

文章编号: 0253-2239(2010)04-0911-06

基于神经网络的自适应光学系统变形镜 控制电压预测方法

颜召军^{1,2,3} 李新阳^{1,2}

¹ 中国科学院光电技术研究所自适应光学研究室, 四川 成都 610209
² 中国科学院自适应光学重点实验室, 四川 成都 610209; ³ 中国科学院研究生院, 北京 100049

摘要 介绍了在校正大气湍流畸变波前像差的自适应光学系统中, 基于神经网络技术对变形镜控制电压进行预测以减少自适应光学系统中时间延迟误差的方法。对受横向风影响的大气湍流畸变波前数据, 利用数值仿真方法, 研究了基于二阶学习算法的二层反向传播(BP)神经网络对自适应光学系统变形镜控制电压进行超前预测的方法, 讨论了回溯帧数及学习速率对预测效果的影响, 并与采用最小递归二乘(RLS)算法预测时的效果进行了比较。对比结果表明, 基于二阶学习算法的二层 BP 神经网络预测方法比基于 RLS 算法的预测方法能更有效地降低系统由伺服延迟引起的误差。

关键词 自适应光学; 预测; 神经网络; 变形镜控制电压; 最小递归二乘算法

中图分类号 O437; TP273.2 **文献标识码** A **doi:** 10.3788/AOS20103004.0911

Neural Network Prediction Algorithm for Control Voltage of Deformable Mirror in Adaptive Optical System

Yan Zhaojun^{1,2,3} Li Xinyang^{1,2}

¹ The Laboratory on Adaptive Optics, Institute of Optics and Electronics, Chinese Academy of Sciences, Chengdu, Sichuan 610209, China
² The Key Laboratory on Adaptive Optics, Chinese Academy of Sciences, Chengdu, Sichuan 610209, China
³ Graduate University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

Abstract To reduce the servo lag error in adaptive optics to correct the atmosphere turbulence distortion, a kind of neural network prediction algorithm to predict the control voltage of deformable mirror is proposed. The two-layer back propagation neural network prediction method with second-order learning algorithm used to predict the voltage of deformable mirror in advance is studied through numerical simulation, based on the atmospheric turbulence wavefront data influenced by transversal wind. The look-back frame and learning-rate parameter influencing the prediction effect is discussed. The residual error of the adaptive optic system is calculated with neural network prediction algorithm and recursive least-square (RLS) algorithm. The results show that the residual error caused by servo lag in the system is reduced more effectively using the neural network prediction algorithm than using the RLS prediction algorithm.

Key words adaptive optics; prediction; neural network; control voltage of deformable mirror; recursive least-square (RLS) algorithm

1 引言

自适应光学(AO)系统是利用变形镜来实时校正大气湍流的伺服系统^[1], 而且是一类时间延迟的系统, 通常延迟时间为 2~3 个采样周期^[1~3]。系统延迟主要是由波前探测器(WFS)数据采集时间延迟, 读

出 WFS 延迟, 波前计算和复原计算延迟, 控制运算延迟, 伺服延迟等原因引起的。目前 AO 系统中采用的经典控制, 如纯积分或比例积分微分控制, 系统的有效带宽只有(CCD)帧频的 1/30~1/20, 闭环带宽只有 CCD 帧频的 1/10 左右^[1]。虽然利用相位补偿技术和

