

doi: 10.7690/bgzdh.2023.11.009

# 基于单神经元 PID 水平炮控系统稳定控制

瞿万里, 侯远龙, 高 强, 吴 斌, 羊书毅  
(南京理工大学机械工程学院, 南京 210094)

**摘要:** 为保证坦克行进间炮塔始终处于稳定位置, 针对系统齿隙进行非线性补偿。利用径向基函数 (radical basis function, RBF) 神经网络对炮塔水平方向调速系统进行系统辨识, 同时采用齿隙死区模型代表齿隙环节, 建立水平方向的模拟炮控系统; 提出一种单神经元 PID 控制器; 模拟外界扰动, 利用计算机对控制过程完成仿真。仿真结果表明: 在给定条件下, 考虑齿隙因素, 炮塔水平向位置与稳定位置的误差始终足够小。

**关键词:** RBF 神经网络; 齿隙死区模型; 模拟炮控系统; 单神经元 PID

**中图分类号:** TP273; TJ38 **文献标志码:** A

## Stability Control of Horizontal Gun Control System Based on Single-neuron PID

Qu Wanli, Hou Yuanlong, Gao Qiang, Wu Bin, Yang Shuyi

(School of Mechanical Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

**Abstract:** In order to keep the tank turret in a stable position during the march, the nonlinear compensation of the system backlash is carried out. The radial basis function (radical basis function, RBF) neural network is used to identify the turret horizontal speed control system, and the dead zone model of backlash is used to represent the backlash link to establish the horizontal simulation gun control system; Simulate the external disturbance, and use the computer to complete the simulation of the control process. The simulation results show that under the given conditions, the error between the horizontal position and the stable position of the turret is always small enough when considering the backlash factor.

**Keywords:** RBF neural network; backlash dead zone model; simulated gun control system; single-neuron PID

### 0 引言

坦克在行进间, 车身会由于地形影响产生颠簸, 从而导致射击线偏离稳定位置, 需要不断给炮塔提供控制命令, 使其保持在稳定位置。坦克炮控系统内部结构复杂, 非线性影响明显。实验结果表明, 主要是摩擦和齿隙这 2 个非线性因素对炮控系统的影响较大<sup>[1-2]</sup>。笔者主要考虑对齿隙非线性的补偿进行研究。

现在研究坦克炮控系统大多是建立数学模型, 对非线性影响进行补偿。由于调速系统是一个复杂非线性部分, 建立的数学模型精度受限。径向基函数 (RBF) 神经网络可以逼近任意的非线性函数<sup>[3]</sup>, 利用 RBF 神经网络完成调速系统辨识, 可以得到高精度的逼近模型。关于齿隙非线性, 文献[4]对不同的齿隙模型都做了分析, 概括了相关的补偿方法。文献[5]指出炮塔的控制是一种三明治系统, 齿隙的描述应该采用死区模型。

传统的 PID 控制参数固定, 需要较精确的对象数学模型, 在炮控系统中, 由于齿隙的存在, 传统 PID 的控制效果差, 无法实现预期要求。神经网络

控制结构简单、自适应能力强、不需要准确模型。文献[6]利用神经网络设计的控制方法, 能够逼近未知的非线性及随机扰动, 同时有效地惩罚位置跟踪误差。文献[7]的 PID 控制结合神经网络, 使 PID 各参数具备在线调整的能力, 更好地发挥出了 PID 控制的优点。笔者以水平向炮控系统为对象, 利用神经网络辨识以及死区模型进行建模。利用单神经元构造简单、运算快的优点, 设计单神经元 PID 控制器并验证控制结果。笔者所用控制器, 结构简洁, 运算速度快, 取得了不错的控制效果。

