

面向空间碎片的激光测距望远镜指向修正算法

马天明^{1,2}, 赵春梅^{2*}, 何正斌²

¹ 辽宁工程技术大学测绘与地理科学学院, 辽宁 阜新 123000;

² 中国测绘科学研究院大地测量与地球动力学研究所, 北京 100830

摘要 针对目前的望远镜指向误差修正模型难以满足激光测距系统实现空间碎片精确探测的要求, 提出采用遗传(GA)算法和列文伯格(LM)算法优化的后向传播(BP)神经网络模型修正望远镜的指向误差。按照俯仰角对方位角等间隔分区的方式在测站的半球面天区内观测了 102 颗恒星, 并利用这 102 颗恒星观测数据进行建模, 同时在次日观测 12 颗恒星验证所建模型的精度。结果表明, 所建模型在方位和俯仰方向上的精度分别达到 1.94" 和 1.12"。将 GA 算法和 LM 算法优化的 BP 神经网络模型应用到空间碎片和空间合作目标的探测实验中, 结果表明, 在利用激光测距技术探测空间合作目标和空间碎片时, 望远镜的指向精度在方位和俯仰方向上分别达到 1.89" 和 1.21" 以及 2.06" 和 1.46", 因此所建模型在提高望远镜指向精度的同时, 对提高空间碎片的探测成功率也具有重要意义。

关键词 测量; 指向修正; 后向传播神经网络; 激光测距; 空间碎片; 恒星跟踪

中图分类号 P24

文献标识码 A

doi: 10.3788/CJL201946.1101005

Pointing Correction Algorithm for Laser Ranging Telescopes Oriented Toward Space-Based Targets

Ma Tianming^{1,2}, Zhao Chunmei^{2*}, He Zhengbin²

¹ School of Geomatics, Liaoning Technical University, Fuxin, Liaoning 123000, China;

² Institute of Geodesy and Geodynamics, Chinese Academy of Surveying and Mapping, Beijing 100830, China

Abstract Since the existing telescope pointing error correction model cannot satisfy the needs of laser ranging systems for accurately detecting space debris, a back propagation neural network model optimized by genetic and Levenberg-Marquardt algorithms is proposed for correcting the telescope pointing error. A total of 102 stars are observed in the station's hemispherical sky area, which are divided into zones covering equal azimuth and altitude angle intervals. These observation data are used for modeling. Additionally, 12 stars are observed the following day to evaluate the model's accuracy, and the results show that its accuracies in terms of azimuth and pitch are 1.94" and 1.12", respectively. Finally, the proposed model is used in experiments to detect space debris and cooperative space targets. Results show that, when we use the laser ranging technique, the telescope's orientation accuracies in terms of azimuth and pitch for space debris are 1.89" and 1.21" respectively, and that for cooperative space targets are 2.06" and 1.46" respectively, showing a significant improvement over the traditional model. These results are also significant from the viewpoint of improving the detection success rate of space debris.

Key words measurement; pointing correction; back propagation neural network; laser ranging; space debris; star tracking

OCIS codes 140.3460; 110.6770

1 引言

激光测距技术是目前空间目标跟踪技术中精度

最高的一种空间技术, 对在轨航天器等合作目标的单次测距精度可以达到厘米级, 并且正在向毫米级发展; 所以利用激光测距技术开展空间碎片的探测

收稿日期: 2019-06-12; 修回日期: 2019-06-27; 录用日期: 2019-07-09

基金项目: 国家自然科学基金(41774013)、中国测绘科学研究院基本业务费(7771818); 中国测绘科学研究院基本业务费(AR1932)

* E-mail: zcm@casm.ac.cn

对精确测定空间碎片的位置具有重要意义。但是采用激光测距技术探测空间碎片的过程中存在距离远、尺寸小且预报精度低等问题^[1-4],使得望远镜的指向位置与空间碎片的实际位置存在偏差,导致激光测距系统不能精确探测到空间碎片,所以激光测距系统的精确指向和引导成为空间碎片精确探测的关键。

针对上述问题,国内外学者提出以修正激光测距系统望远镜指向误差的方式来提高望远镜的指向精度。目前,提高望远镜指向精度的方式有两种。第一种是通过提高硬件设备的加工和装配精度来提高望远镜的指向精度;第二种是通过建立指向误差修正模型来提高望远镜的指向精度^[5-7]。由于第一种方式费时费力且精度提高有限,故国内外的激光测距观测站均采用第二种方式来提高望远镜的指向精度。传统的望远镜指向误差修正模型包括球谐函数模型、基本参数模型和转台模型。其中:球谐函数模型形式简单,可用于拟合各种误差,但该模型系数之间的相关性较大,参数没有实际物理意义,且模型不够稳定;基本参数模型和转台模型相对稳定,在确定各项引起指向误差的物理因素相互关系的基础上建立模型,该模型的函数形式明确,求解过程中函数收敛较快,且每个参数都具有明确的物理意义,其缺点是没有考虑指向精度的全部影响因素,不能准确地描述各项误差的变化规律且模型整体精度不高^[8-10]。在此基础上,国内外学者也提出了不同的激光测距望远镜指向误差修正模型,如王斌^[11]和李振伟等^[12]利用图像处理的方法建立望远镜指向误差修正模型,朱程广^[13]利用反向传播(BP)神经网络建模来修正望远镜指向误差,这两种方法均在流动激光测距站上进行了测试应用。此外,许琨等^[14]采用径向基函数(RBF)神经网络进行建模;Wang等^[15]针对编码器绝对位置指数与天文坐标之间的偏差校正难度大且耗时长的问题,提出一种基于北半球所有恒星围绕北极星逆时针运动的方法,并在卫星激光测距系统中对所提出的调整方法进行验证,证明了该方法可优化跟踪系统,具有较高的可行性;Li等^[16]针对指向精度是探测空间碎片的关键指标,提出了一种实时定轨和预测方法,实现了平稳、高效的空间碎片的激光跟踪;赵彦^[17]利用四元数法对射电望远镜指向误差建模,分析和总结了射电望远镜指向精度的影响因素;Nobuharu等^[18-22]详细研究了望远镜方位导轨不平度误差对指向精度的影响,并指出利用查表法可改善望远镜指向精度。上