收稿日期: 2009-01-12; 收到修改稿日期: 2009-06-08

作者简介: 颜召军(1983—), 男, 硕士研究生, 主要从事自适应光学技术方面的研究。E-mail: yzhaojun55@126.com

导师简介: 李新阳(1971—), 男, 博士, 研究员, 主要从事自适应光学技术方面的研究。E-mail: xyli@ioe.ac.cn

自适应控制技术在一定程度上改善了系统的控制性能,但是仍然没有从根本上解决时间延迟问题。时间延迟极大地限制了系统的性能。

预测技术可以减小系统的伺服延迟,从而改善系统的控制效果。应用预测技术的前提是大气必须是可预测的。Aitken 和 McGaughey^[3]指出大气的统计特性符合布朗运动,其 Hurst 参数为 5/6,且大气通过望远镜或哈特曼传感器是一种空间线性滤波。根据该理论可知,大气是可预测的。国际上很多学者都对自适应光学控制系统预测控制技术进行了研究:Jorgenson, Aitken 和 Montera 等^[4~7]采用神经网络预测技术预测波前斜率;Michael Lloyd-Hart 和 Patrick McGuire^[8,9]主要关注开环大气的区域预测斜率算法研究;张秀娟等^[10]对复原电压预测大气湍流畸变波前方法进行了研究。故提出利用

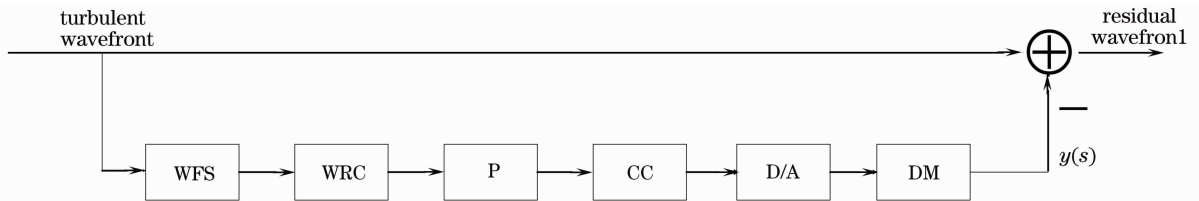


图 1 自适应光学系统预测控制结构示意图

Fig. 1 Adaptive optic system with the prediction controller

以测量波前斜率为基础的波前传感器只能直接测量出各子孔径的波前平均斜率数据,为了将波前传感器所测量的斜率转化为复原电压,需要采用一定的波前复原算法,这里采用的是直接斜率波前复原算法^[11,12]:

$$V = R^+ g, \quad (1)$$

其中 V 是复原电压; R 为变形镜到哈特曼传感器的斜率响应矩阵,可由实验测得, R^+ 是 R 的伪逆矩阵,满足 $R^+ R = I$; g 是需要校正的波前像差的斜率测量值。

根据泰勒冻结湍流假设,在某个非常短的时间内大气湍流的相对空间结构保持不变,光波路径上湍流介质的变化是由横向风的吹动所致。因此,由某一子孔径以及周围子孔径的历史波前来预测该子孔径将来时刻的波前是非常有意义的。由于这种二维预测方式引入了周围子孔径的信息,与单维预测方式,如模式预测相比,包含特定风向的信息比较多,理论上,这种二维的预测方式应该比单维预测方式更有优势^[9]。

由直接斜率波前复原算法可知,复原电压和测量波前之间存在线性变换关系,因此可以直接对复原电压进行预测。通常波前斜率数据量是变形镜驱

神经网络技术对自适应光学系统的变形镜控制电压进行预测,以提高预测效果。

2 自适应光学预测控制基本原理

一个典型的对控制电压进行预测的自适应光学控制系统结构如图 1 所示。WFS 探测得到的波前通过波前复原计算(WRC)得到复原电压,复原电压通过预测器(P)和控制器(CC)得到控制电压,控制电压经过数模转换(D/A)得到驱动变形镜的控制电压。不进行预测时,复原后的变形镜控制电压直接进行校正。由于从探测到校正的整个控制过程中会产生大约 2~3 个采样周期的时间延迟,直接控制会产生较大的时间延迟误差。采用预测技术可以部分克服时间延迟的影响。重点研究变形镜控制电压预测器 P 的实现。

动器电压数据量的两倍,对斜率数据进行预测计算需要的数据量非常大,因而计算花费的时间比较长,受传感器扰动也非常大。通过波前复原算法后,变形镜的驱动电压变化比较平缓,受传感器噪声的影响也减少了,有利于得到比较稳定的预测控制效果。采用的哈特曼传感器为 54 个子孔径,驱动器为 61 单元,呈六边形排布,如图 2 所示,四周的 6 个驱动器和中心的 1 个驱动器不参与控制,所以有效驱动器为 54 个。