### 1 炮控系统模型的建立

坦克炮控系统主要有电液式和电动式 2 种。我国坦克水平向炮控系统主要是电动式<sup>[8-9]</sup>, 其结构如图 1 所示。

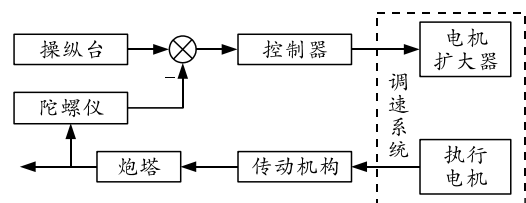


图 1 坦克水平向炮控系统结构

1.1 调速系统辨识

笔者采用 RBF 神经网络实现调速系统的辨识。RBF 神经网络有输入、隐含及输出 3 层，隐含层的激活函数由径向基函数构成，其结构如图 2 所示。

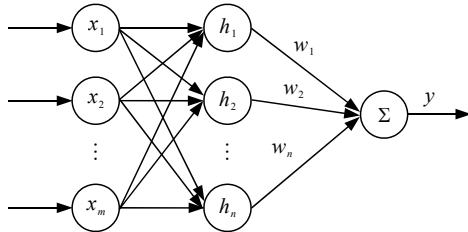


图 2 RBF 神经网络结构

网络输入层有  $m$  个神经元，隐含层有  $n$  个神经元，输入为  $X=[x_1, x_2, \dots, x_m]$ ，输出由如下加权函数实现：

$$y=HW=\sum_{i=1}^n h_i w_i \quad (1)$$

式中： $W=[w_1, w_2, \dots, w_n]^T$  为输出层权重； $H=[h_1, h_2, \dots, h_n]$  为隐含层激活函数。其表达式如下：

$$h_i = \exp(-\|X-C_i\|/2b_i^2) \quad (2)$$

式中： $C_i=[c_{i1}, c_{i2}, \dots, c_{im}]$  为隐含层  $i$  神经元的阈值向量； $b_i$  为函数宽度，为正； $\|\cdot\|$  为欧氏距离。

图 3 为笔者所采用的 RBF 神经网络系统辨识原理。将 RBF 神经网络与被辨识对象并联，给神经网络提供相应的输入信号，将对象输出作为教师信号，与神经网络输出值作差，得到误差，利用该误差调整神经网络的内部参数，训练结束后，神经网络即可拥有与被辨识对象相同的输入输出关系。

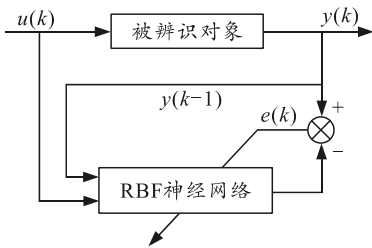


图 3 RBF 神经网络系统辨识原理

本文中 RBF 神经网络采用 2-5-1 结构，2 个输入信号分别为：

$$x_1(k)=u(k); \quad (3)$$

$$x_2(k)=y(k-1). \quad (4)$$

采用批量梯度法，有  $N$  组学习数据，所以设 RBF 神经网络的代价函数为：

$$E=\frac{1}{N}\sum_{k=1}^N (y(k)-ym(k))^2 \quad (5)$$

为使收敛速度更快，采用动量梯度下降法实现

各内部参数的更新。其中输出节点的权值更新律为：

$$w_i(k') = w_i(k'-1) - \eta v_{wi}(k'); \quad (6)$$

$$v_{wi}(k') = \beta v_{wi}(k'-1) + (1-\beta) \partial E(k') / \partial w_i; \quad (7)$$

$$\partial E(k') / \partial w_i = -\frac{2}{N} \sum_{k=1}^N E w; \quad (8)$$

$$E w = ((y(k)-ym(k))h_i(k)). \quad (9)$$

式中： $k'$  为学习迭代次数； $i$  为隐含层节点， $i=1, 2, \dots, 5$ ； $v_{wi}$  为对应  $w_i$  的动量； $\eta$  为学习速率； $\beta$  为衰减系数。

隐含节点中心向量的更新律为：

$$c_{ij}(k') = c_{ij}(k'-1) - \eta v_{cij}(k'); \quad (10)$$

$$v_{cij}(k') = \beta v_{cij}(k'-1) + (1-\beta) \partial E(k') / \partial c_{ij}; \quad (11)$$

$$\partial E(k') / \partial c_{ij} = -\frac{2}{N} \sum_{k=1}^N E c; \quad (12)$$

$$E c = ((y(k)-ym(k))w_i(k)h_i(k) \frac{x_j(k)-c_{ij}(k)}{b_i(k)^2}). \quad (13)$$

