由式（6）确定：

$$
G = \{g_{ji}\}, g_{ji} = \exp\left(-\frac{M}{d_m^2}\|X_j - t_i\|^2\right) j = (1, 2, \ldots N) i = (1, 2, \ldots M) \tag{6}
$$

对给定问题，若是数据分布有代表性，其为简易、具备可行性的方案。

2.2.2　自组织学习选取 RBF 中心

在该方法之中，RBF 中心处于可移动状态，借助自组织学习来确认具体的位置。输出层线性权，可依靠对应的学习规则加以计算。借助相关分析可得出，其为混合式算法。自组织即围绕相关资源开展分配，处理目标即让 RBF 中心处于整个输入空间最关键的位置。RBF 中心选择，可运用 K 均值聚类的方案。其有着无监督的特征。实际流程为：

（1）初始化聚类中心 $t_i (i = 1, 2, \ldots M)$。通常会在输入样本 $x_j (j = 1, 2, \ldots N)$ 之中，选定 M 个样本充当对应的初始中心。

（2）将相关输入样本依据邻近规则开展分组，将 $x_j (j = 1, 2, \ldots N)$ 划分至最近的中心 t_i 所处的聚类集合 $\theta_i (i = 1, 2, \ldots M)$。

（3）计算 $\theta_i (i = 1, 2 \ldots M)$ 的样本均值数据。获得新的中心 $t_i (i = 1, 2, \ldots M)$，依据前述流程开展计算，直至中心并未产生变化方才停止，否则，转（2）。

（4）计算均方差 σ，$\sigma = d_m / \sqrt{2M}$，d_m 即选定中心间的最大距离。

（5）计算矩阵 G 的各元素。

（6）运用高斯消去法，对于（3）进行计算可获得权阵 W。

（7）确认网络输出 $Y=GW$。因为输出、隐层间有着特殊的线性映射，关于输出权值的分析，可运用最小二乘等方案进行计算。

2.3　RBF 神经网络滑模控制器设计

状态轨迹实际存在的抖振，重点即相应切换增益 所产生，而且 相对较大的情况下，抖振则会更加显著。依托神经网络所具备的自学习以及自适应等功能开展调控，能够高效管控抖振。RBF 控制器的具体架构可参考图 3。

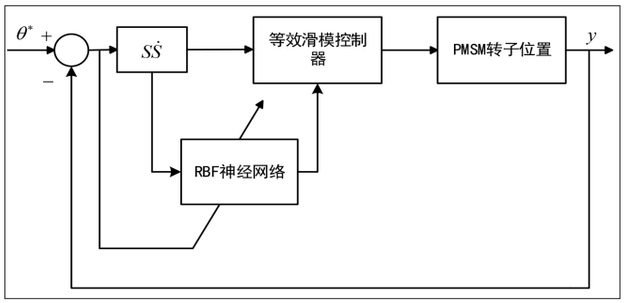

图 3　RBF 神经网络滑模控制器

图 3 中，RBF 神经网络对应输入 $q = [s\dot{s}]$，输出绝对值即相应的切换增益 K。则：

$$
K = \left|w^T z(q)\right| \tag{7}
$$

式中：$z(q)$—高斯函数；

w—隐含至输出层之间的连接权值。

$$
z_i(q) = \exp\left(-\frac{\|q - C_i\|^2}{2r_i^2}\right), i = 1, 2, 3 \tag{8}
$$

式中：C_i—第 i 个节点中心向量；

r_i—基宽向量第 i 个值。

39-53 机械制造与智能化 22年4月中 第11期.indd 43　2022/7/31 11:21:28

定义目标函数：

$$E=\frac{1}{2}e^2 \tag{9}$$

式中：e—偏差，$e=y-\theta^*$。

神经网络连接权值的调整算法为：

$$\Delta w=-\eta\frac{\partial E}{\partial w}=-\eta e\frac{\partial e}{\partial w}=-\eta e\frac{\partial y}{\partial w}=-\eta e\frac{\partial y}{\partial i_q}\frac{\partial i_q}{\partial K}\frac{\partial K}{\partial w}\approx -\eta e\,\mathrm{sgn}\left(\frac{\partial y}{\partial i_q}\right)\frac{\partial i_q}{\partial K}\frac{\partial K}{\partial w} \tag{10}$$

式中：η—网络学习速率，$\eta\in(0,1)$。

y 与 i_q 之间为正相关，$\frac{\partial y}{\partial i_q}$仅需要观察正负号，参数可通过权值加以补偿，因此其中存在对应的

$$\mathrm{sgn}\left(\frac{\partial y}{\partial i_q}\right)=1,\frac{\partial i_q}{\partial K}=-\mathrm{sgn}(s)\ \frac{\partial K}{\partial w}=z(q)\mathrm{sgn}\left(w^T z(q)\right)$$

