



基于神经网络的弹性连杆机构 振动主动控制¹⁾

宋轶民

(北京工业大学机械工程学院 北京 100022 E-mail: ymsong@btamail.net.cn)

马文贵

(天津纺织工学院自动化系 天津 300160)

张 策

(天津大学机械工程学院 天津 300072 E-mail: cezhang@public.tpt.tj.cn)

摘要 研究基于神经网络的弹性连杆机构振动主动控制方法。介绍了双隐层动态递归神经网络的数学模型,利用实验数据离线设计了神经网络辨识器与神经网络控制器。采用基于神经网络的间接自适应控制策略对弹性连杆机构实施了振动主动控制,机构的动力学品质得到显著改善。实验结果证明了该方法的有效性。

关键词 弹性连杆机构, 振动主动控制, 神经网络, 自适应控制。

ACTIVE VIBRATION CONTROL OF FLEXIBLE LINKAGE MECHANISMS USING NEURAL NETWORKS

SONG Yimin MA Wengui¹ ZHANG Ce²

(School of Mechanical Engineering, Beijing Polytechnic University, Beijing 100022)

(Department of Automation, Tianjin Institute of Textile Engineering, Tianjin 300160)¹

(School of Mechanical Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072)²

Abstract This paper presents an approach to active vibration control of flexible linkage mechanisms based on neural networks. The mathematical model of the dynamic recurrent neural networks (DRNN) with two hidden layers is introduced. Using the experimental data, the neural identifier and the neural controller are designed off-line. The neural networks based indirect adaptive control strategy is realized to control the elastodynamic response of flexible linkage mechanisms actively. The dynamic characteristics of the experimental mechanism are improved significantly. Results of on-line control prove the validity of this method.

Key words Flexible linkage mechanisms, active vibration control, neural

1)国家自然科学基金资助项目(59675004).

networks, adaptive control.

1 引言

采用主动控制方法对弹性连杆机构的动态响应进行控制是机构动力学一个新兴的研究方向,国内外学者对此进行了大量的理论与实验研究.以压电元件为作动器设计弹性连杆机构振动控制系统,采用现代控制论设计最优控制器是其中比较典型的研究途径^[1].然而,由于弹性连杆机构本质上是一个非线性时变动态系统,通过理论分析建立较为准确的动力学模型十分困难.模型的不确定性给控制系统的设计带来了诸多不便,并且直接影响了控制效果.

近年,随着神经网络理论研究的进展,神经网络越来越多地应用于控制领域的各个方面,较好地解决了具有不确定性、非线性、时变和滞后的复杂系统的建模与控制问题^[2].本文将动态递归神经网络引入弹性连杆机构振动主动控制系统,利用实验数据离线设计了神经网络辨识器与控制器,并采用基于神经网络的间接自适应控制策略最终实现了弹性连杆机构振动主动控制,取得了比较理想的减振效果.

2 实验数据采集

文献[3]设计了弹性连杆机构实验装置及其振动主动控制系统,其中曲柄为刚性构件,连杆、摇杆为弹性构件.在弹性构件中点安装片状压电陶瓷 PZT-5H 作为作动器,施加电压信号作为系统的控制输入;同时,在弹性构件上安装电阻应变计作为传感器,测量机构的动态响应.

不失一般性,本文仅以弹性连杆为研究对象.对于曲柄等速回转的弹性连杆机构,将机构的运动周期划分为128等份,利用传感器测取任一时刻机构的应变信号 $Y(k)$,与作动器施加的控制信号 $U(k)$ 一起构成神经网络辨识器与控制器的一个训练样本.采集系统在一个运动周期内的样本数据,构成一个训练样本组.改变系统的控制输入,测取相应的动态响应,即可获得不同的训练样本组.曲柄转速为90rpm 时,本文以正弦、余弦、方波、三角波、锯齿波、随机波等典型信号作为系统的基本控制输入,通过改变控制信号的幅值、相位与谐波阶数,共采集了60组训练样本.