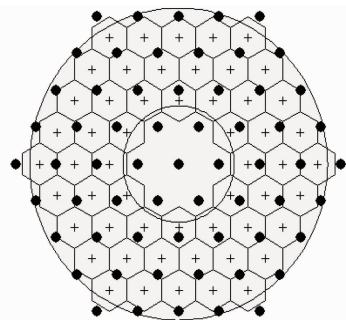


图 2 61 单元变形镜驱动器和哈特曼传感器子孔径排布
Fig. 2 Configuration of actuators of the 61-element deformable mirror and subapertures of Shack-Hartmann sensor

3 自适应光学系统中变形镜控制电压预测算法

3.1 控制电压预测的基本原理

复原电压预测主要利用每个驱动器本身及周围驱动器的历史电压向量来预测该驱动器将来某时刻的电压。通常自适应光学系统存在 2~3 个采样周期的时间延时^[1,2,10,12]。这种情况下,从波前传感器探测波前斜率到将计算出的电压加到变形镜上产生校正作用,要延迟 2~3 个采样周期,校正电压与扰动电压间的时间延迟造成较大的控制残差。在预测控制算法中,利用变形镜各个驱动器的历史电压预测驱动器在将来 2~3 个时刻的电压。它根据 $t = 1, 2, 3$ 三个时刻的驱动器电压值,通过预测控制算

法,计算出超前 2 frame, $t = 5$ 时刻的电压。由于预测的作用,校正电压与扰动电压更加符合,自然得到较小的校正残差。预测过程克服了时间延迟的影响,可以提高自适应光学系统的控制效果。

3.2 最小递归二乘(RLS)迭代预测算法

根据预测基本原理,基于已经记录的历史电压向量 $v(t)$ 来估计出将来某一时刻的电压。

$$v(t) = [v_1(t), v_2(t), \dots, v_k(t), \dots, v_{53}(t), v_{54}(t)]^T, \quad (2)$$

假设数据总帧数是 $N + 2$, 当前时刻是 t , 预测超前两帧, 利用 q 帧历史数据进行回溯计算, 那么可以构造出两个矩阵 V_f (将来电压) 和 V_h (历史电压)

$$V_f = \{v(t+2), v(t+1), \dots, v(t-i), \dots, v[t-(N-3)]\}, \quad (3)$$

$$V_h = \left\{ \begin{array}{cccc} v(t) & v(t-1) & \dots & v[t-(N-1)] \\ v(t-1) & v(t-2) & \dots & v(t-N) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ v(t-q+1) & v(t-q) & \dots & v[t-(q+N-2)] \end{array} \right\}. \quad (4)$$

根据预测原理, 构建的 V_h 和 V_f 满足线性关系:

$$V_f = W V_h. \quad (5)$$

最小递归二乘(RLS)算法是一种基于卡尔曼滤波即时更新的算法。对于(5)式, 采用递归最小二乘算法迭代求解预测权重矩阵 W , 其迭代过程为

$$W(n) = W(n-1) + \frac{Q(n-1)V_h(n)[V_f(n) - V_h(n)W(n-1)]}{\lambda + V_h(n)Q(n-1)V_h(n)}, \quad (6)$$

$$Q(n) = \frac{1}{\lambda} \left[Q(n-1) - \frac{Q(n-1)V_h(n)V_h^T(n)Q(n-1)}{\lambda + V_h(n)Q(n-1)V_h(n)} \right], \quad (7)$$