述学者提出的望远镜指向修正模型精度可以达到5"左右。

国内外学者在望远镜指向修正方面取得了一定的研究成果,但鉴于卫星预报精度一般在分米量级,而空间碎片的预报精度在千米量级,因此提高望远镜的指向精度对提高空间碎片的探测成功率具有重要的促进作用。本文在前人研究的基础上,考虑到望远镜指向修正的快速实时性要求,采用遗传算法(GA)和列文伯格算法(LM)优化的BP神经网络模型建立望远镜指向误差修正模型,其中GA算法可以确定BP神经网络的最佳初始权值矩阵,以规避BP神经网络对初始参数过于敏感的不足;采用LM算法在局部解空间中对BP神经网络进行精确训练,以确保搜索到全局最优解。本文基于北京房山站60 cm口径激光测距系统,开展了激光测距系统望远镜实时指向修正方法的实验研究和应用。结果表明,将GA和LM算法优化的BP神经网络模型应用于激光测距系统望远镜指向误差建模,可以显著提高望远镜的指向精度,满足激光测距系统探测空间碎片的望远镜指向精度要求。

2 BP神经网络模型及其优化算法

2.1 BP神经网络模型

BP神经网络是一种按照误差反向传播的多层前馈神经网络,包含输入层、隐含层和输出层^[23-25]。本文选择三层的BP神经网络进行建模,即只包含一个隐含层。当BP神经网络应用于激光测距望远镜的指向修正时,输入量为望远镜的方位和俯仰角,输出量为方位和俯仰角的调整量。该模型包括数据的训练和测试两个阶段,数据的测试阶段就是利用训练好的参数进行测试,而数据的训练阶段则比较复杂,主要分为5步:

1) 数据归一化。数据归一化处理是对观测数据的预处理,是将数据统一归算到 $[0, 1]$ 区间内,目的是降低较大的数据差异对模型性能产生的不良影响。

2) 确定隐含层神经元个数。隐含层神经元个数与模型的精度有着密切关系,因此如何确定最优的隐含层神经元个数是建立该模型的一个重要步骤。因为在激光测距望远镜指向修正中,输入层和输出层的神经元个数均为2,因此通过(1)式中的3个经验公式计算得到隐含层神经元个数范围为 $[2, 12]$,然后通过遍历的方式确定隐含层最优神经元个数为10。

$$\begin{cases} h = \frac{o \times i + 0.5 \times o \times (i^2 + 1) - 1}{o + i} \\ h = \sqrt{i + o} + a, a \in [1, 10] \\ h = \sqrt{i \times (o + i) + 1} \end{cases}, \quad (1)$$

式中： i 、 h 、 o 分别为输入层、隐含层和输出层神经元个数。在确定了隐含层神经元个数以后，BP 神经网络的结构也随即确定，如图 1 所示， A 、 H 分别为望远镜的方位角和俯仰角， d_A 、 d_H 分别为望远镜的方位指向误差和俯仰指向误差， W_{ih} 、 W_{ho} 表示各层之间的连接权值，初始权值取 0~1 之间的随机数。

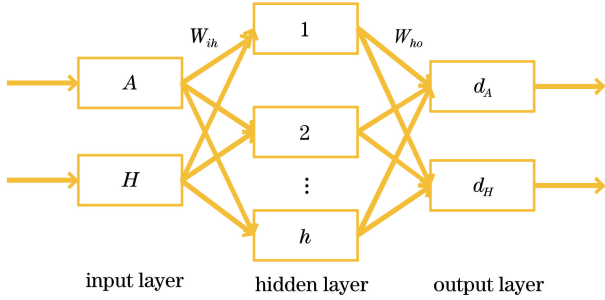


图 1 BP 神经网络的结构

Fig. 1 Structure of BP neural network

3) 计算各层输出值。首先根据输入量和输入层到隐含层的连接权值计算隐含层的输出值，然后根据隐含层的输出值和隐含层到输出层的连接权值计算输出层的输出值。

4) 计算均方误差。根据计算得到的输出层输出值和期望输出值计算均方误差，在 BP 神经网络迭代过程中，当均方误差小于限差即停止迭代，完成训练。在激光测距望远镜指向修正中，限差取 0.001。

5) 调整权值和阈值。调整权值和阈值的过程就是 BP 神经网络的反向传播过程，通过不断地更新权值和阈值使训练误差逐渐减小并最终小于限差。

传统 BP 神经网络可对任意的非线性数据进行拟合，但是传统的 BP 神经网络模型存在两个比较大的缺陷：一是网络存在局部极小化的缺陷，二是存在对网络初始参数过于敏感的缺陷^[26-27]。本文针对上述两个缺陷，采用 GA 算法和 LM 算法优化的 BP 神经网络，不仅可以从全局上改进传统 BP 神经网络，而且可以优化网络的学习权值、阈值。

2.2 优化算法

采用 GA 算法对传统 BP 神经网络的初始化参数进行优化。GA 算法的特点是对搜索空间的适应性强，可以处理多种类型的数据，如非线性数据、离

散数据、高维数据、多峰值数据、带噪声的数据，算法运行中利用目标函数值信息，进行多点、多路径的搜索寻优，因此 GA 算法是一种全局优化方法，适合处理复杂问题，本研究中将该算法应用到传统的 BP 神经网络模型中，对 BP 神经网络的权值和阈值进行优化^[28-29]。采用 GA 算法优化传统 BP 神经网络主要分为 5 步：

1) 编码。BP 神经网络在输入层到隐含层以及隐含层到输出层之间存在较多连接权值，因此采用实数编码较为合理，本文采用的是三层的 BP 神经网络，其编码公式可表示为

$$s_j = \begin{bmatrix} W_{ih} & t_h \\ W_{ho} & t_o \end{bmatrix}, \quad (2)$$

式中： s_j 为实数编码； j 为用于网络训练的方位角或俯仰角的序号； t_h 、 t_o 分别为隐含层和输出层的阈值。

2) 适应度函数。为进行后续操作，GA 算法在全局搜索过程中通常把适应度函数值作为遗传依据。对于 BP 神经网络，GA 算法的个体适应度函数可表示为

$$F = 1/e_j, \quad (3)$$

式中： F 为个体适应度； e_j 均方误差，即 $e_j = \sqrt{\sum_{j=1}^n (d - \bar{d})^2}$ ，其中 d 、 \bar{d} 分别表示方位角或俯仰角的偏差和偏差均值。