3 动态递归神经网络模型

弹性连杆机构属于典型的非线性时变动态系统,对其辨识与控制必须采用动态神经网络.为此,本文以图1所示的双隐层动态递归神经网络模型(DRNN)设计神经网络辨识器与控制器,以实现基于神经网络的弹性连杆机构振动主动控制.DRNN 的数学模型为^[4]

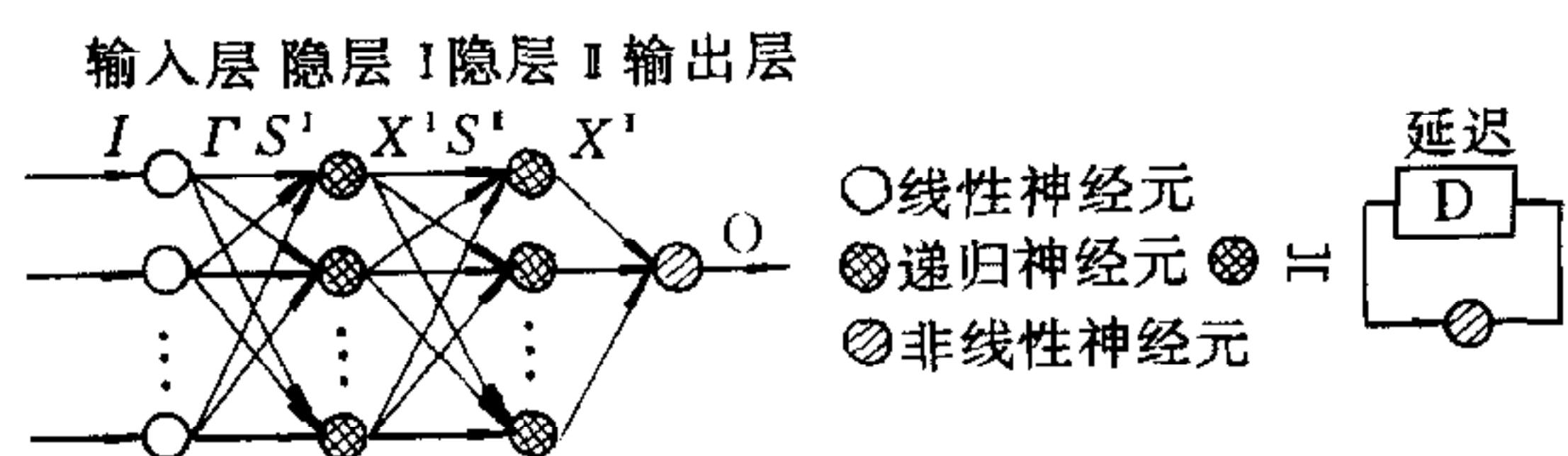


图1 动态递归神经网络模型

$$\Gamma_i(k) = I_i(k), \quad S_j^I(k) = \sum_i W_{ji}^1(k) \Gamma_i(k) + W_j^2(k) X_j^I(k-1), \quad (1), (2)$$

$$X_j^I(k) = f(S_j^I(k)), \quad S_m^{II}(k) = \sum_i W_{mj}^3(k) X_j^I(k) + W_m^4(k) X_m^{II}(k-1), \quad (3), (4)$$

$$X_m^{II}(k) = f(S_m^{II}(k)), \quad O(k) = f\left(\sum_m W_m^5(k) X_m^{II}(k)\right), \quad (5), (6)$$

其中 $\Gamma_i(k)$ 、 $I_i(k)$ 为输入层的输出与输入, $X_j^I(k)$, $S_j^I(k)$, $X_m^{II}(k)$, $S_m^{II}(k)$ 分别为隐层 I 与隐层 II 的输出与输入, W_{ji}^1 , W_{mj}^3 , W_m^5 分别为输入层与隐层 I、隐层 I 与隐层 II、隐层 II 与输出层的连接权值, W_j^2 , W_m^4 分别为隐层 I 及隐层 II 的递归权值, $O(k)$ 为网络输出. 非线性神经元的激励函数取为双曲正切函数, 即

$$f(x) = (1 - e^{-x}) / (1 + e^{-x}). \quad (7)$$

DRNN 的学习误差函数及权值修正算法为

$$E(k) = [O_d(k) - O(k)]^2 / 2, \quad (8)$$

$$W(k+1) = W(k) - \eta(k) \frac{\partial E(k)}{\partial W(k)} + \alpha(k) \Delta W(k), \quad (9)$$

