

Optimization and Online Modeling of Structural Vibration Based on Intelligent Control Algorithms

LIU Jianjun¹, XIA Kaiquan¹, ZHU Caixia²

1. Division of Engineering Mechanics, China Electric Power Research Institute, Beijing, China

2. College of Computer Science & Technology, Harbin Engineering University, Harbin, China

e-mail: lionsking@163.com, jj.zcx@163.com

Abstract: Due to the inherent nonlinear nature and uncertainty of semi-active control system based on magnetorheological (MR) damper, an improved back-propagation (BP) algorithm is proposed, which divides the actual structure model into a mechanism model part and a time-varying error model part. By means of training off line and modifying on line, an inverse model of MR damper and the intelligent control system based on the improved BP algorithm are acquired. It can be used to predict the damping force of MR damper and eliminate the influence of time-delay. Theoretical analysis and numerical simulations show that the intelligent control system can efficiently reduce the structure responses induced by earthquake and have good performance of adaptive tracking target and resistance to disturbances.

Keywords: magnetorheological (MR) damper; intelligent control; neural network; time-delay; inverse model

基于智能控制算法的结构振动在线建模与优化

刘建军¹, 夏开全¹, 朱彩霞²

1. 中国电力科学研究院工程力学研究所, 北京, 中国, 100055

2. 哈尔滨工程大学计算机与软件学院, 哈尔滨, 中国, 150001

e-mail: lionsking@163.com, jj.zcx@163.com

【摘要】针对磁流变(MR)阻尼器动力学特性的复杂性和结构控制体系的高度非线性,提出了一种BP网络误差跟踪辨识结构,将真实结构模型分为两部分,分别采用两个BP网络训练和辨识。并针对控制中极易出现的时滞问题,设计了可以在线跟踪补偿的智能控制器。最后结合半主动控制理论设计了新型的智能控制算法和磁流变逆向辨识模型。仿真结果表明,该方法设计的智能控制系统不仅可有效辨识结构控制体系和MR阻尼器的动力学特性,减小结构的地震反应,而且具有良好的鲁棒性、稳定性、并可有效减小时滞影响。

【关键词】磁流变(MR)阻尼器;智能控制;神经网络;时滞;逆向模型

1 引言

结构的半主动控制及其装置是国际上近年来研究的一个热点,它通过动态改变结构参数达到结构减振的目的,具有出力大、所需能源小、可适时调节等优点,克服了主动控制的能量输入问题,具有良好的控制效果。近年来,磁流变液(MRF)等智能驱动材料的发展为半主动控制装置的研究开辟了更广阔的应用天地。在磁场的作用下,MRF能在很短的时间(10ms)内由自由流动的牛顿流体变成Bingham半固体,使它具有较强的屈服强度,并且这种变化是连续、迅速、可逆的,从而成为当前最有前途的智能材料之一^[1]。

目前,对磁流变液的研究主要集中在MRF的应用上,对磁流变液的流变机理尚缺乏明确的物理解释,国内外学者基于试验分析和理论推导建立起来的动力学模型比较复杂,而且由于缺少对动态稳定性的深入分析,控制过程中由于MR作动器屈服力滞后带来的负面影响不容低估^[2]。此外,由于结构控制系统的高度非线性和地震作用力的不确定性,使得控制系统的实际工程应用面临许多技术难题,由于缺乏对控制系统的精确数学模型描述,很难采用有效的控制算法保证其控制过程中的动态稳定性和鲁棒性^[3]。

近年来,随着MR半主动控制的广泛研究与应用,已有多种控制算法相继引入^[4],但这些算法都需要精确

的数学模型为基础，因此很难保证控制系统的稳定。随着计算技术的飞速发展，智能控制算法的出现和应用为结构控制的工程实践带来美好的发展契机^[5]，由于智能控制算法不需要对模型的精确数学解析，可处理非线性问题，有很强的鲁棒性和稳定性，易于实现离线训练与在线寻优相结合。由新型智能材料与人工神经网络等智能算法相结合的智能控制系统正逐渐在结构控制领域发挥其巨大的优越性。