3) 选择操作。根据每个个体的适应度在最优个体中选择一部分进行下一代遗传。第 j 个个体被选择的概率为

$$\rho_j = F_j / \sum_{j=1}^n F_j, \quad (4)$$

式中： n 为用于网络训练的方位角或俯仰角的总数。 F_j 为每个个体的适应度。

4) 交叉操作。随机从初代个体中选择两个个体，设为 a_1 、 a_2 ，根据(5)式进行随机交叉操作，产生两个新个体 a'_1 、 a'_2 ，其中 b 取[0,1]之间的随机数。

$$\begin{cases} a'_1 = b \times a_1 + (1 - b) \times a_2 \\ a'_2 = (1 - b) \times a_1 + b \times a_2 \end{cases}. \quad (5)$$

5) 变异操作。根据变异概率对新个体进行变异操作，假设变异操作所产生的两个新个体为 a''_1 、 a''_2 ，变异操作过程可表示为

$$\begin{cases} a''_1 = a'_1 + b \\ a''_2 = a'_2 + b \end{cases}. \quad (6)$$

重复步骤 2)~5)，直到符合要求的最大进化代数或者最优个体的适应度连续多代的变化不明显

时,算法终止,然后对解算得到的适应度最高的个体进行解码操作,得到 BP 神经网络的最优初始化参数。

在 GA 算法优化传统 BP 神经网络初始化参数的基础上,再利用 LM 算法对传统 BP 神经网络进行优化,以克服其局部极小化和收敛速度慢的缺点,过程如下:

首先,设 $\mathbf{x} = \begin{bmatrix} W_{ih} & t_h \\ W_{ho} & t_o \end{bmatrix}$, 则权值和阈值的调整量计算公式为

$$\Delta \mathbf{x} = -[\mathbf{J}^T(\mathbf{x}) \cdot \mathbf{J}(\mathbf{x}) + \mu \cdot \zeta]^{-1} \cdot \mathbf{J}(\mathbf{x}) \cdot e_j(\mathbf{x}), \quad (7)$$

式中: $\Delta \mathbf{x}$ 表示权值和阈值的调整量; μ 为阻尼因子,可通过进步因子 ζ 进行自适应调整^[28],算法开始时, μ 取较小正值即可,进步因子取值范围为 0~10。

$$e_j(\mathbf{x}) = \frac{(A'_{jo} - d_A) + (H'_{jo} - d_H)}{2}, \quad (8)$$

式中: A' 、 H' 分别为输出的方位角和俯仰角; $e_j(\mathbf{x})$ 为输出的网络训练的实际输出值与期望输出值的均方差。

$$\mathbf{J}(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} \frac{\partial e_1(\mathbf{x})}{\partial x_1} & \frac{\partial e_1(\mathbf{x})}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial e_1(\mathbf{x})}{\partial x_j} \\ \frac{\partial e_2(\mathbf{x})}{\partial x_1} & \frac{\partial e_2(\mathbf{x})}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial e_2(\mathbf{x})}{\partial x_j} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \frac{\partial e_j(\mathbf{x})}{\partial x_1} & \frac{\partial e_j(\mathbf{x})}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial e_j(\mathbf{x})}{\partial x_j} \end{bmatrix}. \quad (9)$$

式中: x_j 为权值和阈值。权值和阈值的调整公式为

$$\mathbf{x}^{(t+1)} = \mathbf{x}^{(t)} + \Delta \mathbf{x}, \quad (10)$$

式中: $\mathbf{x}^{(t)}$ 为第 t 次迭代后的权值和阈值; $\mathbf{x}^{(t+1)}$ 为调整后新的权值和阈值。将调整后新的权值和阈值重新代入(8)式进行计算,直到误差 e_j 小于训练误差允许值为止,这里的训练误差的允许值即限差,取 0.001。然后,用训练好的权值和阈值进行数据测试。

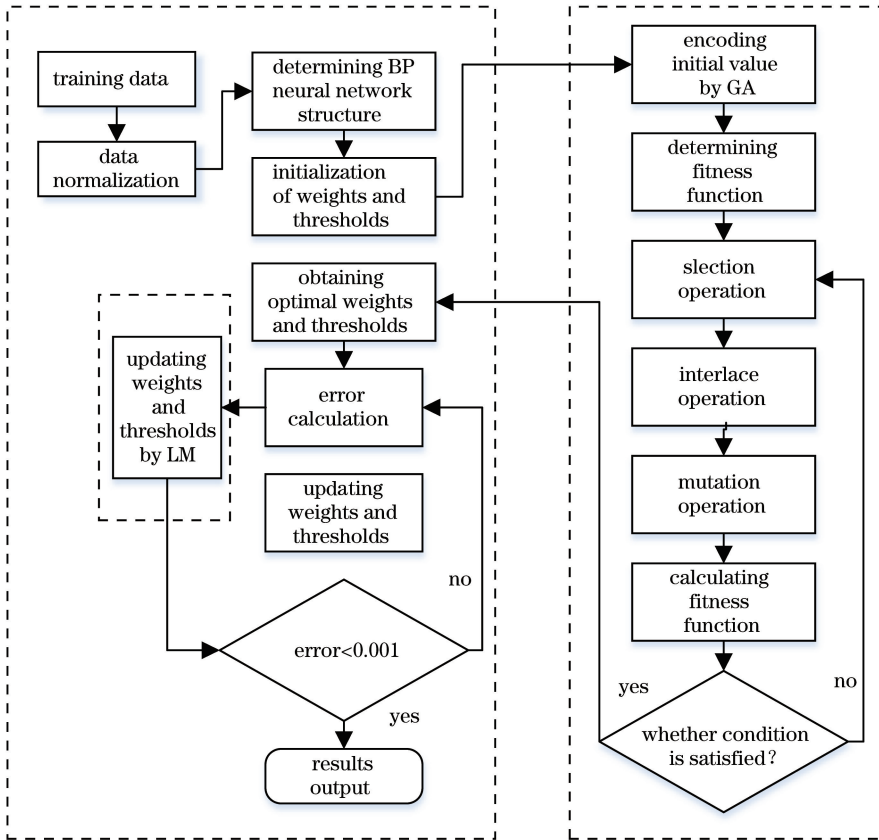


图 2 优化后的 BP 神经网络流程图

Fig. 2 Flow chart of optimized BP neural network

3 实验结果分析

3.1 恒星的数据获取及实验分析

望远镜指向误差修正模型的精度与所观测的恒

星数量以及恒星分布情况有直接关系,因此所观测的恒星要尽可能均匀地分布在观测站的半球面天区。本文通过北京房山站的激光测距系统连续观测获得恒星数据。在观测站上空的半球面天区,按照