式中： $j$  为输入层节点， $j=1, 2$ ； $v_{cij}$  为对应  $c_{ij}$  的动量。

隐含节点宽度的更新律为：

$$b_i(k') = b_i(k'-1) - \eta v_{bi}(k'); \quad (14)$$

$$v_{bi}(k') = \beta v_{bi}(k'-1) + (1-\beta) \partial E(k') / \partial b_i; \quad (15)$$

$$\partial E(k') / \partial b_i = -\frac{2}{N} \sum_{k=1}^N E b; \quad (16)$$

$$E b = ((y(k)-ym(k))w_i(k)h_i(k) \frac{\|X(k)-C_i(k)\|}{b_i(k)^3}). \quad (17)$$

式中  $v_{bi}$  为对应  $b_i$  的动量。

确定神经网络结构及参数更新律后，进行学习验证。为保证激励信号能够充分激励被辨识系统，考虑使用伪随机多幅值信号 (pseudo random multilevel signal, PRMS) 作为激励信号。信号由下式获取：

$$u(k) = f(\text{int}((k-1)/N_s)+1) \quad (18)$$

式中： $f(\cdot)$  为白噪声序列； $N_s$  取 20； $k=1, 2, \dots, 1000$ 。

采样时间设为 5 s，每 5 ms 采样一次，共采集 1 000 组数据。图 4 为输入数据  $u$ ，图 5 为调速系统输出转速。

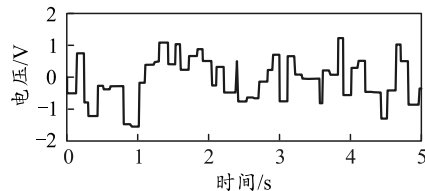


图 4 输入数据  $u$

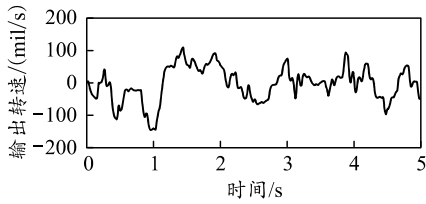


图 5 输出转速

根据获得的输入输出数据，考虑到单位不同，且数据相差太大，所以采取归一化处理，得到 999 组满足神经网络要求的学习数据。将前 700 组数据作为训练数据，后 299 组数据作为验证数据。取  $\eta=0.8$ ,  $\beta=0.14$ , 初始  $w_i$ 、 $c_{ij}$  均为  $[-0.1, 0.1]$  之间的随机小数， $b_i$  的初值均为 0.1，学习迭代次数为 700。图 6 为训练过程中的代价函数轨迹。图 7 分别为学习结果和验证结果。图 8 分别为学习结果误差轨迹和验证结果误差轨迹，其各自的均方根误差指标为 0.013 4、0.021 2。

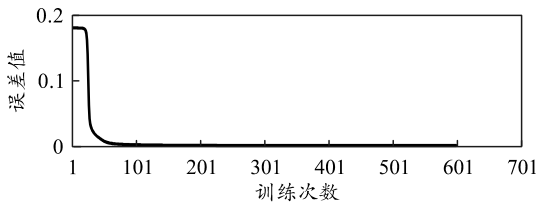
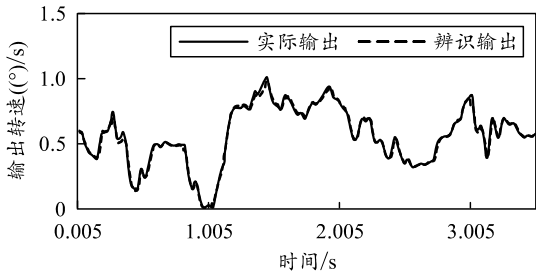
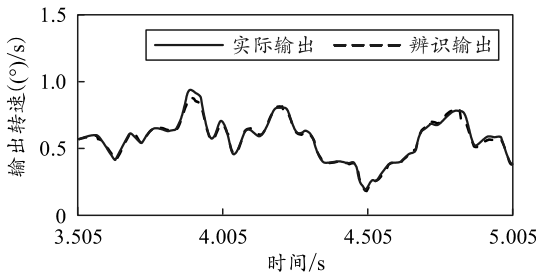