2 神经网络的跟踪辨识

建立被控结构模型是振动控制设计的第一步。只有在准确模型的基础上，根据振动控制设计要求选择适当的作动器和控制算法，才能保证系统设计质量^[6]。在实际结构振动控制中，建立一个准确被控结构模型并非易事，因为真实结构可以表达为：

真实结构模型 = 机理模型 + 修正模型(误差扰动)

由于结构控制系统体系复杂，时间、空间上的强非线性以及地震作用下的各种不确定性，必将导致控制过程中的模型失稳，要达到理想的抗震效果，必须合理确定误差扰动在地震过程中的影响。

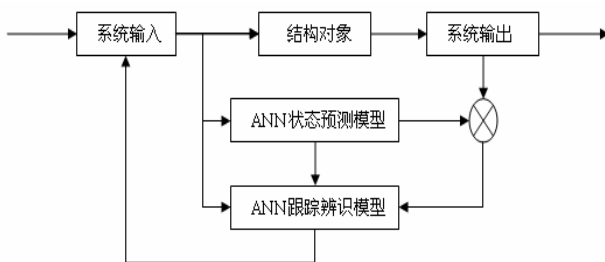


Figure 1. The tracking identification structure

图 1. 新型神经网络辨识结构示意图

为此，可采用人工神经网络的方法，对结构系统的非线性特性进行有效地辨识。由于神经网络具有良好的自学习、自适应、自组织和联想记忆功能，便于信息的分布存储和并行协同处理，可有效处理非线性映射问题，在结构控制中有很强的容错性和鲁棒性。但是单一神经网络在辨识过程中往往存在收敛速度慢、鲁棒性差、和易于陷入局部最小等缺陷，在外部干扰的作用下常会有很大的辨识误差^[7]。因此，本文在总结前人经验的基础上提出了一种新型的神经网络误差校正机制，如图 1 所示，该方法由一个正系统模型、一个逆系统模型和未知对象一起构成闭环学习回

路。其中，ANN 状态预测模型为正系统，可事先离线训练好，以此模拟结构对象在无外扰动时的机理模型；ANN 跟踪辨识模型为逆系统，它通过在线训练，实时校正扰动误差，从而大大提高被辨识对象的可靠度，增强了容错的能力，同时保证了在线辨识的速度。

3 智能控制系统的设计

对于在地震作用下 n 个自由度受控结构体系的运动方程为：

$$M\ddot{x}(t) + C\dot{x}(t) + Kx(t) = Eu(t) + F\ddot{u}_g(t) \quad (1)$$

式中： M 、 C 、 K 分别为被控结构体系的 $n \times n$ 维质量矩阵，阻尼矩阵和刚度矩阵； $x(t)$ 为结构体系相对于地面的 $n \times 1$ 位移反应列向量； $\ddot{u}_g(t)$ 为地震加速度输入， $F=M\{I\}$ ($\{I\}$ 为单位 n 维列向量)； $U(t)$ 为 $m \times 1$ 维控制力向量 (m 为控制装置数目)， E 为 $n \times m$ 维控制装置位置矩阵。

将上式系统运动方程写入状态空间，为：

$$\dot{z}(t) = Az(t) + Bu(t) + W\ddot{u}_g(t) \quad (2)$$

式中： $z(t)$ 为 $2n$ 维状态反应列向量； A 为 $2n \times 2n$ 维系统矩阵； B 为 $2n \times m$ 维控制装置位置指示矩阵； W 为表示地震作用的 $2n \times 1$ 维输入向量，其它符号同前。

$$z(t) = \begin{bmatrix} x(t) \\ \dot{x}(t) \end{bmatrix} \quad A = \begin{bmatrix} 0 & I \\ -M^{-1}K & -M^{-1}C \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$B = \begin{bmatrix} 0 \\ M^{-1}E \end{bmatrix} \quad W = \begin{bmatrix} 0 \\ -\{I\} \end{bmatrix}$$