一定的分布从第五基本星表(FK5)中选取若干恒星进行观测,在观测过程中,若所选节点处无恒星或由于建筑物遮挡而无法观测到恒星,允许将原定节点处的方位角扩大 5° ,俯仰角扩大 2° ,在这个区域内搜索距离节点最近的恒星进行观测,恒星的星等范围取 $1\sim 10$,详细的恒星选取策略见表1。

表1 恒星的选取方法

Table 1 Selection method of stars

Elevation angle range	Elevation angle intervals	Azimuth angle range	Azimuth angle intervals	Number of nodes
$20^\circ\sim 80^\circ$	10°	$0^\circ\sim 360^\circ$	20°	108

在恒星跟踪过程中,对北京房山站激光测距系统望远镜的零点偏差进行修正,但未对照准差进行修正,因此观测结果的方位偏差随着俯仰角的增大而显著增大,最大的方位偏差可以达到 $\pm 200''$ 左右。另外,由于观测站周围建筑物的遮挡以及原定节点附近无恒星等,最终观测到102颗恒星,所观测到的恒星分布情况如图3所示,可以看到,102颗恒星的方位角分布范围为 $0^\circ\sim 360^\circ$,俯仰角的分布范围为 $0^\circ\sim 80^\circ$,与上、下两侧的距离越小,恒星的俯仰角越大。

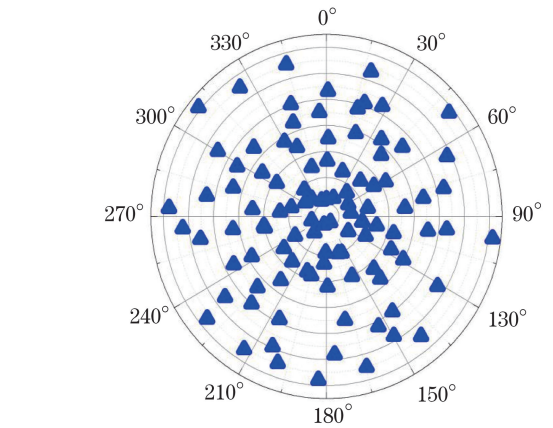
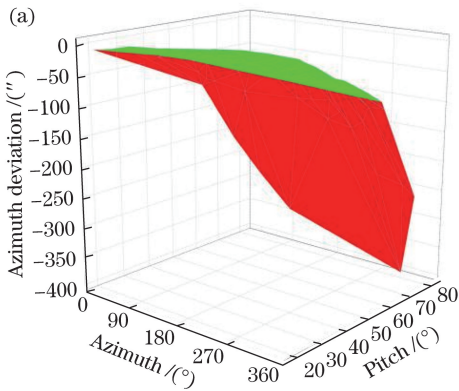


图3 恒星分布

Fig. 3 Star distribution

通过对所选恒星进行跟踪观测,可以得到恒星的望远镜标定位置和由FK5星历表给出的理论位置,从而可以计算出望远镜在各个方向的指向误差。对恒星的观测结果和指向误差进行分析,结果如图4所示。可以看出,望远镜指向误差在方位和俯仰两个方向上的分布呈现出一定的规律性。方位误差随俯仰角的增加而增大,而俯仰误差随方位角的变化呈“脊”型或者“S”型分布。

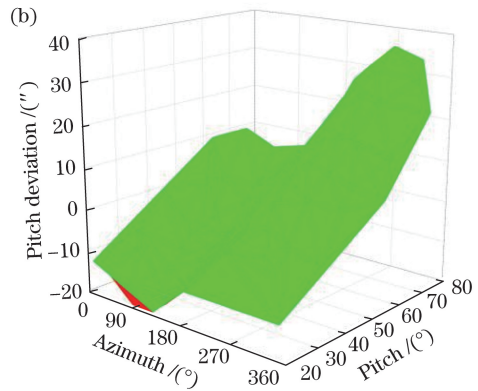


图4 恒星数据误差分布。(a)方位偏差分布;(b)俯仰偏差分布

Fig. 4 Error distribution of star data. (a) Azimuth deviation distribution; (b) pitch deviation distribution

利用前面观测到的102颗恒星数据进行GA算法和LM算法优化的BP神经网络的建模,经过若干次迭代后,当训练集的均方误差小于限差时,得到模型系数。为了对比优化的BP神经网络模型与传统BP神经网络模型的优势,同时利用102颗恒星数据进行传统BP神经网络建模,两种模型的训练过程如图5所示。

从图5可以看出:在传统BP神经网络训练过程中,模型收敛速度慢且收敛趋势不明显,在达到最大训练次数的情况下仍不能达到目标精度;而在GA算法和LM算法优化的BP神经网络训练过程

中,训练数据经过18次迭代即可达到目标精度。这说明GA算法和LM算法优化的BP神经网络可有效加快模型的收敛速度,避免模型陷入局部极小值点。需要说明的是,在激光测距系统应用GA算法和LM算法优化的BP神经网络模型修正望远镜指向精度时,直接利用训练好的模型系数对空间目标的预测值进行修正即可,无需考虑模型训练时间的长短,后期只需要间隔3个月或半年更新一次模型系数即可。

为了验证GA算法和LM算法优化的BP神经网络模型的精度,在观测102颗恒星数据的次日,再观

测 12 颗恒星来测试模型的精度,测试结果如图 6 所示。可以看出,12 颗恒星数据的实际输出和期望输出符合得较好,证明 GA 算法和 LM 算法优化的 BP 神经网络模型能够有效地修正望远镜的指向误差。