图 6 代价函数轨迹

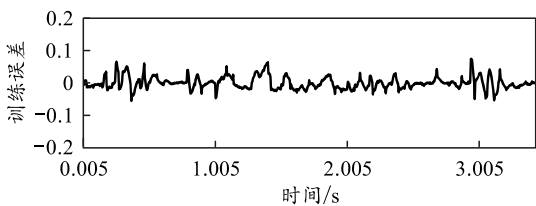


(a) 学习结果

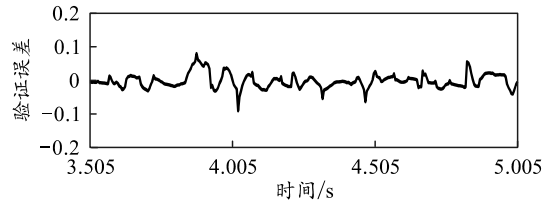


(b) 验证结果

图 7 结果



(a) 学习结果误差轨迹



(b) 验证结果误差轨迹

图 8 误差轨迹

### 1.2 齿隙死区模型

图 9 所示为齿轮啮合示意图。图中： $\theta_i$  为执行电机输出角度位移； $\theta_o$  为炮塔转过角度位移； $K_\alpha$  为刚性系数； $C_\alpha$  为阻尼系数； $2\alpha$  为齿隙； $I$  为传动比； $\tau$  为传递转矩。上述符号在本文中代表的意义一致。

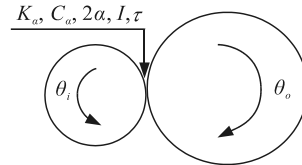


图 9 啮合

死区模型<sup>[10]</sup>如图 10 所示，其公式如下：

$$P(z) = \begin{cases} z - \alpha & z > +\alpha \\ 0 & |z| \leq \alpha \\ z + \alpha & z < -\alpha \end{cases} \quad (19)$$

式中  $z = \theta_i - I\theta_o$ ，由此可获得传统齿隙死区模型如下式所示：

$$\tau = \begin{cases} K_\alpha(z - \alpha) + C_\alpha \dot{P} & z > +\alpha \\ 0 & |z| \leq \alpha \\ K_\alpha(z + \alpha) + C_\alpha \dot{P} & z < -\alpha \end{cases} \quad (20)$$

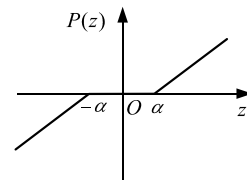


图 10 传统死区模型

由于传统死区模型非连续不可微，所以本文中设计了一个连续可微函数来近似表示死区模型。其表达式如下：

$$P(z) = z - \frac{4}{11} \alpha (1 - e^{-\lambda z}) / (\frac{4}{11} + e^{-\lambda z}) \quad (21)$$

式中： $\lambda=3/\alpha$ ，该式适用于  $z \geq 0$  的情况；当  $z < 0$  时， $P(z) = -P(-z)$ 。已知  $\alpha=0.001 57$  rad，在给定相同输入的情况下，2 种模型比较结果如图 11 所示。可以看出二者非常接近，只在转折点附近存在一定偏差，这说明近似死区模型具备一定的可靠性。