其中 $O_d(k)$ 为期望输出, $W(k)$ 为 DRNN 的任一权值, $\Delta W(k)$ 为该权值的惯性修正项, $\eta(k)$ 、 $\alpha(k)$ 分别学习因子及惯性因子. 由偏导数定理

$$\frac{\partial E(k)}{\partial W(k)} = -[O_d(k) - O(k)] \frac{\partial O(k)}{\partial W(k)}, \quad (10)$$

$$\frac{\partial O(k)}{\partial W_{ji}^1(k)} = \sum_m f'_o W_m^5(k) f'(S_m^I(k)) W_{mj}^3(k) B_{ji}(k), \quad (11)$$

$$\frac{\partial O(k)}{\partial W_j^2(k)} = \sum_m f'_o W_m^5(k) f'(S_m^I(k)) W_{mj}^3(k) A_j(k), \quad (12)$$

$$\frac{\partial O(k)}{\partial W_{mj}^3(k)} = f'_o W_m^5(k) D_{mj}(k), \quad (13)$$

$$\frac{\partial O(k)}{\partial W_m^4(k)} = f'_o W_m^5(k) C_m(k), \quad (14)$$

$$\frac{\partial O(k)}{\partial W_m^5(k)} = f'_o W_m^1(k), \quad (15)$$

其中

$$f'_o = f' \left(\sum_m W_m^5(k) X_m^I(k) \right), \quad (16)$$

$$A_j(k) = f'(S_j^I(k)) [X_j^I(k-1) + W_j^2(k) A_j(k-1)], \quad (17)$$

$$B_{ji}(k) = f'(S_j^I(k)) [\Gamma_i(k) + W_j^2(k) B_{ji}(k-1)], \quad (18)$$

$$C_m(k) = f'(S_m^I(k)) [X_m^I(k-1) + W_m^4(k) C_m(k-1)], \quad (19)$$

$$D_{mj}(k) = f'(S_m^I(k)) [X_j^I(k) + W_m^4(k) D_{mj}(k-1)]. \quad (20)$$

式(17)~(20)均为非线性动态递归方程, 可由零初值条件递推求得.

4 基于神经网络的间接自适应控制

4.1 控制策略

采用基于神经网络的间接自适应控制策略^[2,4],其结构如图2所示。其中,PLANT为非线性动态系统,NNI、NNC为神经网络辨识器与控制器, $Y_d(k)$ 、 $Y(k)$ 、 $Y_m(k)$ 分别为系统期望输出、实际输出与辨识器输出, $U(k)$ 为系统控制输入, $E_c(k)$ 、 $E_m(k)$ 分别表示控制误差与辨识误差,D表示信号延迟。本文首先利用实验数据离线设计神经网络辨识器与控制器。

之后,以离线设计结果作为在线阶段NNI与NNC的初值,通过极小化 $E_c(k)$ 、 $E_m(k)$,最终实现了基于神经网络的弹性连杆机构振动主动控制。

4.2 辨识器 NNI 离线设计

采用串并联辨识与并联辨识两种方法实现辨识器NNI的离线设计,其结构分别如图3(a),(b)所示,NNI的拓扑结构为2—2—2—1。辨识误差及NNI权值修正算法为

$$E_m(k) = \frac{1}{2} [Y(k) - Y_m(k)]^2, \quad (21)$$

$$W_m(k+1) = W_m(k) - \eta_m(k) \frac{\partial E_m(k)}{\partial W_m(k)} + \alpha_m(k) \Delta W_m(k), \quad (22)$$

$$\frac{\partial E_m(k)}{\partial W_m(k)} = -[Y(k) - Y_m(k)] \frac{\partial Y_m(k)}{\partial W_m(k)}, \quad (23)$$

其中 $\frac{\partial Y_m(k)}{\partial W_m(k)}$ 由式(11)~(20)求得。NNI的学习因子及惯性因子分别为

$$\eta_m(k) = \left\| \frac{\partial Y_m(k)}{\partial W_m(k)} \right\|^{-2}, \quad \alpha_m(k) = 0.9, \quad (24), (25)$$