若控制系统存在一个时间为 τ 的时间滞后，则在 t 时刻产生的最优控制力为 $u(t - \tau)$ ，于是系统的状态方程 (2) 变为：

$$\dot{z}(t) = Az(t) + Bu(t - \tau) + W\ddot{u}_g(t) \quad (4)$$

由于时间滞后 τ 的存在，将使控制系统产生的控制力不能满足实际过程中的最优化条件，结果必将使系统的控制效果下降，同无时间滞后的理想条件相比，结构响应增大，并导致控制装置产生的控制力的不准确。为此，可采用本文提出的神经网络方法对时滞效应进行在线补偿，如图 2 所示，为磁流变阻尼器智能控制系统示意图，在该系统中，共采用三个神经网络模型分别对结构体系中的动力响应识别和模拟。其中，状态预测模型为离线训练，通过对大量数据精确辨识模拟真实结构系统的机理模型，跟踪辨识模型为在线补偿器，可随时感应环境变化和输出误差，并进行实时在线修正，由于预测模型事先训练好，所以可节约大量的在线计算时间，控制执行过程中只需对一个

神经网络结构在线训练，尤其适用于大震过程中。

另外，由于 MR 液的正向和逆向的变化速率都很快，因此基于 MR 阻尼器实现对结构的半主动控制时时滞很少，故它比其它电磁或机械式阀控制的阻尼器有更好的控制效果和更高的控制品质。显然以往的双态控制无法充分发挥 MR 阻尼器的优越性能，本文基于神经网络智能控制的思想，采用全态控制方法，通过神经网络逆向辨识模型，随时跟踪最优控制力可有效实现 MR 阻尼器的全程优化控制。控制策略如下：

$$F(x,v) = \begin{cases} F_{\max} & |F_{\max}| \geq |u_{\max}| \\ u & |F_0| \leq |u| \leq |F_{\max}| \\ F_0 & |F_0| \geq |u_{\min}| \end{cases} \quad (5)$$

其中， $F(x,v)$ 为磁流变阻尼器在位移和电压信号下施加的阻尼力， F_{\max} 和 F_0 分别为驱动电压置为最大和零时的阻尼力出力值。

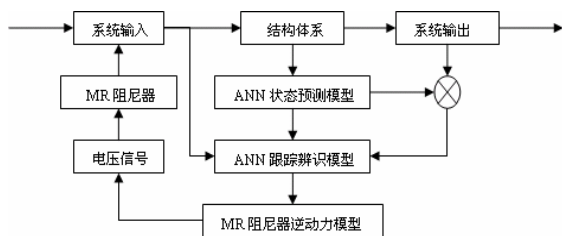


Figure 2. The intelligent control system

图 2. 结构智能控制系统示意图

4 仿真算例

本文现结合一个底层安装磁流变阻尼器的三层剪切型结构，进行仿真分析该智能控制系统有效性，并与基于线性二次型最优控制（LQR）的半主动 Bang-Bang 控制方法进行比较，模型结构如图 3 所示。

结构参数如下：

$$M = \begin{bmatrix} 196 & & \\ & 196 & \\ & & 196 \end{bmatrix} \quad (N)$$

$$C = \begin{bmatrix} 63.724 & -24.597 & 0 \\ -24.597 & 63.724 & -24.597 \\ 0 & -24.597 & 38.192 \end{bmatrix} \quad (Ns/m)$$

$$K = \begin{bmatrix} 17144 & -8572 & 0 \\ -8572 & 17144 & -8572 \\ 0 & -8572 & 8572 \end{bmatrix} \quad (N/m)$$

