

文章编号: 1001-3806(2017)04-0573-05

基于修正灰色残差算法的风廓线质量控制

谢日华¹, 何建军^{1*}, 胡娟¹, 王莉¹, 周鼎富², 陈涌², 周杰², 陈春利²

(1. 成都理工大学 信息科学与技术学院, 成都 610059; 2. 西南技术物理研究所, 成都 610041)

摘要: 为了研究时间域上风廓线数据的质量控制问题, 采用后向传播神经网络修正灰色算法残差的方法(BP-GM), 进行了理论分析和实验验证。使用反向传播神经网络训练历史风廓线数据的灰色残差, 取得了风廓线质量控制数据。结果表明, 当相对误差和后验差比值越小、精度越接近1时, 质量控制效果越好; BP-GM法能有效地降低风廓线数据控制残差, 提高精度。这一结果对风廓线质量控制是有帮助的。

关键词: 激光技术; 质量控制; 后向传播神经网络; 灰色算法

中图分类号: TN958.98 **文献标志码:** A **doi:** 10.7510/jgjs.issn.1001-3806.2017.04.023

Wind profile quality control based on modified grey residual algorithm

XIE Rihua¹, HE Jianjun¹, HU Juan¹, WANG Li¹, ZHOU Dingfu², CHENG Yong², ZHOU Jie², CHENG Chunli²

(1. College of Information Sciences and Technology, Chengdu University of Technology, Chengdu 610059, China; 2. Southwest Institute of Technical Physics, Chengdu 610041, China)

Abstract: In order to study quality control problem of wind profile data in time domain, a method of neural network was used to correct residual error of grey algorithm. Back propagation neural network was used to train grey residual error of historical wind profile data, and the quality control data of wind profile was obtained. After theoretical analysis and experimental verification, the results show that the algorithm can effectively reduce residual error and improve the accuracy of wind profile data. The result is helpful for quality control of wind profile.

Key words: laser technique; quality control; back propagation neural network; grey method

引言

为了提高风廓线数据测量的准确度, 降低低空风切变对飞行器起降落的威胁程度^[1-3], 近年来对测风雷达探测的径向风矢量反演3-D风场的信息中一般使用速度方位显示法、扩展速度方位显示法、体积速度处理法、速度方位处理法、匀速风场法、涡度-散度法等^[4-6]。这些反演方法中基本附加了线性、局部均匀等强加假设条件, 反演质量受限。国内外学者对提高雷达资料的质量做了大量工作。ZHANG^[7]等人研究了风场干扰中生物的回波辨别剔除方法。ZHU等人^[8]对风廓线数据做了平滑信号处理传送数据、对称性剔除杂波峰, 前后一致性平均等预处理。在风廓线数据质量控制上对干扰信号如杂波干扰、噪声干扰都做了预处理。YU^[9]介绍了使用拟合均方根误差及对称性的数据控制方法。在实际的雷达探测过程中风场收到扰动, 风廓线观测常常有较大误差, 风场准确性更加受限。

作者提出对时间域上风廓线数据使用后向传播灰色算法(back propagation grey method, BP-GM)进行控制。灰色算法最大的特点是可利用贫数据建模, 而神经网络对非线性系统具有良好的控制效果。将BP-GM用于激光测风雷达原理样机中, 试验结果表明, 该算法能有效地降低残差值, 提高风廓线数据控制的精度。

1 基本原理

1.1 灰色理论GM(1,1)原理

1982年提出的灰色理论是通过累加原始数据序列, 形成单调上升的线性或指数型的序列, 通过拟合值找出规律, 克服数据的随机性^[10]。

获取数据样本 $X^{(0)} = \{X^{(0)}(1), X^{(0)}(2), \dots, X^{(0)}(n)\}$, 原始数据满足条件 $X^{(0)}(i) \geq 0, (i = 1, 2, \dots, n)$ 。使用此数据样本建立GM(1,1)模型^[11]。根据数据样本累加生成序列 $X^{(1)} = \{X^{(1)}(1), X^{(1)}(2), \dots, X^{(1)}(n)\}$, 其中, $X^{(1)}(i) = \sum_{j=1}^i X^{(0)}(j)$ 。此累加