出符合得较好,证明 GA 算法和 LM 算法优化的 BP 神经网络模型能够有效地修正望远镜的指向误差。

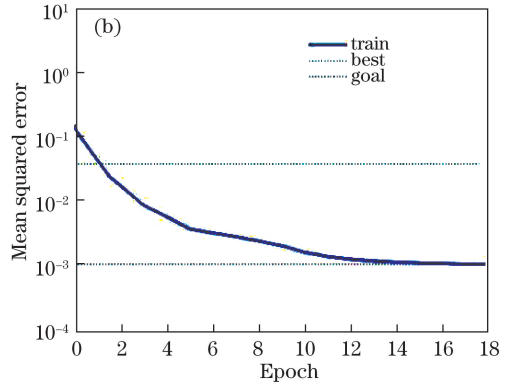
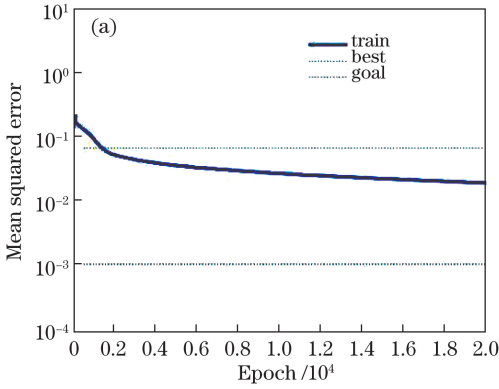


图 5 恒星数据训练过程。(a)传统 BP 神经网络训练过程;(b)优化的 BP 神经网络训练过程

Fig. 5 Training process of star data. (a) Training process of traditional BP neural network; (b) training process of optimized BP neural network

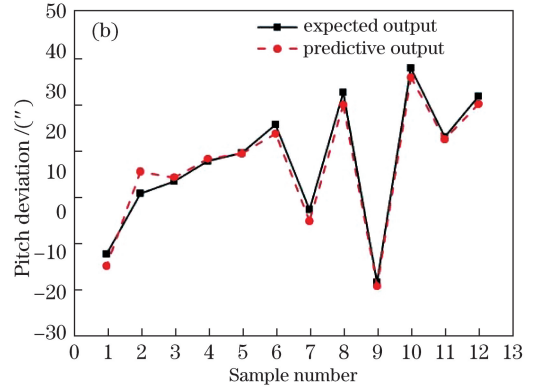
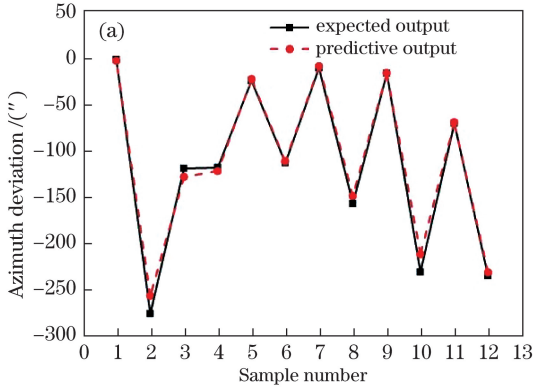


图 6 恒星数据检验集测试结果。(a)方位偏差;(b)俯仰偏差

Fig. 6 Test results of star data test sets. (a) Azimuth deviation; (b) pitch deviation

为了进一步比较 GA 算法和 LM 算法优化的 BP 神经网络模型与其他望远镜指向误差修正模型的精度,根据 102 颗恒星的观测数据,分别利用球谐函数模型、转台模型、基本参数模型、传统 BP 神经

网络模型以及 GA 算法和 LM 算法优化的 BP 神经网络模型建模,测试次日观测的 12 颗恒星的误差修正情况,然后计算经过所有模型修正后的望远镜指向误差的中误差,解算结果如表 2 所示。

表 2 五种模型测试数据中误差对比

Table 2 Comparison of RMSE in test data of five models

Parameter	Spherical harmonic function model	Mount model	Basic parameter model	Traditional BP neural network	Optimized BP neural network
Azimuth	9.12	9.54	9.06	10.03	1.94
Pitch	5.06	5.13	5.01	4.98	1.12

从表 2 可以看出,与其他望远镜指向修正模型相比,GA 算法和 LM 算法优化的 BP 神经网络模型的精度有明显提高,在方位和俯仰两个方向的中误差均达到 2"以内,表明 GA 算法和 LM 算法优化的 BP 神经网络模型在望远镜指向误差修正上具有非常明显的效果。

3.2 空间碎片探测实验分析

为了验证所提出的 GA 算法和 LM 算法优化的

BP 神经网络模型在激光测距系统探测空间碎片时的指向精度,将所建立的 GA 算法和 LM 算法优化的 BP 神经网络模型应用在北京房山站激光测距系统中对空间碎片进行跟踪,同时也对合作目标(如 Lageos 和 Etalon 等卫星)进行跟踪测试,实验中分别探测了 12 个合作目标和 16 个空间碎片,限于篇幅,本文分别给出 3 个合作目标和 3 个空间碎片修正前后望远镜的误差指向对比,结果如图 7~12 所

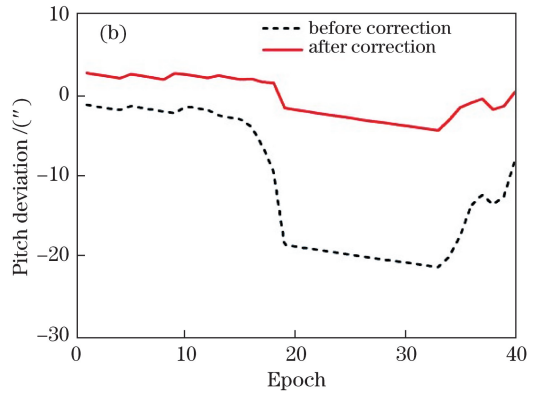
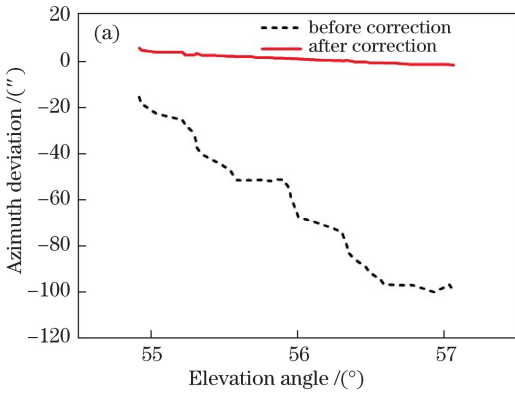