那么式（10）的数据是：

$$\Delta w\approx -\eta e(-1)\mathrm{sgn}(s)z(q)\mathrm{sgn}\left(w^T z(q)\right) \tag{11}$$

神经网络最终学习算法为：

$$w(t)=w(t-1)+\Delta w(t)+\alpha\left(w(t)-w(t-1)\right) \tag{12}$$

式中：α—网络惯性系数，$\eta\in(0,1)$。

3　实验仿真

本文对位置环控制器进行仿真实验。

控制器数据：滑模参数 c_1=150，c_2=200；学习速率 η=0.6，惯性系数 a=0.05，误差指标 E=0.15，切换增益初始值 ε=1，权值初始参数 0 ～ 1 随机值。

3.1　阶跃跟踪响应仿真实验

首先采用阶跃响应实验对系统的响应性能进行仿真。图 4 为基于 RBF 神经网络的滑模控制和传统滑模控制的阶跃响应曲线。

从图 4 中可得出 RBF+SMC 控制策略到达稳态时间为 1.1s, 稳态误差为 0.2mil。而 SMC 控制策略到达稳态时间为 1.9s, 稳态误差为 0.9mil。因此，本文设计的控制器相比传统滑模有着更好的控制效果，提高了系统的稳定性。

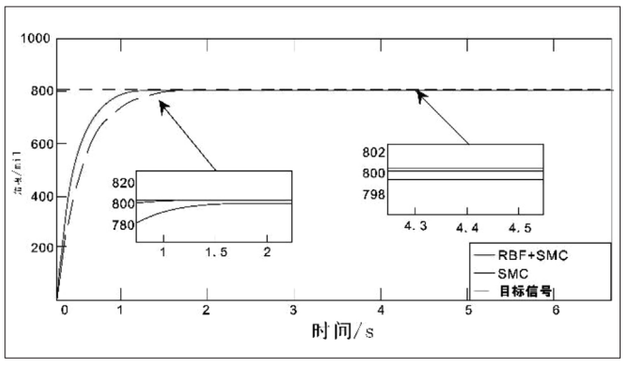

图 4　阶跃响应下系统响应曲线

3.2　正弦跟踪响应仿真实验

进一步验证控制器的动态跟踪性能，采取正弦信号对系统进行仿真实验。图 5 为基于 RBF 神经网络的滑模控制和传统滑模控制的正弦跟踪误差曲线。

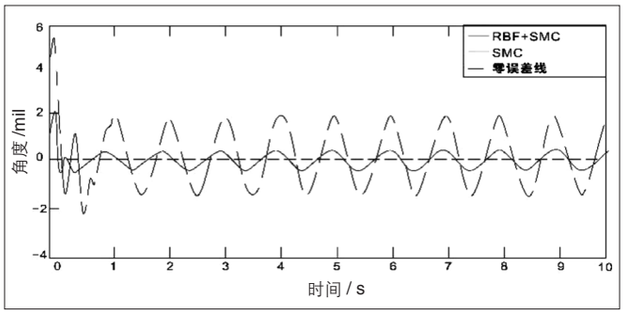

图 5　正弦跟踪误差曲线

从图 5 中可以看出 SMC 控制策略的稳态误差为 ±2mil 左右，而 RBF+SMC 的稳态误差保持在 ±0.5mil，误差要小得多，有效地提高了系统稳定性。

4　结语

本文研究了舰载火箭炮控系统的控制策略，设计了一种基于 RBF 的滑模控制器。仿真结果表明本文采用的控制策略能够更好地加快系统的响应速度，提高舰载武器精度以及稳定性。

参考文献：

[1] 薛冬双．船舶减摇鳍系统模糊自适应滑模控制及动态仿真研究 [D]. 大连：大连海事大学，2016.

[2]Tran M D, Kang H J. A novel adaptive finite-time tracking control for robotic manipulators using nonsingular terminal sliding mode and RBF neural networks[J]. International Journal of Precision Engineering & Manufacturing,2016,17(7):863-870.

[3] 岳远波．基于改进脊波神经网络的电力系统短期符合预测研究 [D]. 青岛：青岛大学，2019.

[4] 胡达．复合积分滑模变结构在火箭炮交流伺服系统的控制研究 [D]. 南京：南京理工大学，2018.

[5] 王永骥，涂健．神经元网络控制 [M]. 北京：机械工业出版社，1998.

39-53 机械制造与智能化 22年4月中 第11期.indd 44　　2022/7/31 11:21:29