其中 $\lambda = 0.99$, $Q(0) = \gamma I$, γ 为一个很大的正实数, I 为单位矩阵, $W(0) = 0$ 。

3.3 二层 BP 神经网络线性预测的二阶学习算法

图 3 给出了两层反向传播(BP)神经网络预测

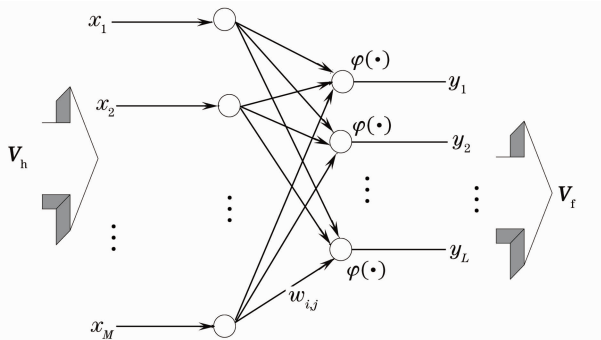


图 3 神经网络电压预测原理图

Fig. 3 Principle diagram for the control voltage prediction with neural network

方法的示意图。

由于 BP 神经网络具有非常好的从输入到输出的映射能力, 因此在确定了 BP 网络的结构后, 利用输入输出样本集对网络进行训练, 也即对网络的权值和阈值进行学习和调整, 以使网络实现给定的输入输出之间线性或者非线性的映射关系。输入样本集为 V_h , 输出样本集为 V_f 。经过样本集对 BP 网络的训练, 权系数的调整, 可求出满足输入输出之间映射关系的连接权值和阈值, 训练后的网络就可对测试样本集进行测试了。

在知道历史数据的条件下, 根据神经网络预测原理(如图 3 所示), 构建 V_h 和 V_f 的映射关系为

$$V_f = \varphi(W V_h), \quad (8)$$

式中 $\varphi(\cdot)$ 为激活函数。为了计算的方便, 取 $\varphi(x) = x$ 。此时(8)式可通过二阶学习算法^[13]求解, 迭代过程为

$$\mathbf{P}(m) = \mathbf{P}(m-1) - \frac{\mathbf{P}(m-1)\mathbf{V}_h(m)\mathbf{V}_h^T(m)\mathbf{P}(m-1)}{1 + \mathbf{V}_h^T(m)\mathbf{P}(m-1)\mathbf{V}_h(m)}, \quad (9)$$

$$\mathbf{W}(m) = \mathbf{W}(m-1) + \alpha\mathbf{P}(m)\mathbf{V}_h(m)[\mathbf{V}_f(m) - \mathbf{V}_h^T(m)\mathbf{W}(m-1)], \quad (10)$$

其中 α 为学习速率,范围一般在 $0 \sim 2$ 。初值通常取 $\mathbf{P}(0) = \eta\mathbf{I}; \mathbf{W}(0) = 0$ 。 η 为合适的较大正数。

3.4 预测控制效果评价指标

当把过去某一时刻电压作为当前电压的有效估计时,把这种算法称为直接前推算法,此时的残差用(11)式定义:

$$E_{\text{del}} = \left\{ \left\langle \sum_{i=1}^{54} [v_i(t) - v_i(t-d)]^2 \right\rangle \right\}^{1/2}. \quad (11)$$

当采用预测算法时,预测残差用(12)式定义:

$$E_{\text{pre}} = \left\{ \left\langle \sum_{i=1}^{54} [v_i(t) - v_{\text{pre},i}(t)]^2 \right\rangle \right\}^{1/2}, \quad (12)$$

其中 $v_i(t)$ 表示第 i 个驱动器的湍流扰动复原电压,而 $v_i(t-d)$ 表示过去某一时刻的湍流扰动电压, $v_{\text{pre},i}(t)$ 表示第 i 个驱动器电压预测值, $\langle \rangle$ 表示系统平均, d 为时间延迟。通过 $E_{\text{pre}} / [\langle v_i(t) \rangle^2]^{1/2}$ 评价预测算法的校正效果, $E_{\text{pre}} / E_{\text{del}}$ 来对比有无预测时校正效果的差异。