图 7 Lageos1 卫星的测试结果。(a)方位偏差;(b)俯仰偏差

Fig. 7 Test results of Lageos1 satellite. (a) Azimuth deviation; (b) pitch deviation

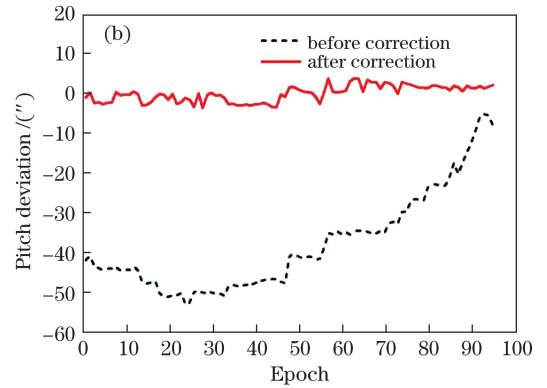
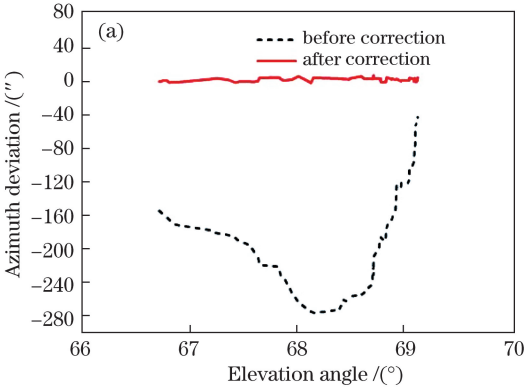


图 8 Etalon2 卫星的测试结果。(a)方位偏差;(b)俯仰偏差

Fig. 8 Test results of Etalon2 satellite. (a) Azimuth deviation; (b) pitch deviation

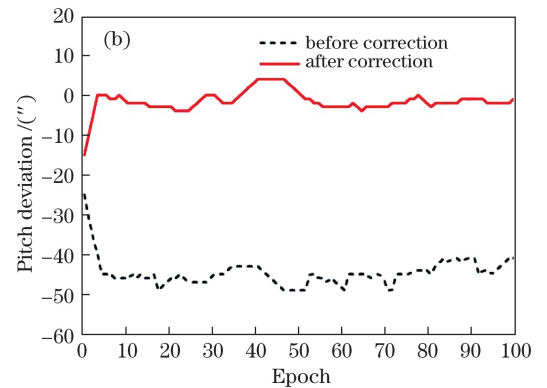
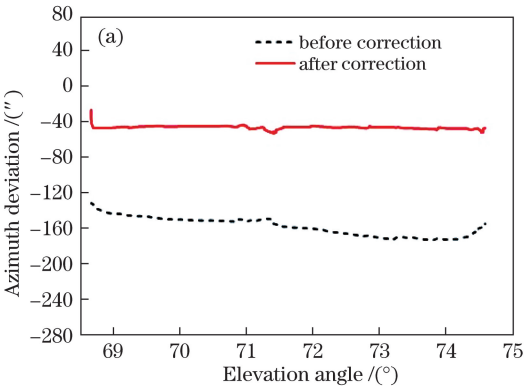


图 9 Glonass103 卫星的测试结果。(a)方位偏差;(b)俯仰偏差

Fig. 9 Test results of Glonass103 satellite. (a) Azimuth deviation; (b) pitch deviation

示。由于空间碎片的预报精度低,因此在测量空间碎片的指向误差时,应根据空间碎片的预报精度从测得的指向误差中去除预报误差得到空间碎片真实的指向误差。

从图 7~12 可以看出,经 GA 算法和 LM 算法优化的 BP 神经网络模型修正后的望远镜无论是面对空间合作目标还是空间碎片,其指向精度均得到大幅提高。为了进一步分析 GA 算法和 LM 算法优

化的 BP 神经网络模型修正后的望远镜的指向精度,对实验探测的 12 个合作目标和 16 个空间碎片的指向误差平均中误差进行统计,结果如表 3 所示。

从表 3 可以看出,采用 GA 算法和 LM 算法优化的 BP 神经网络模型修正后的望远镜指向精度可以达到 2"左右,较修正前望远镜的指向精度有大幅提高,对提高空间目标的探测成功率和探测数量具有重要意义。

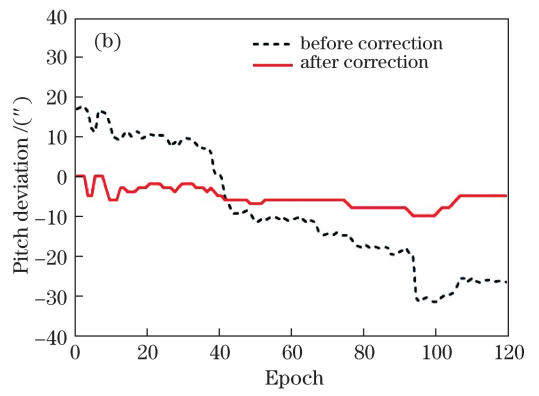
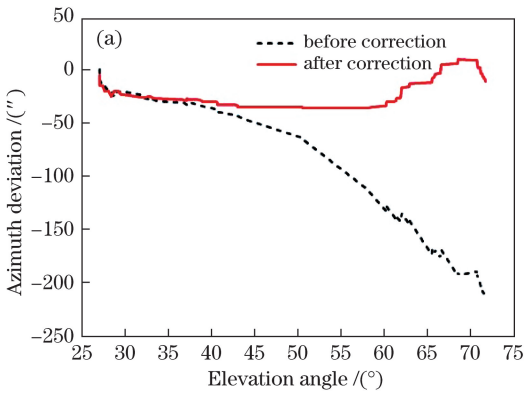


图 10 空间碎片 1 的测试结果。(a)方位偏差;(b)俯仰偏差

Fig. 10 Test results of space debris 1. (a) Azimuth deviation; (b) pitch deviation