其中 $W_m(k)$ 为NNI的权值向量, $\|\cdot\|$ 为 R^n 空间的欧氏范数。

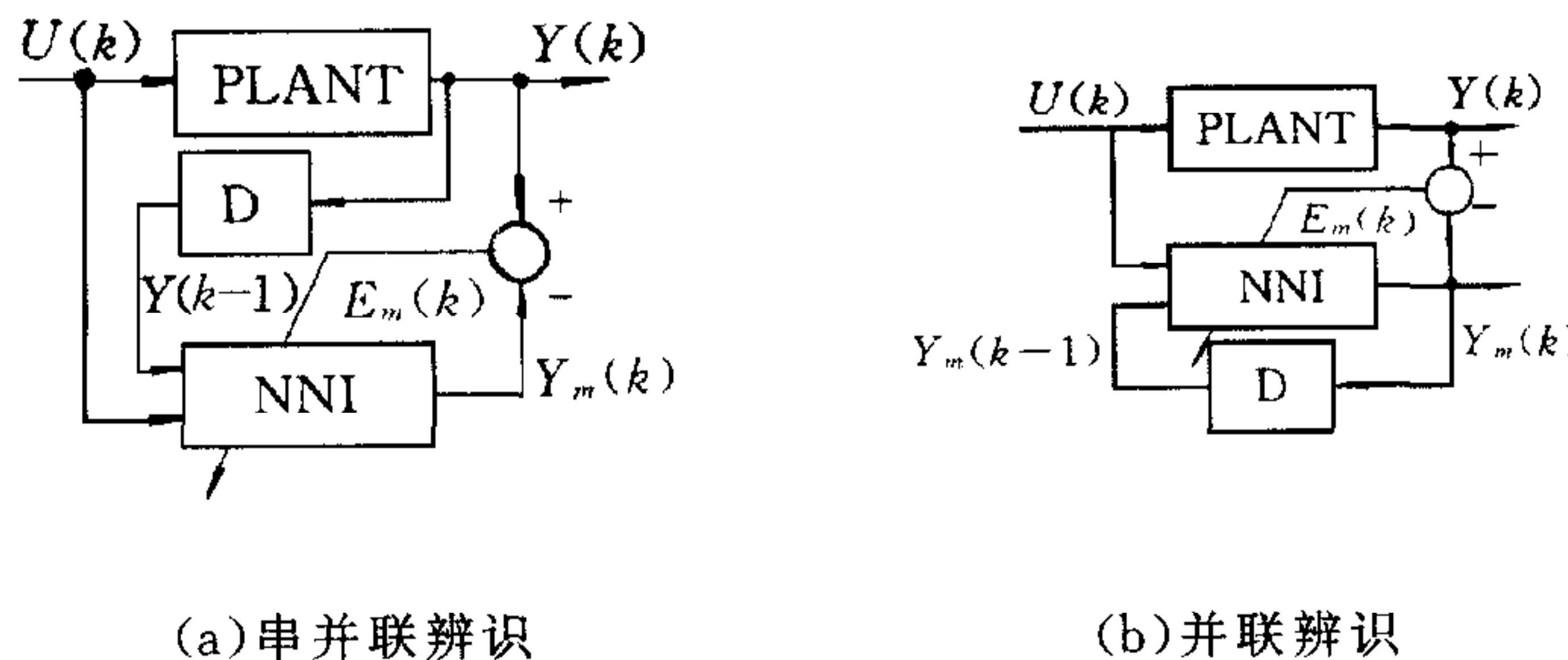


图3 辨识器 NNI 离线设计方法

4.3 控制器 NNC 离线设计

控制器NNC的离线设计方法如图4所示。其中,NNI为离线设计成功的神经网络辨识器,NNC的拓扑结构为3—2—2—1。控制误差及NNC权值修正算法为

$$E_c(k) = \frac{1}{2} [Y_d(k) - Y_m(k)]^2, \quad (26)$$

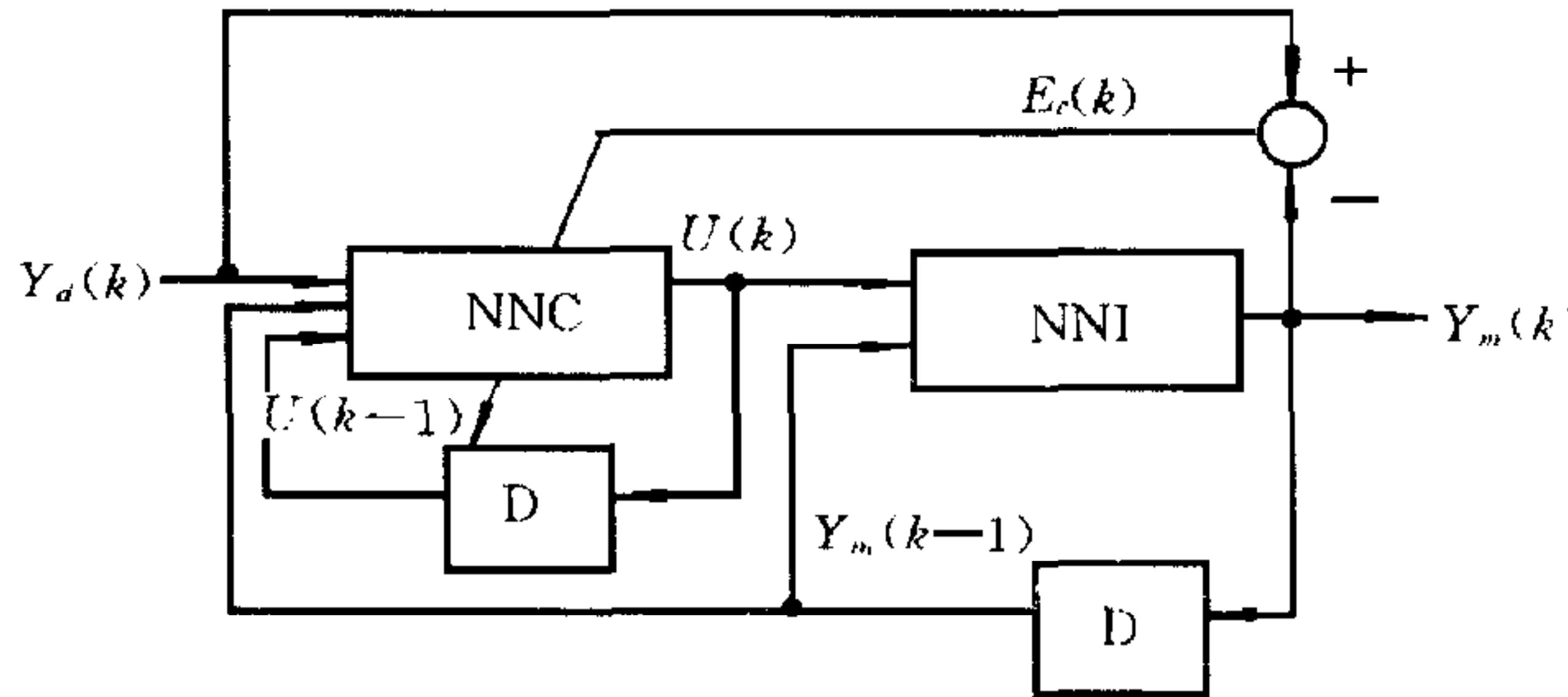


图4 控制器 NNC 离线设计方法

$$W_c(k+1) = W_c(k) - \eta_c(k) \frac{\partial E_c(k)}{\partial W_c(k)} + \alpha_c(k) \Delta W_c(k), \quad (27)$$

$$\frac{\partial E_c(k)}{\partial W_c(k)} = - [Y_d(k) - Y_m(k)] \frac{\partial Y_m(k)}{\partial U(k)} \frac{\partial U(k)}{\partial W_c(k)}, \quad (28)$$

其中 $\frac{\partial U(k)}{\partial W_c(k)}$ 由式(11)~(20)求得, $\frac{\partial Y_m(k)}{\partial U(k)}$ 由 DRNN 数学模型计算得到, 即

$$\frac{\partial Y_m(k)}{\partial U(k)} = \sum_j \sum_m \frac{\partial O(k)}{\partial X_m^1(k)} \frac{\partial X_m^1(k)}{\partial X_j^1(k)} \frac{\partial X_j^1(k)}{\partial I_1(k)}, \quad (29)$$

$$\frac{\partial O(k)}{\partial X_m^1(k)} = f'(\sum_m W_m^5(k) X_m^1(k)) W_m^5(k), \quad (30)$$

$$\frac{\partial X_m^1(k)}{\partial X_j^1(k)} = f'(S_m^1(k)) W_{mj}^3(k), \quad (31)$$

$$\frac{\partial X_j^1(k)}{\partial I_i(k)} = f'(S_j^1(k)) W_{ji}^1(k). \quad (32)$$