4 数值仿真结果分析

仿真条件:如图2所示的61单元自适应光学系统布局,从哈特曼波前传感器测量到变形镜校正的时间延迟为2 frame。波长为 $0.6328 \mu\text{m}$,湍流强度 $C_n^2 = 2\exp(-16)$,光束口径 0.6 m ,每 500 m 均匀设置了三个相屏,总的传输路径 1500 m ,采样频率 500 Hz ,在 0.6 m 口径内的计算网格 128×128 ,每个子孔径的网格密度大约为 14×13 。横向风速为 X 方向每帧 $1 \sim 9$ 网格, Y 方向为每帧 $0 \sim 9$ 网格(风速: $1-0, 1-1, 2-0, 3-2, 4-3, 5-2, 6-5, 7-7, 8-7, 9-9$ 编号依次为 $1 \sim 10$)。仿真数据总长为 1000 frame ,利用前 800 frame 数据进行预测并行迭代得到收敛的权值矩阵,后 200 frame 数据用来评价预测校正残差。

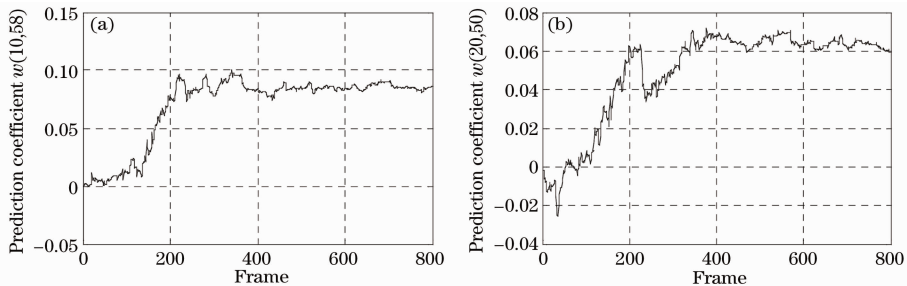


图5 $W(10,58)$ 与 $W(20,50)$ 随帧数变化

Fig. 5 $W(10,58)$ and $W(20,50)$ change with frame

4.1 RLS 算法仿真

张秀娟等的研究^[10]表明,当前推帧数为2 frame时,RLS算法的最佳回溯帧数为3 frame。在前推帧数为2 frame,回溯帧数为3 frame时进行RLS预测算法的仿真,仿真结果如图4所示,可见采用RLS算法可以得到收敛稳定的变形镜控制电压预测结果。随着风速的加大,RLS预测算法的校正效果逐渐变差。但相对无预测时的情况,预测算法的校正效果在某一种横向风速条件下达到最优,在横向风速很小和很大两种情况下效果均下降。在横向风速较小时,采用预测算法后校正效果提高50%左右。在横向风速为 X, Y 方向均为每帧7网格时,采用预测算法后校正效果高达70%左右。在横向风速很大条件下,采用预测算法后校正效果还是比无预测时的校正效果提高60%左右。

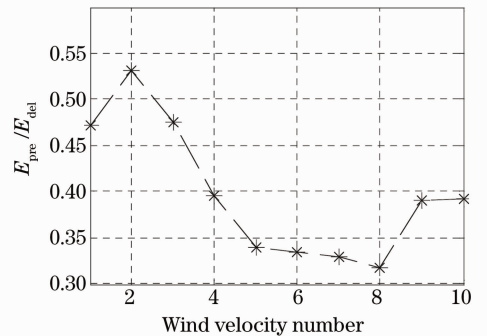


图4 RLS 预测算法的仿真结果

Fig. 4 Simulation result with RLS prediction algorithm

4.2 二层 BP 神经网络预测算法仿真

图5是在回溯帧数为3 frame,前推帧数为2 frame,风速编号为3,学习速率为0.5的条件下,预测权重矩阵 \mathbf{W} 中的某两个系数(随机选取)随帧数的变化情况。由图5可知,当帧数达到400时,预测权重矩阵 \mathbf{W} 已基本收敛稳定。