为检验改进神经网络结构对结构控制系统非线性

辨识的有效性，算例中分别采用三种地震波输入，分别为：地震波主要选用 El-centro 波(NS)、天津波(NS)和迁安波(NS)，磁流变阻尼器为 MRF-04K 型，最大出力值为 20kN。考虑到时滞效应的影响，分别按无时滞和有 0.1s 时滞两种工况输入。

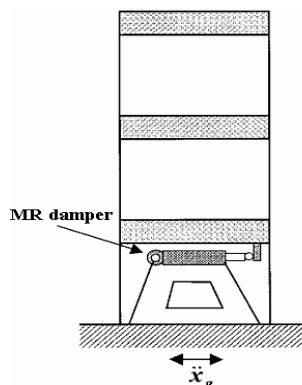


Figure 3. The structure model

图 3. 结构模型示意图

仿真分析结果如图 4-9 所示，其中图 4 所示为 El-centro 波 (NS) 作用下，结构系统的单一神经网络离线辨识效果，图 5 所示为天津波作用下，原有单一神经网络的在线辨识效果与理想值的比较，图 6 和图 7 所示分别为改进的 BP 网络结构对天津波和迁安波的理想辨识效果，图中误差单位均为毫米。由此可以看出，由于结构系统的强非线性和地震力的不可预估性，采用单一神经网络离线训练的方法难以取得良好的控制效果，但新型的改进算法却可以解决这一难点。

图 8 和图 9 所示，分别为 El-centro 波 (NS) 作用下，考虑时滞效应影响时的控制效果对比，由图中可以看出，由于这种改进的 BP 网络结构采用离线训练和在线修正相结合的方法，大大缩短了在线计算的时间，同时提高了原有离线的工作效率，通过控制过程中的状态实时监测，随时补偿控制过程中的时滞效应损失，可以取得良好的控制效果。

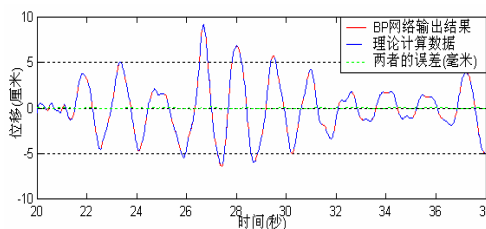


Figure 4. Simulation curves on of the single BP network

图 4. 用 El_Centro (NS) 波验证训练好的 BP 网络

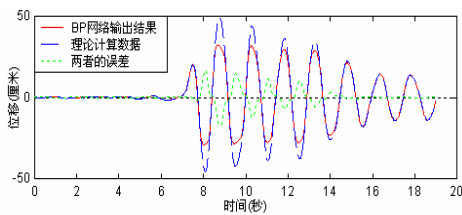


Figure 5. Simulation curves of the single BP network under another earthquake excitation

图 5. 用 Tianjin 波验证训练好的 BP 网络

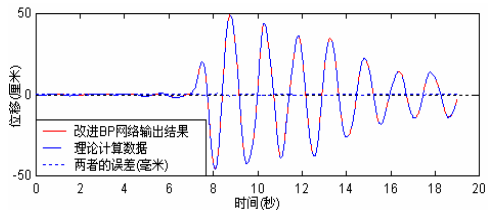


Figure 6. Simulation curves of the improved BP network under excitation of Tianjin wave

图 6. 用 Tianjin 波验证新型的 BP 网络

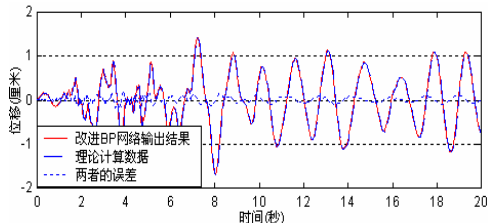


Figure 7. Simulation curves of the improved BP network under excitation of Qianan wave