序列的白化方程为 $\frac{dX^{(1)}}{dn} + aX^{(1)} = b, a$ 为发展灰数, b

作者简介: 谢日华(1991-), 男, 硕士研究生, 现主要从事计算机应用技术研究。

* 通讯联系人。E-mail: 66690059@qq.com

收稿日期: 2016-07-26; 收到修改稿日期: 2016-09-13

为内生控制灰数^[12]。

根据白化微分方程写成矩阵:

$$A = Ba' \tag{1}$$

式中, a' 为 a 的演化值。

$$B = \begin{bmatrix} -Z^{(1)}(2) & 1 \\ -Z^{(1)}(3) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -Z^{(1)}(n) & 1 \end{bmatrix}, \quad A = \begin{bmatrix} X^{(0)}(2) \\ X^{(0)}(3) \\ X^{(0)}(4) \\ \vdots \\ X^{(0)}(n) \end{bmatrix} \tag{2}$$

$$Z^{(1)}(k) = \frac{[X^{(1)}(k) + X^{(1)}(k-1)]}{2} \tag{3}$$

根据最小二乘法, 估计原始数据的拟合值:

$$X^{(0)'}(i+1) = (1 - e^a) \times \left[\left(X^{(0)}(1) - \frac{b}{a} \right) e^{-ai} \right] \tag{4}$$

式中, e 为误差。建立模型之后对其精度进行检验。

残差是原始数值与拟合数值的差:

$$e^{(0)}(i) = X^{(0)}(i) - X^{(0)'}(i) \tag{5}$$

后验差比值 C 是残差方差 S_e^2 和数据方差 S_X^2 之比:

$$C = \frac{S_e^2}{S_X^2} \tag{6}$$

$$S_e^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [e^{(0)}(i) - \bar{e}]^2 \tag{7}$$

$$S_X^2 = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n [X^{(1)}(k) - \bar{X}]^2 \tag{8}$$

式中, \bar{e} 为误差的期望值, \bar{X} 为输入序列的期望值^[13]。可以明显看出, 残差方差越小, 控制精度越高。数值大小与原始样本的数值有关, 为了标准化, 故而使用后验差比值。

灰色模型需要的控制数据量较少, 样本分布可以是随机性的、计算简便, 结果较准确。灰色算法是使用拟合的思想解白化方程来进行数据控制, 其计算值具有单调性, 对于具有波动性和随机性的风场数据而言, 不能简单地满足单一的函数条件, 因此控制数据结果并不理想。

1.2 BP 神经网络原理

BP 神经网络是一种监督式的学习方法^[14], 根据输入的样本使用反向传播的思想对网络的权值、阈值和误差不断进行训练, 使输出向量在误差允许范围内尽可能的接近期望向量, 并保存网络权值和阈值。

神经网络训练过程如下。

(1) 初始化神经网络。输入集合 $X = (X_1, X_2, \dots, X_n)$, 输出集合 $Y = (Y_1, Y_2, \dots, Y_m)$, 隐层节点数为 k , 输入层节点数为 n , 输出层节点数为 m , 初始化神经元

之间的连接权值^[15], 输入层与隐层和隐层与输出层的连接权值分别为 v_{ih} 和 w_{ho} , 初始化隐层阈值和输出层阈值分别为 a_h 和 b_o , 初始化学学习速率和神经元激励函数。

(2) 隐层输出。根据输入集合 X 和输入隐层的权值 v_{ih} 以及隐层阈值 a_h , 得出隐层的输出计算公式:

$$P_h = f\left(\sum_{i=1}^n v_{ih} X_i - a_h\right) \tag{9}$$

式中, f 为隐层激励函数^[16]; $h = 1, 2, \dots, k; i = 1, 2, \dots, n$ 。

(3) 输出层输出。根据 P_h 和隐层与输出层的权值 w_{ho} 以及输出层的阈值 b_o , 得出输出层的输出计算公式:

$$Q_o = \sum_{h=1}^k w_{ho} P_h - b_o \tag{10}$$

式中, $o = 1, 2, \dots, m; h = 1, 2, \dots, k$ 。

(4) 计算误差。根据预测输出量 Q_o 和期望输出量 Y_o 得出误差计算公式:

$$e_o = Y_o - Q_o \tag{11}$$

(5) 权值更新。根据网络预测的误差向量 e_o 更新输入层与隐层、隐层与输出层之间权值 v_{ih} 和 w_{ho} :

$$v_{ih} = v_{ih} + \theta P_h (1 - P_h) X_i \sum_{o=1}^m w_{ho} e_o, \tag{12}$$

$$(i = 1, 2, \dots, n; h = 1, 2, \dots, k)$$

$$w_{ho} = w_{ho} + \theta P_h e_o, \tag{13}$$

$$(h = 1, 2, \dots, k; o = 1, 2, \dots, m)$$

式中, θ 为学习速率。

(6) 阈值更新。根据误差向量 e_o 更新输入层与隐层、隐层与输出层之间的阈值:

$$a_h = a_h + \theta P_h (1 - P_h) \sum_{o=1}^m w_{ho} e_o, \tag{14}$$

$$(h = 1, 2, \dots, k)$$

$$b_o = b_o + e_o, (o = 1, 2, \dots, m) \tag{15}$$

根据网络允许的最大误差判断算法迭代是否结束, 否则继续更新隐层输出和阈值。

BP 神经网络是常用的非线性拟合工具, 具有广泛的适应能力、学习能力和映射能力。通过对历史的风场数据学习, 网络能从无规律性的数据中获取各自的依存关系。BP 神经网络也存在局部极小和收敛慢的问题, 其运算参量和结构参量要根据经验来选择, 缺乏理论上的指导。

1.3 基于 BP 神经网络的灰色风廓线质量控制算法

优化数据控制算法的本质是求解残差函数的最小值问题^[17]。灰色算法对贫数据具有良好计算控制能力, 但是灰色算法对平滑度不够的数据集的残差通常

会不能满足需求^[18]。BP神经网络算法对非线性的数据有着强大的学习能力,理论上3层BP神经网络就能拟合任意的函数,但神经网络需要大量的数据进行训练才能保持原数据的特性,而且数据量不够时神经网络的误差也会很大^[19]。为了使用这两种算法的优势,弥补各自的不足,现使用BP神经网络对灰色算法残差的多次修正^[20-23],最终更新灰色算法的拟合值。

灰色理论与BP神经网络融合的风廓线控制算法过程如下。

(1) 获取数据样本,使用灰色算法预处理数据,计算残差集 $e^{(0)}(i)$ 。原始时间数据集 $X^{(0)}(i)$,原数据的预拟合值 $X^{(0)'(i)}$,则残差集为:

$$e^{(0)}(i) = X^{(0)}(i) - X^{(0)'(i)} \quad (16)$$

(2) 使用BP神经网络训练残差集。以残差集 $e^{(0)}(i)$ 作为BP神经网络的输入值训练网络,理想的残差为0,之后使用训练后的各权值和阈值对残差进行调整,得到调整后的残差集 $e^{(0)'(i)}$ 。

(3) 通过 $e^{(0)'(i)}$ 修正灰色算法中的值,得到 $X_{BP-GM}^{(0)}(i)$,其计算公式为:

$$X_{BP-GM}^{(0)}(i) = e^{(0)'(i)} + X^{(0)'(i)} \quad (17)$$

(4) 为了尽可能地降低残差,使用修正后的值,获取残差集 $e_{BP-GM}^{(0)}(i)$:

$$e_{BP-GM}^{(0)}(i) = X^{(0)}(i) - X_{BP-GM}^{(0)'(i)} \quad (18)$$

通过神经网络训练 $e_{BP-GM}^{(0)}(i)$,理想的 $e_{BP-GM}^{(0)}(i)$ 对应的输出量是元素为0的集合。使用训练好的网络残差 $e_{BP-GM}^{(0)'(i)}$,最后更新出灰色算法的值:

$$X_{BP-GM}^{(0)'(i)} = e_{BP-GM}^{(0)'(i)} + X_{BP-GM}^{(0)'(i)} \quad (19)$$

灰色算法的残差是无规律性的,使用BP神经网络强大的学习、适应能力能有效地获取残差值的依存关系。两次使用BP修正,使得灰色算法的残差值能得到有效的控制,但是BP训练花费的时间比较长,两次使用BP也会增加残差的训练时间,整个灰色预测时间变得更长。

2 试验结果与讨论

试验中采用研制的激光测风雷达原理样机,雷达系统自动化操作管理中心频率为160MHz,预留信号处理带宽60MHz,发射脉冲激光重频10kHz,脉宽200ns,单脉冲能量约60μJ,以采样率400MHz/14bit的高速采集卡对回波信号进行采集,使用1024点进行快速傅里叶变换,同时使用开发的回波信号处理算法对采集信号进行谱积累处理。雷达测风实验于2015-03-11下午在成都某楼顶进行,气温8℃,相对湿度60%,水平能见度约5km,垂直能见度约3km,实验场景如图1所示。