NNC 的学习因子及惯性因子分别为

$$\eta_c(k) = \left\| \frac{\partial Y_m(k)}{\partial U(k)} \frac{\partial U(k)}{\partial W_c(k)} \right\|^{-2}, \quad \alpha_c(k) = 0.85, \quad (33), (34)$$

其中 $W_c(k)$ 为 NNC 的权值向量.

4.4 在线控制

在线控制阶段系统的控制误差及 NNC 权值修正算法为

$$E_c(k) = \frac{1}{2} [Y_d(k) - Y(k)]^2, \quad (35)$$

$$W_c(k+1) = W_c(k) - \eta_c(k) \frac{\partial E_c(k)}{\partial W_c(k)} + \alpha_c(k) \Delta W_c(k), \quad (36)$$

$$\frac{\partial E_c(k)}{\partial W_c(k)} = - [Y_d(k) - Y(k)] \frac{\partial Y(k)}{\partial U(k)} \frac{\partial U(k)}{\partial W_c(k)}. \quad (37)$$

由于非线性动态系统模型未知, 故 $\frac{\partial Y(k)}{\partial U(k)}$ 难以精确计算^[2]. 本文利用 NNI 对弹性连杆机构振动主动控制系统进行在线辨识, 当辨识误差 $E_m(k)$ 趋近于零, 即 $Y_m(k)$ 趋近于 $Y(k)$ 时, 必有 $\frac{\partial Y_m(k)}{\partial U(k)}$ 趋近于 $\frac{\partial Y(k)}{\partial U(k)}$, 而 $\frac{\partial Y_m(k)}{\partial U(k)}$ 则可由式(29)~(32)求得.

以文献[3]采用 LQR 方法获得的最优控制结果作为图2中系统期望输出 $Y_d(k)$, 以神经网络的离线设计结果作为在线阶段 NNI 与 NNC 的初值, 通过极小化误差 $E_c(k)$, $E_m(k)$, 最终实现了基于神经网络的弹性连杆机构振动主动控制. 曲柄转速为 90rpm 时,

控制前、后机构的动态响应分别如图5中曲线1、2所示。显然,弹性连杆机构的动力学品质已显著改善,机构应变峰值降低了50%左右,明显优于国外实验研究所取得的10%~20%的减振效果^[5]。压电作动器上施加的控制电压信号如图6所示。需要指出的是,图6中所施加的控制电压信号已经接近了压电陶瓷(PZT-5H)的极限承受能力(±500V)。随着国产压电元件制造技术的不断改进,采用这种基于神经网络的间接自适应控制方法,有望对转速更高、振动更为剧烈的弹性连杆机构实施有效的控制。