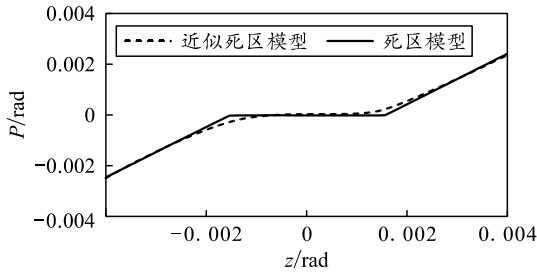


图 11 死区模型对比

将上述近似死区模型代替传统死区模型，得到近似齿隙死区模型为：

$$\tau = K_\alpha \left( z - \frac{4}{11} \alpha (1 - e^{-\lambda z}) \right) / \left( \frac{4}{11} + e^{-\lambda z} \right) + C_\alpha \dot{z} \left( 1 - \frac{60}{121} \alpha \lambda e^{-\lambda z} \right) / \left( \frac{4}{11} + e^{-\lambda z} \right)^2 \quad (22)$$

给 2 个模型相同的正弦输入信号： $z = \alpha \times \sin(\pi/2 \times t)$ ，得到 2 个模型的输出如图 12 所示，误差如图 13 所示。由图 13 可知，误差主要出现在转折点附近，其余位置近似模型可以很好地近似死区模型。

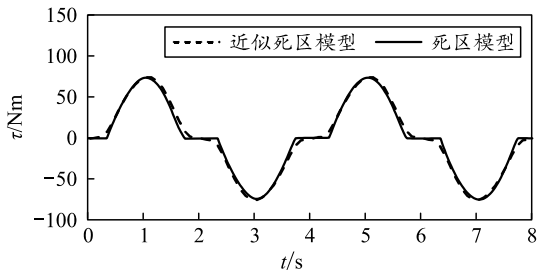


图 12 2 个模型正弦响应比较

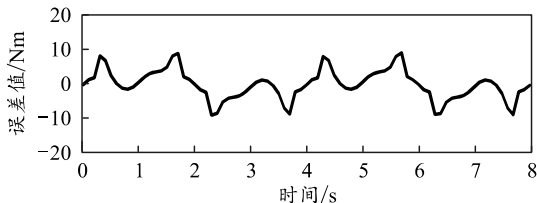


图 13 2 个模型正弦响应误差

### 1.3 炮控系统模型

综上所述，已经获得了调速系统的 RBF 神经网络系统辨识结果以及齿隙死区模型。所以可得到含齿隙的水平向炮控系统的模拟如图 14 所示。图中  $\dot{\theta}_i$  为执行电机输出转速； $\dot{\theta}_o$  为炮塔转速； $J_o$  为炮塔转动惯量； $B_o$  为粘性摩擦系数。

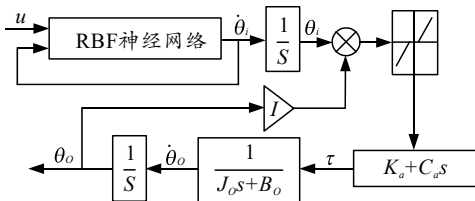


图 14 含齿隙的系统模拟

## 2 控制器的设计

控制过程中，由于给定控制信号后，炮塔的响应需要时间，所以控制信号要实现的功能是保证炮塔在下一采样时刻到来之前的这段时间内转过的角度与车身转过的角度大小相等、方向相反。具体实现方法是预测车身在下一采样时刻的运动速度，控制炮塔在下一采样时刻的速度与预测车身速度大小相等、方向相反。通过使二者速度始终保持大小相等、方向相反，来间接保证二者转过角度大小相等、方向相反，从而实现保持炮塔稳定的目的。由于采样间隔时间并不长，所以需要在得到采样数据后快速给出控制信号。为保证控制的快速性，采用单神经元 PID 控制器。其控制结构如图 15 所示。

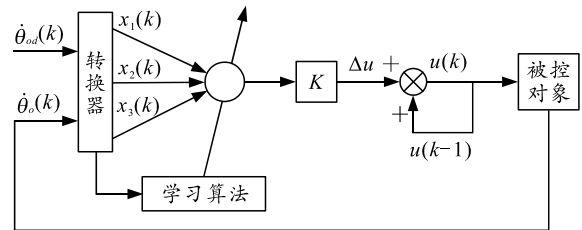


图 15 控制系统结构

图中： $\dot{\theta}_{od}(k)$  为炮塔理想转速； $\dot{\theta}_o(k)$  为控制得到的炮塔实际转速。通过转换器对  $\dot{\theta}_{od}(k)$  和  $\dot{\theta}_o(k)$  进行处理，得到  $x_1(k)$ ， $x_2(k)$ ， $x_3(k)$  为神经元学习的输入，采用增量式 PID，其表达式为：