表 1 是在回溯帧数为 3 frame, 前推帧数为 2 frame, 不同风速和不同学习速率条件下进行的二层 BP 神经网络预测算法的仿真。表 1 给出了不同风速时的最佳学习速率。学习速率是影响预测校正效果的重要因素。学习速率选得太小, 学习过程将

很慢; 若选得过大, 虽然可以加快学习速度, 但又可能导致学习过程的振荡, 从而收敛不到期望解, 或者可能使学习过程收敛于局部极小点或在误差函数的平稳段停止不前。但是对于不同的风速, 总存在最合适的学习速率。

表 1 各种风速下的最佳学习速率 α

Table 1 The best α with different wind

| The wind velocity number | No. 1 | No. 2 | No. 3 | No. 4 | No. 5 | No. 6 | No. 7 | No. 8 | No. 9 | No. 10 |
|--------------------------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|--------|
| The best α | 1.2 | 0.2 | 0.2 | 0.2 | 0.2 | 0.2 | 0.2 | 0.2 | 0.1 | 0.1 |

当回溯帧数分别为 2, 3, 4, 5, 6 frame, 前推帧数为 2 frame, 学习速率为各个风速最佳学习速率时的

仿真结果如表 2 所示。

表 2 各种风速下, 不同回溯帧数时的预测残差 E_{pre} 值

Table 2 E_{pre} with different look-back frame and wind

| look-back frame | E_{pre} | | | | | | | | | |
|-----------------|-----------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| | No. 1 | No. 2 | No. 3 | No. 4 | No. 5 | No. 6 | No. 7 | No. 8 | No. 9 | No. 10 |
| 2 | 0.0329 | 0.0523 | 0.0517 | 0.0807 | 0.0869 | 0.0885 | 0.1120 | 0.1185 | 0.1505 | 0.1553 |
| 3 | 0.0284 | 0.0491 | 0.0417 | 0.0686 | 0.0758 | 0.0787 | 0.0998 | 0.0901 | 0.1311 | 0.1359 |
| 4 | 0.0345 | 0.0538 | 0.0499 | 0.0786 | 0.0860 | 0.0864 | 0.1140 | 0.1002 | 0.1530 | 0.1638 |
| 5 | 0.0370 | 0.0554 | 0.0487 | 0.0784 | 0.0904 | 0.0912 | 0.1192 | 0.0978 | 0.1589 | 0.1723 |
| 6 | 0.0662 | 0.0676 | 0.0620 | 0.0819 | 0.0983 | 0.0996 | 0.1327 | 0.1012 | 0.1680 | 0.1834 |

由表 2 可知, 当前推帧数为 2 frame, 回溯帧数为 3 frame 时, 预测校正的效果最佳。这个规律同基于 RLS 的预测算法相同。

校正效果还是比无预测时的校正效果提高 70% 左右。这种结论与 RLS 预测算法相同。出现这种现象的原因是: 在风速很小接近零的情况下, 无需预测就可以取得较好效果, 预测算法的优势无法发挥; 在风速很大情况下, 像差变化太快超出自适应光学系统的校正能力, 预测控制算法也会失效, 只有在某些合适的条件下, 可以最大限度发挥预测控制算法的能力。

图 6 是在回溯帧数为 3 frame, 前推帧数为 2 frame, 学习速率分别为各个风速时的最佳学习速率条件下进行的仿真。可以看到, 随着风速的加大, 神经网络预测的校正效果逐渐变差。但相对无预测时的情况, 预测算法的校正效果在某一种横向风速条件下达到最优, 在横向风速很小和很大两种情况下效果均下降。在横向风速较小时, 采用预测算法后校正效果提高 50% 左右。在横向风速为 X, Y 方向均为每帧 7 网格时, 采用预测算法后校正效果高达 80% 以上。在较大风速条件下, 采用预测算法后