图 7. 用 Qianan 波验证训练好的新型 BP 网络

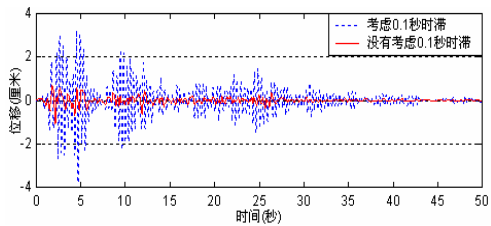


Figure 8. Simulation curves of time-delay efficiency

图 8. 考虑 0.1 秒时滞的顶层位移影响

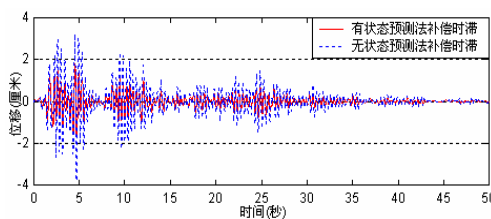


Figure 9. The comparative history of improved BP algorithm and LQR algorithm with 0.1s delay

图 9 采用新型状态预测补偿时滞的顶层位移效果

5 结论

由以上理论分析和仿真算例可以看出，本文中所提出的改进 BP 结构，以及基于此而设计的智能结构控制系统具有很好的控制效果，主要意义有：

(1) 这种新型的神经网络结构可有效辨识结构控制系统的强非线性和地震力的不可预估性，便于神经网络的实际工程应用；

(2) 新型神经网络结构的设计可以有效辨识 MR 阻尼器的动力学特性，为实现磁流变阻尼器的全态控制奠定了基础；

(3) 新型神经网络结构通过在线补偿器可有效消除时滞的影响，保证控制系统良好的稳定性和鲁棒性能。

References (参考文献)

- [1] Spencer B. F. Jr., Dyke S.J., Sain M.K., et al. Phenomenological model for magnetorheological dampers [J]. Journal of Engineering Mechanics-ASCE, 123(3): 230-238, 1997.
- [2] Yang G., Spencer B. F. Jr., Jung H. J., et al. Dynamic modeling of large-scale magnetorheological damper systems for civil engineering applications [J]. Journal of Engineering Mechanics-ASCE, 130(9): 1107-1114, 2004.
- [3] Chang C C, Zhou L. Neural network emulation of inverse dynamics for a magnetorheological damper [J]. Journal of Structural Engineering-ASCE, 128(2): 23-239, 2002.
- [4] Jansen Laura M., Dyke Shirley J. Semiactive control strategies for MR dampers [J]. Journal of Engineering Mechanics-ASCE, 126(8): 795-803, 2000.
- [5] Wang D. H., Liao W. H. Modeling and control of magnetorheological fluid dampers using neural networks [J]. Smart Materials and Structures, (14): 111-126, 2005.
- [6] Jung H. J., Lee H. J., Yoon W. H., et al. Semi-active neurocontrol for seismic response reduction using smart damping strategy [J]. Journal of Computing in Civil Engineering-ASCE, 18(3): 277-280, 2004.
- [7] Yoshioka H., Ramallo J. C., Spencer B. F. Jr. "Smart" base isolation strategies employing magnetorheological dampers [J]. Journal of Engineering Mechanics-ASCE, 128(5): 540-551, 2002.
- [8] Xia P Q. An inverse model of MR damper using optimal neural network and system identification [J]. Journal of Sound and Vibration, (266): 1009-1023, 2003.
- [9] Yang G. Large-scale magnetorheological fluid damper for vibration mitigation: modeling, testing and control [D]. Notre Dame: Department of Civil Engineering and Geological Sciences, University of Notre Dame, Notre Dame, Indiana. 2001.
- [10] Li H N, Chang Z G. Intelligent algorithm based semi-active control for structures [A]. In: Proceedings of the 5th World Conference on Intelligent Control and Automation [C]. Hangzhou, P. R. China, 2004, 2428-2432.
- [11] Jin Gang, Sain Michael K., Pham Khanh D. Modeling of MR-dampers: a nonlinear blackbox approach [A]. In: Proceedings of the American Control Conference [C]. Arlington, VA, 2001(1): 429-434.