$$x_1(k) = \dot{\theta}_{od}(k) - \dot{\theta}_o(k) = e(k); \quad (23)$$

$$x_2(k) = e(k)e(k-1) = e(k); \quad (24)$$

$$x_3(k) = e(k) - 2e(k-1) + e(k-2). \quad (25)$$

式中  $K$  为神经元比例系数，大于 0。控制信号的获得根据如下公式：

$$u(k) = u(k-1) + u(k); \quad (26)$$

$$u(k) = K \sum_{i=1}^3 w'_i(k) x_i(k); \quad (27)$$

$$w'_i(k) = w_i(k) / \sum_{i=1}^3 |w_i(k)|. \quad (28)$$

式中  $w_i(k)$  为权系数，通过对其调整可改变控制信号，直至获得可行的控制信号，此即自适应。本文中采用的目标函数为：

$$E_{PID} = (\dot{\theta}_{od} - \dot{\theta}_o)^2 / 2. \quad (29)$$

加权系数的调整由下式完成：

$$w_i(k) = w_i(k-1) + \eta_i \Delta w_i(k). \quad (30)$$

式中  $\Delta w_i(k)$  通过 Hebb 学习和有监督学习结合得到。

根据 Hebb 学习：

$$w_i(k) = u(k-1)x_i(k-1)。 \quad (31)$$

根据有监督学习：

$$w_i(k) = e(k)x_i(k-1)。 \quad (32)$$

将二者结合，使神经元在  $e(k)$  的作用下进行自组织学习，学习算法为：

$$w_i(k) = w_i(k-1) + \eta_i e(k) u(k-1) x_i(k-1)。 \quad (33)$$

### 3 仿真验证

笔者通过数字仿真对控制方法进行验证。仿真所用数据有：调速系统 RBF 神经网络参数  $W = [-0.325 \ 193, 0.146 \ 804, -0.111 \ 312, 1.119 \ 91, -0.015 \ 147 \ 3], C_1 = [0.422 \ 41, 0.099 \ 680 \ 7, 0.060 \ 716 \ 3, 0.660 \ 065, 0.004 \ 781 \ 2], C_2 = [0.076 \ 535 \ 8, 0.251 \ 389, -0.010 \ 609 \ 1, 1.355 \ 31, -0.031 \ 968 \ 6], b = [0.518 \ 2, 0.330 \ 959, 0.209 \ 834, 0.867 \ 503, 0.120 \ 508]$ 。 $K_\alpha = 4.72 \times 10^4 \text{ N}\cdot\text{m}/\text{rad}$ ， $C_\alpha = 5.21 \text{ N}\cdot\text{m}/(\text{rad}/\text{s})$ ， $\alpha = 0.001 \ 57 \text{ rad}$ ， $I = 25$ ， $J_o = 3 \ 900 \text{ kg}\cdot\text{m}^2$ ， $B_o = 2.39 \times 10^4 \text{ N}\cdot\text{m}/(\text{rad}/\text{s})$ 。学习算法及控制信号获取所需参数  $K = 1.1$ ， $\eta_1 = 0.2$ ， $\eta_2 = 0.5$ ， $\eta_3 = 0.8$ 。单神经元 PID 控制器初始权值  $[0.35, 0.2, 0.05]$ 。

由于调速系统神经网络辨识所用数据未包含全部控制电压范围，其调节能力受到一定限制，所以对车身扰动信号也做一定限制，给定车身扰动信号为： $3 \times \cos(\pi/2 \times t)$ ，单位为 $^\circ$ 。通过获取车身在当前采样时刻的速度及加速度，预测其下一采样时刻速度，取反并乘以传动比作为控制器自适应学习的教师信号。