4.3 二阶 BP 学习算法仿真结果以及与递归最小二乘算法结果的对比

由图 7 可以看到基于二层 BP 神经网络算法的预测校正效果比采用 RLS 算法的校正效果好。当

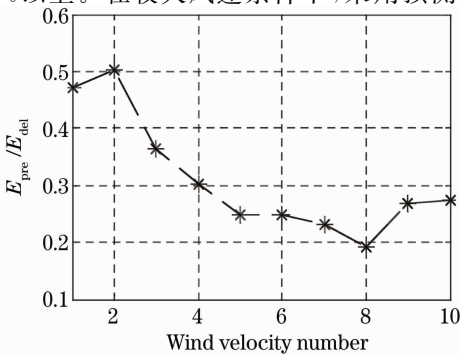


图 6 二层 BP 神经网络预测算法的仿真结果

Fig. 6 Simulation result with two-layer BP neural network prediction algorithm

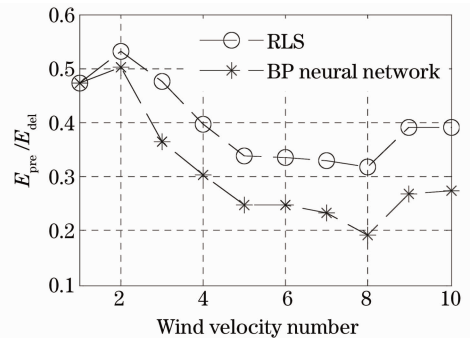


图 7 二层 BP 神经网络和 RLS 预测算法的仿真结果对比

Fig. 7 Comparison between the simulation results of two-layer BP neural network prediction algorithm and RLS prediction algorithm

风速大于每帧 3 网格时,基于二层 BP 神经网络预测的优越性得到更好的体现,其校正效果比 RLS 算法的校正效果提高 30%左右。事实上,最小二乘算法是基于目标函数梯度的一阶算法,其缺点是在极值点附近收敛速度慢。然而,目标函数在极值点附近往往可以用一个二次函数来逼近,如牛顿法、共轭梯度法和基于二层 BP 神经网络的二阶学习算法。因此,在极值点附近采用二阶学习算法将有较快的收敛速度和精度。众所周知,直接采用牛顿法需要计算目标函数对连接权的二阶偏导数矩阵,即 Hessian 矩阵。它的计算很麻烦,特别是维数很高时更加困难。为了使牛顿法便于实际应用,采用牛顿法的一种简化近似方法,即二阶学习的算法^[13]。

对基于三层 BP 神经网络的电压非线性预测也进行了仿真,但是只有在风速很小时校正效果才比 RLS 算法好,风速在增大时其校正效果还不及无预测时的校正效果。理论上三层的 BP 神经网络只要有足够的节点,便可以逼近任意的非线性映射关系,而且其学习算法属于全局逼近方法,具有较好的泛化能力。但是它也有诸多缺点:收敛速度非常慢;容易陷入局部极值;隐层节点及学习速率的选取需要凭借经验和试凑;对网络初始权值很敏感;在样本很多的时候,需要很多的存储单元。这些都影响着神经网络预测算法的校正效果。

标准 BP 神经网络训练算法的计算量大,收敛速度慢,需要训练的数据量也大。因此,神经网络的实时训练算法问题是神经网络在自适应光学中实际应用时需要解决的最主要问题。另外,神经网络的结构选择,包括神经元传递函数的形式、隐层数和隐层神经元的数目,都是要靠使用者凭经验选取,这种做法不能保证充分发挥神经网络的优势。适用于自适应光学应用目的的神经网络结构需要仔细研究。

5 结 论

介绍了基于神经网络技术和 RLS 算法的自适应光学系统中变形镜控制电压预测的基本原理,并对这两种算法对变形镜控制电压预测进行了仿真研究,仿真结果表明:预测控制可以有效地减少系统由伺服延迟引起的误差;这两种算法的校正效果都随着风速的加大逐渐变差,但相对无预测时的情况,预测算法的校正效果在某一种横向风速条件下达到最优,在横向风速很小和很大两种情况下效果均下降;基于神经网络技术的预测校正效果比 RLS 算法预测校正效果好。同时,对最优回溯帧数对预测误差的影响也进行