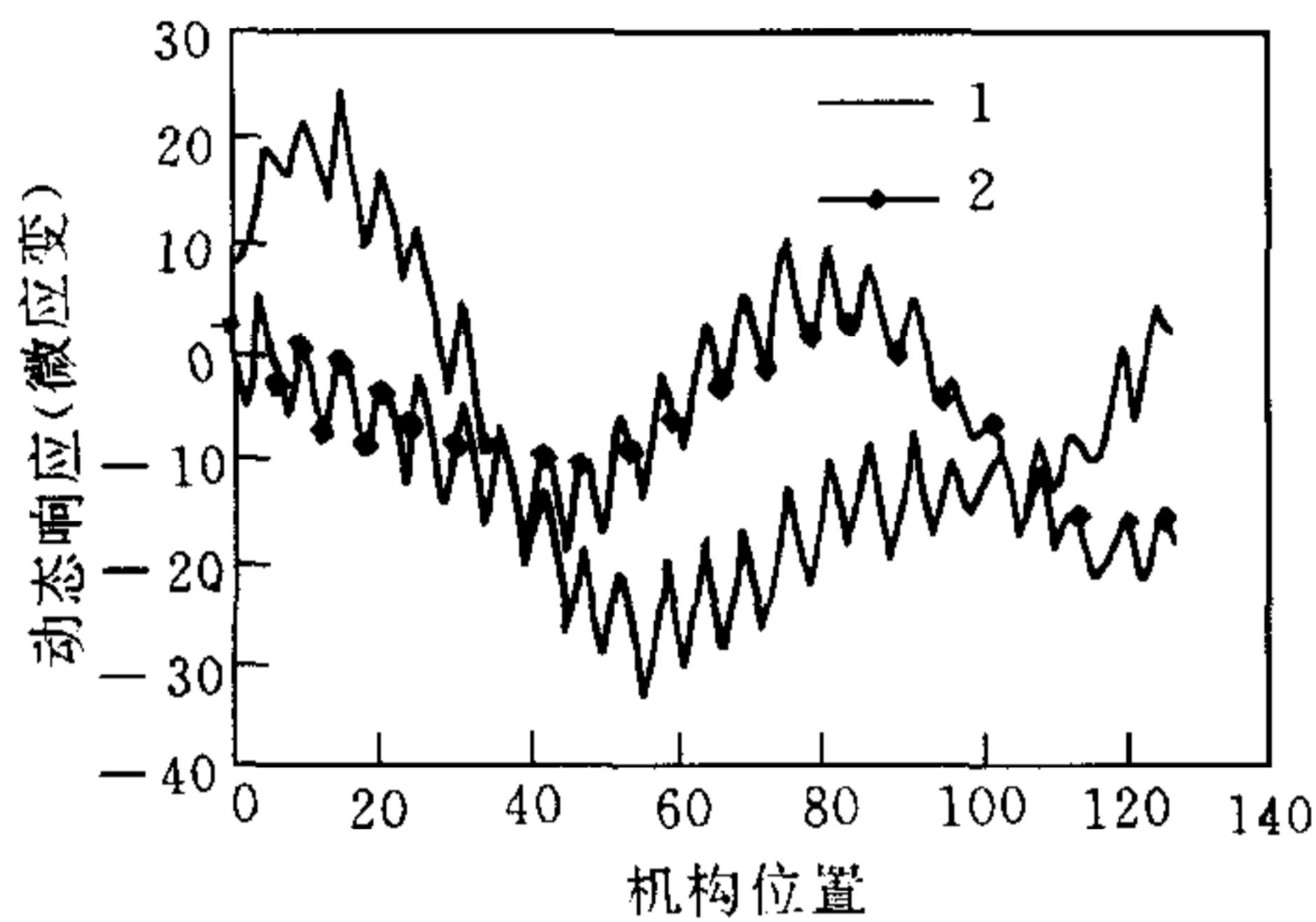


图5 控制前后机构的动态响应

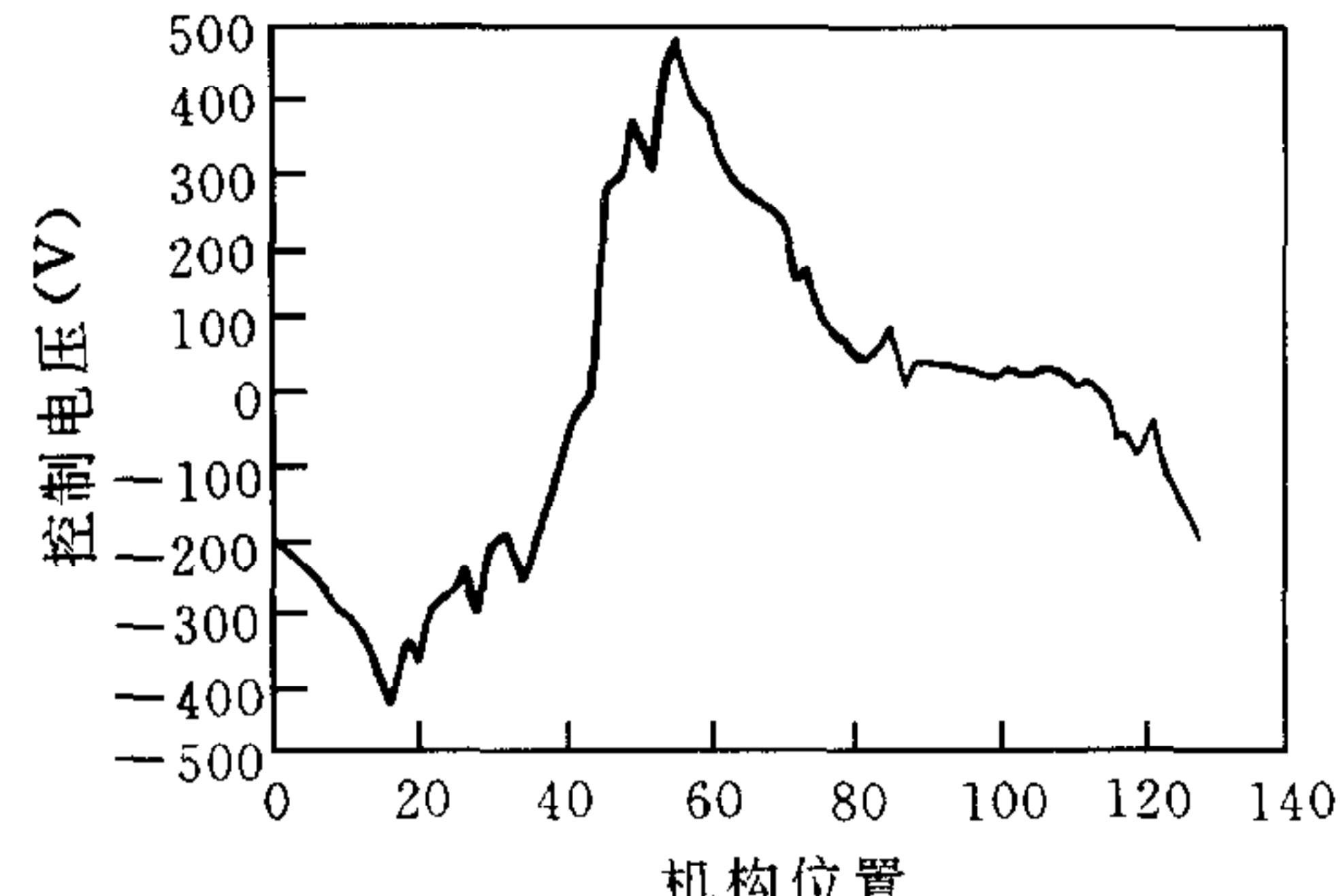


图6 施加的控制电压信号

5 结论

本文将动态递归神经网络引入弹性连杆机构振动主动控制系统,利用实验数据离线设计了神经网络辨识器与神经网络控制器,并采用基于神经网络的间接自适应控制策略最终实现了基于神经网络的弹性连杆机构振动主动控制。施控后,弹性构件输出点的应变峰值降低了50%左右,机构的动力学品质显著改善。实验结果证明这种控制方法是十分有效的。

参 考 文 献

- 1 Sung C K, Chen Y C. Vibration control of the elastodynamic response of high-speed flexible linkage mechanisms. *ASME Journal of Vibration and Acoustics*, 1991, **113**(1): 14~21
- 2 周其节,徐建闽.神经网络控制系统的研究与展望.控制理论与应用,1992,**9**(6):569~577
- 3 唐力伟.弹性连杆机构动态响应主动控制的理论与实验研究[学位论文].天津:天津大学,1996
- 4 宋轶民.基于神经网络的弹性连杆机构振动主动控制理论、方法与实验研究[学位论文].天津:天津大学,1999
- 5 Thompson B S, Tao X. A note on the experimentally-determined elastodynamic response of a slider-crank mechanism featuring a macroscopically-smart connecting rod with ceramic piezoelectric actuators and strain gage sensors. *ASME Journal of Machine Elements and Machine Dynamics*, 1994, **171**: 63~69

宋轶民 1971年生,北京工业大学机械工程博士后。目前主要研究方向为弹性机构振动主动控制、神经网络、柔性机器人控制等。

马文贵 1938年生,天津纺织工学院自动化系教授、研究生导师。曾参与我国多种型号飞机控制系统的设计,目前主要研究方向为最优控制与智能控制等。

张 策 1941年生,天津大学机械工程学院院长、教授、博士生导师,国际机构与机器理论协会(IFToMM)中国委员会主席。目前主要研究方向为机构学、机器动力学、智能控制等。