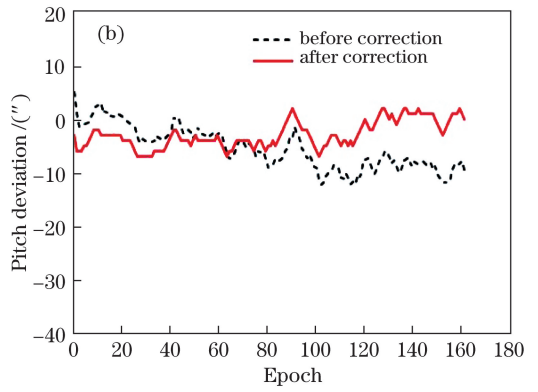
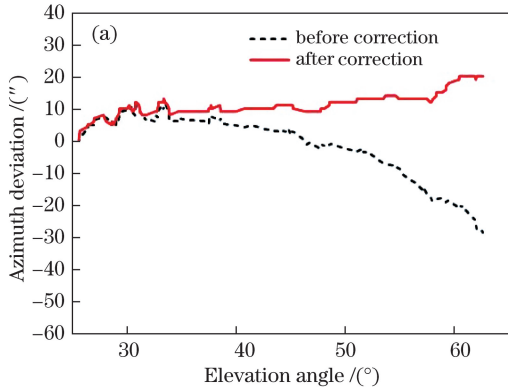


图 11 空间碎片 2 的测试结果。(a)方位偏差;(b)俯仰偏差

Fig. 11 Test results of space debris 2. (a) Azimuth deviation; (b) pitch deviation

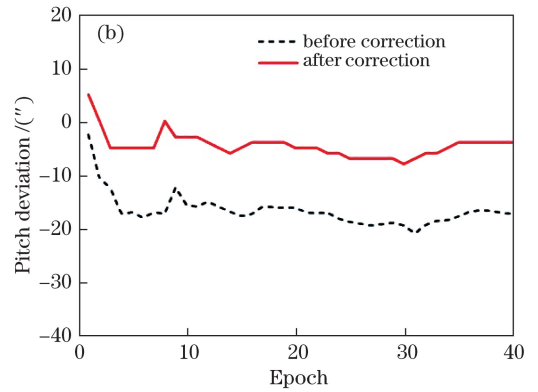
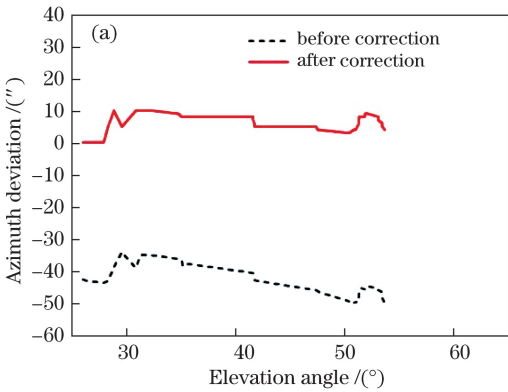


图 12 空间碎片 3 的测试结果。(a)方位偏差;(b)俯仰偏差

Fig. 12 Test results of space debris 3. (a) Azimuth deviation; (b) pitch deviation

表 3 望远镜指向精度中误差

Table 3 RMSE of pointing accuracy of telescope (")

Space objectives	Before correction		After correction	
	Azimuth	Pitch	Azimuth	Pitch
Space debris	156.63	44.36	2.06	1.46
Space cooperation objectives	139.23	33.82	1.89	1.21

4 结 论

在现有的地基空间碎片观测手段中,利用激光测距技术探测空间碎片的精度较高,但是由于空间碎片探测存在距离远、尺寸小、预报精度差和速度快的特点,提高激光测距系统望远镜的指向精度成为空间碎片探测成功的关键。本文采用 GA 算法和 LM 算法优化的 BP 神经网络模型来修正望远镜的

指向误差。利用北京房山站激光测距系统观测 102 颗恒星,根据恒星的观测误差分别利用传统的球谐函数模型、转台模型、基本参数模型、传统 BP 神经网络模型以及 GA 算法和 LM 算法优化的 BP 神经网络模型进行建模和精度分析,实验结果表明,GA 算法和 LM 算法优化的 BP 神经网络模型不仅精度优于传统的三种望远镜指向误差修正模型,同时克服了传统 BP 神经网络模型收敛速度慢和容易陷入局部最优解的缺点;将 GA 算法和 LM 算法优化的 BP 神经网络模型应用到北京房山站激光测距系统中,分别探测了 16 个空间碎片和 12 个合作目标,望远镜指向精度在方位和俯仰方向上分别达到 $2.06''$ 和 $1.46''$ 以及 $1.89''$ 和 $1.21''$ 。与传统望远镜指向精度模型相比,所建模型在提高望远镜指向精度的同时,对提高空间碎片的探测成功率也具有一定的促进作用。