了研究,研究表明,存在最佳的回溯帧数。

仿真是基于大气数据进行开环的电压预测,而实际的系统是工作在闭环情况下的。如何把这种方法用到闭环自适应光学系统上,做到闭环探测、闭环控制,还要探索。希望将来可以将现阶段工作扩展到闭环自适应光学系统上。

参 考 文 献

- Li Xinyang, Jiang Wenhan. Effective bandwidth analysis of adaptive optics control system[J]. *Acta Optica Sinica*, 1997, **17**(12): 1697~1702
李新阳,姜文汉.自适应光学控制系统的有效带宽分析[J]. *光学学报*, 1997, **17**(12): 1697~1702
- Li Xinyang, Jiang Wenhan. Analysis of the residual servo variance for an adaptive optics system[J]. *Acta Optica Sinica*, 2000, **20**(10): 1328~1334
李新阳,姜文汉.自适应光学系统的控制残余方差分析[J]. *光学学报*, 2000, **20**(10): 1328~1334
- George J. M. Aitken, Deiphine Rossille, Donald R. McGaughey. Predictability of fractional-Brownian-motion wave-front distortions and some implications for closed-loop adaptive optics control[C]. *SPIE*, 1998, **3353**: 1060~1069
- Mark B. Jorgenson, George J. M. Aitken. Prediction of atmospherically induced wave-front degradations[J]. *Opt. Lett.*, 1992, **17**(7): 466~468
- M. B. Jorgenson, G. J. M. Aitken. Neural network prediction of turbulence induced wave-front degradations with applications to adaptive optics[C]. *SPIE*, 1992, **1706**: 113~121
- Dennis A. Montera, Byron M. Welsh, Michael C. Roggemann *et al.*. Use of artificial neural networks for Hartmann-sensor lenslet centroid estimation[J]. *Appl. Opt.*, 1996, **35**(29): 5747~5757
- Dennis A. Montera, Byron M. Welsh, Michael C. Roggemann *et al.*. Prediction of wavefront-sensor slope measurements with artificial neural networks [J]. *Appl. Opt.*, 1997, **36**(3): 675~681
- Patrick C. McGuire¹, Troy A. Rhoadarmer, Hanna Coy *et al.*. Linear zonal atmospheric prediction for adaptive optics [C]. *SPIE*, 2000, **4007**: 682~691
- Michael Lloyd-Hart, Patrick McGuire. Spatio-temporal prediction for adaptive optics wavefront reconstructors [C]. Adaptive Optics Topical Mtg. & Tabletop Exhibit, Technische University of Munich, Garching, Germany, 1995
- Zhang Xiujian, Li Xinyang, Zhang Huiming. Prediction algorithm for atmosphere turbulence with control voltage of deformable mirror[J]. *High Power Laser and Particle Beams*, 2006, **18**(5): 757~760
张秀娟,李新阳,张慧敏.利用复原电压预测大气湍流畸变波前方法[J]. *强激光与粒子束*, 2006, **18**(5): 757~760
- Li Xinyang, Wang Chunhong, Xian Hao *et al.*. Real-time modal reconstruction algorithm in adaptive optics [J]. *High Power Laser and Particle Beams*, 2002, **14**(1): 53~56
李新阳,王春红,鲜浩等.自适应光学系统的实时模式复原算法[J]. *强激光与粒子束*, 2002, **14**(1): 53~56
- Li Xinyang, Jiang Wenhan, Wang Chunhong *et al.*. Real-time adaptive control algorithm in adaptive optics system[J]. *Acta Optica Sinica*, 2001, **21**(3): 283~289
李新阳,姜文汉,王春红等.自适应光学系统中的自适应控制算法研究[J]. *光学学报*, 2001, **21**(3): 283~289
- Wang Yongji, Tu Jian. Neural network control [M]. Beijing: China Machine Press, 1998. 32~43
王永骥,涂健.神经网络控制[M].北京:机械工业出版社, 1998. 32~43