图 16 为炮塔及车身运动情况对比，其中炮塔运动情况作了取反处理。图 17 为二者转过角度误差。由图 16 和 17 可以看出炮塔转过的角度与车身转过的角度始终是同步反向的，且大小几乎一致。在任意时刻二者转过角度的绝对值误差均不超过  $0.000 \ 4 \text{ rad}$ ，即  $0.38 \text{ mil}$ 。这意味着存在扰动的情况下，处于稳定工作状态的坦克打击  $5 \text{ km}$  外的目标，水平方向误差不超过  $2 \text{ m}$ ，打击  $2.5 \text{ km}$  外的目标误差不超过  $1 \text{ m}$ 。

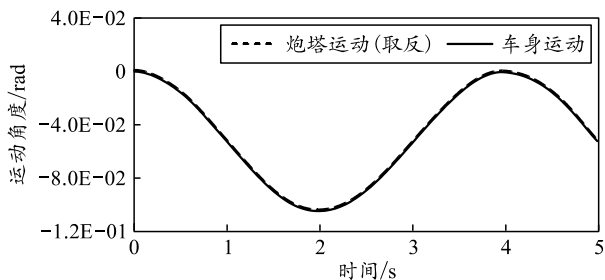


图 16 运动情况对比

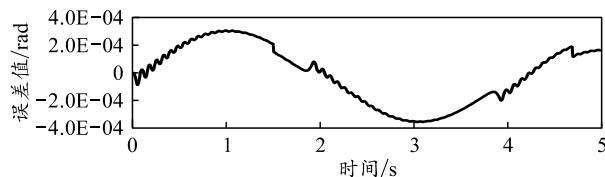


图 17 角度误差

### 4 结论

针对坦克炮控系统稳定控制的问题，首先基于 RBF 神经网络对调速系统完成系统辨识工作，并考虑齿隙影响建立的炮控系统具备足够的精度。RBF 神经网络对非线性的逼近能力得到了充分利用。然后利用单神经元设计的 PID 控制器不仅具备 PID 控制本身结构简单、参数少的优点，而且能够在实现自适应的情况下具备足够的快速性，在极短时间内给出控制命令。最终仿真结果证明本文中所用控制方法足够有效。笔者提出的扰动信号也具有局限性，并不能代表坦克实际遇到的所有情况，但只需扩大调速系统辨识所用数据的涵盖范围，即可在更强的扰动情况下获得足够的稳定性。

### 参考文献：

- [1] 马晓军, 冯亮, 袁东, 等. 坦克炮控系统非线性特性及自适应补偿控制[J]. 火力与指挥控制, 2010, 35(11): 1-5.
- [2] 马晓军, 王福兴, 袁东. 全电式炮控系统非线性特性及其控制策略[J]. 装甲兵工程学院学报, 2011, 25(1): 63-67, 82.
- [3] 王轩. 基于 RBF 神经网络的非线性系统对象辨识[J]. 科技创新与应用, 2020(5): 31-33.
- [4] 赵国峰, 樊卫华, 陈庆伟, 等. 齿隙非线性研究进展[J]. 兵工学报, 2006, 27(6): 1072-1080.
- [5] 王毅, 何朕, 孟范伟. 齿隙系统的建模与自振荡分析[J]. 电机与控制学报, 2017, 21(3): 78-82.
- [6] PSILLAKISH E, ALEXANDRIDISA T. Adaptive neural motion control of n-link robot manipulators subject to unknown disturbances and stochastic perturbations[J]. IEEE proceedings, Control theory and applications, 2006, 153(2): 127-138.
- [7] 曹海舟. 基于神经网络 PID 控制的齿隙非线性研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2009.
- [8] 常天庆, 王钦钊, 张雷, 等. 装甲车辆火控系统[M]. 北京: 北京理工大学出版社, 2020: 145-146.
- [9] 胡继辉, 侯远龙, 高强, 等. 坦克炮控系统神经网络自适应滑模控制方法[J]. 火力与指挥控制, 2018, 43(6): 118-121, 126.
- [10] 马艳玲. 含齿隙环节伺服系统的补偿控制[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2008.