参 考 文 献

- [1] Zhao J. The research on improving the pointing precision of SLR telescope in Changchun observatory [D]. Changchun: Changchun University of Science and Technology, 2006.
赵洁. 长春人卫站提高卫星激光测距望远镜指向精度的研究[D]. 长春: 长春理工大学, 2006.
- [2] Xie G C, Ye Y D, Li J M, *et al.* Echo characteristics and range error for pulse laser ranging [J]. Chinese Journal of Lasers, 2018, 45(6): 0610001.
谢庚承, 叶一东, 李建民, 等. 脉冲激光测距回波特性及测距误差研究 [J]. 中国激光, 2018, 45(6): 0610001.
- [3] Mao D D, McGarry J F, Mazarico E, *et al.* The laser ranging experiment of the Lunar Reconnaissance Orbiter: five years of operations and data analysis [J]. Icarus, 2017, 283: 55-69.
- [4] Bury G, Sośnica K, Zajdel R. Multi-GNSS orbit determination using satellite laser ranging [J]. Journal of Geodesy, 2018: 1-17.
- [5] Sun M G, Gao P Q, Li Z W, *et al.* Real-time prediction correction of telescope in day-time satellite laser ranging [J]. Editorial Office of Optics and Precision Engineering, 2016, 24(10): 252-258.
孙明国, 高鹏骐, 李振伟, 等. 白天卫星激光测距的望远镜实时指向修正 [J]. 光学精密工程, 2016, 24(10): 252-258.
- [6] Meeks R L. Improving telescope mechanical error estimation using pointing data [D]. USA: Colorado State University, 2003.
- [7] Lewis H, Lupton W, Sirota M J, *et al.* Pointing and tracking performance of the W. M. Keck telescope [J]. Proceedings of SPIE, 1994, 2199: 117-125.
- [8] Zhai S R, Zhang Z P, Zhang H F, *et al.* Research on telescope pointing error correction of SLR in the daytime [J]. Laser & Infrared, 2016, 46(7): 781-785.
翟术然, 张忠萍, 张海峰, 等. 白天卫星激光测距望远镜指向误差修正方法研究 [J]. 激光与红外, 2016, 46(7): 781-785.
- [9] Gawronski W. Control and pointing challenges of large antennas and telescopes [J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2007, 15(2): 276-289.
- [10] He Q H, Liu L L, Wang Y P, *et al.* Correction of pointing accuracy of NJU-65 cm telescope [J]. Journal of Nanjing University (Natural Sciences), 2005, 41(4): 356-363.
何秋会, 刘利利, 汪翊鹏, 等. 南京大学 65 cm 天文望远镜指向精度的修正研究 [J]. 南京大学学报(自然科学版), 2005, 41(4): 356-363.
- [11] Wang B. Research on the pointing error of telescope mount in SLR system [D]. Shanghai: Shanghai Astronomical Observatory, Chinese Academy of Sciences, 2004.
王斌. 卫星激光测距系统的机架指向误差的研究 [D]. 上海: 中国科学院上海天文台, 2004.
- [12] Li Z W, Yang W B, Zhang N. Static pointing error of level mounting optoelectronic telescope [J]. Chinese Optics, 2015, 8(2): 263-269.
李振伟, 杨文波, 张楠. 水平式光电望远镜静态指向误差的修正 [J]. 中国光学, 2015, 8(2): 263-269.
- [13] Zhu C G. Research of pointing error modeling of the satellite laser ranging based on BP neural network [D]. Wuhan: Institute of Seismology China Earthquake Administration, 2013.
朱程广. 基于 BP 神经网络的卫星激光测距望远镜指向误差的建模研究 [D]. 武汉: 中国地震局地震研究所, 2013.
- [14] Xu K, Zhu Q S. An application of RBF neural network in global sky pointing model [J]. Microcomputer Information, 2008, 24(33): 228-229, 227.
许琨, 朱庆生. RBF 神经网络在指向模型中的应用 [J]. 微计算机信息, 2008, 24(33): 228-229, 227.
- [15] Wang P Y, Zhu W, Zou T, *et al.* A correction method of encoder bias in satellite laser ranging system [J]. Geodesy and Geodynamics, 2013, 4(3): 61-64.
- [16] Li B, Sang J Z, Zhang Z P. A real-time orbit determination method for smooth transition from optical tracking to laser ranging of debris [J].

- Sensors, 2016, 16(7): 962.
- [17] Zhao Y. Research on modeling analysis and design of pointing errors for large radio telescope [D]. Xi'an: Xidian University, 2008.
赵彦. 大射电望远镜指向误差建模分析与设计研究 [D]. 西安: 西安电子科技大学, 2008.
- [18] Ukita N, Ezawa H, Ikenoue B, *et al.* Thermal and wind effects on the azimuth axis tilt of the ASTE 10-m antenna [J]. Publications of the Astronomical Observatory of Japan, 2007, 10: 25-33.
- [19] Negishi S, Kanzawa T, Tomono D, *et al.* Subaru telescope improved pointing accuracy in open-loop and Az rail flatness [J]. Proceedings of SPIE, 2006, 6267: 62673K.
- [20] Kong D Q, Wang S G, Wang J Q, *et al.* A new calibration model for pointing a radio telescope that considers nonlinear errors in the azimuth axis [J]. Research in Astronomy and Astrophysics, 2014, 14 (6): 733-740.
- [21] Gawronski W, Baher F, Quintero O. Azimuth-track level compensation to reduce blind-pointing errors of the Deep Space Network antennas [J]. IEEE Antennas and Propagation Magazine, 2000, 42(2): 28-38.
- [22] Gu J X. Research on the antenna pointing error of 25 m radio telescope [J]. Annals of Shanghai Observatory Academia Sinica, 1994, 15: 205-211.
顾健星. 佘山 25 米天线导轨问题对指向误差影响的研究 [J]. 中国科学院上海天文台年刊, 1994, 15: 205-211.
- [23] Wang S S, Huang K, Li M, *et al.* Quantitative optical detection method of hemoglobin based on BP neural network [J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38 (7): 0717002.
王姗姗, 黄凯, 李铭, 等. 基于 BP 神经网络的血红蛋白定量光学检测方法 [J]. 光学学报, 2018, 38 (7): 0717002.
- [24] Xu X, Zhong Y F, Zhang L P, *et al.* A sub-pixel mapping algorithm based on BP neural network with spatial autocorrelation function for remote sensing imagery [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2011, 40(3): 307-311.
许雄, 钟燕飞, 张良培, 等. 基于空间自相关 BP 神经网络的遥感影像亚像元定位 [J]. 测绘学报, 2011, 40(3): 307-311.
- [25] Wang G C, Liu L T, Xu A G, *et al.* The application of radial basis function neural network in the GPS satellite clock bias prediction [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2014, 43(8): 803-807, 817.
王国成, 柳林涛, 徐爱功, 等. 径向基函数神经网络在 GPS 卫星钟差预报中的应用 [J]. 测绘学报, 2014, 43(8): 803-807, 817.
- [26] Xu B, Dan H C, Li L. Temperature prediction model of asphalt pavement in cold regions based on an improved BP neural network [J]. Applied Thermal Engineering, 2017, 120: 568-580.
- [27] Zhao T, Yu S J. GA-BP neural network algorithm-based nonlinear inversion for high density resistivity method [J]. Coal Geology & Exploration, 2017, 45 (2): 147-151.
赵涛, 于师建. 基于 GA-BP 神经网络算法的高密度电法非线性反演 [J]. 煤田地质与勘探, 2017, 45 (2): 147-151.
- [28] Yang F. The applied research of the BP neural network model improved by GA-LM arithmetic about the update of the datum land price in Yan'an city [D]. Xi'an: Changan University, 2014.
杨芳. GA-LM 算法改进 BP 神经网络模型在延安市城区基准地价更新中的应用研究 [D]. 西安: 长安大学, 2014.
- [29] Liu Z X. A study on application of BP neural networks based on GA and LM algorithm in urban air quality prediction [D]. Jinan: Shandong University, 2015.
刘子翔. 基于 GA 和 LM 算法优化的 BP 神经网络在城市空气质量预测中的应用研究 [D]. 济南: 山东大学, 2015.