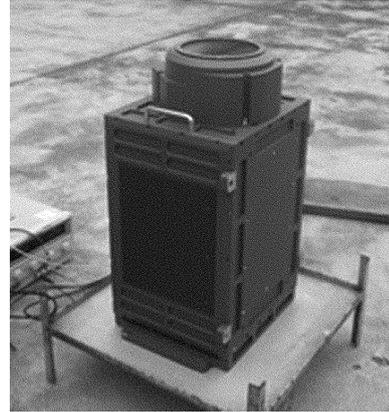


Fig. 1 Portable lidar

采用实时监测的风廓线数据进行分析。分别采用GM(1,1),BP神经网络和BP神经网络修正GM残差模型实验,计算了的风廓线控制数据的相对误差、精度及后验差及小概率误差。在高度75m~2025m的67道数据以及时间段15:02:28~15:03:37的25道数据形成的67×25的数据矩阵计算GM模型、BP模型和GM-BP模型的相关属性。在此时间段使用原水平风速计算的GM,BP和BP-GM平均相对误差。通过GM和BP-GM计算获取的风廓线数据控制的效果图。

图2~图5中分别给出了特定时刻的风速控制效果。从图中可以看出,3种算法的控制值基本上符合原始数据值。为了详细说明这3种算法的效果,分别计算了残差值、后验差值以及精度值。

图6中,3条曲线分别是水平风速在15:02:28~15:03:37时间段的3种控制算法平均相对误差值在

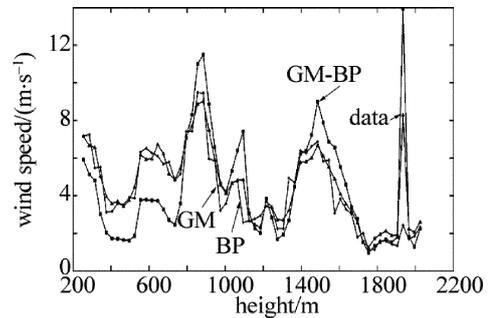


Fig. 2 Wind profile control data in 15:02:28

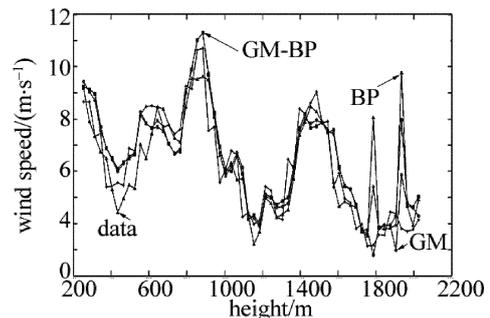


Fig. 3 Wind profile control data in 15:02:34

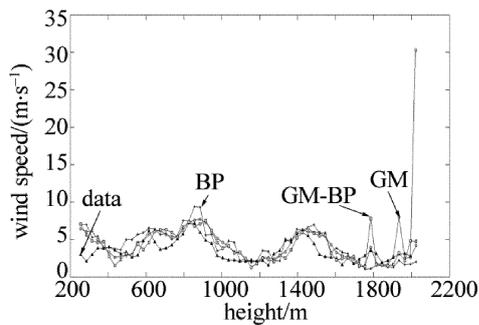


Fig. 4 Wind profile control data in 15:02:50

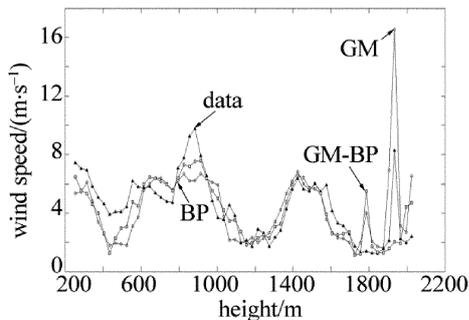


Fig. 5 Wind profile control data in 15:03:13

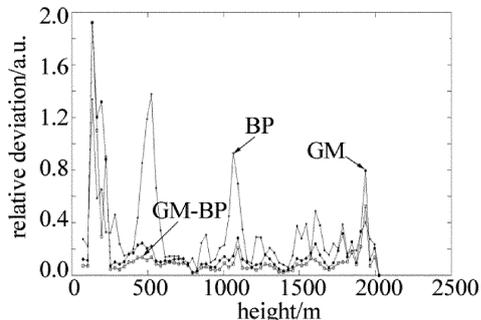


Fig. 6 Relationship between average deviation and height

高度上的变化情况。相对误差值越小,质量控制的效果越好。在75m~200m处存在奇异点,误差值波动大。从图中可以看到GM-BP控制的误差最小,几乎接近于0。

图7中,3条曲线分别是水平风速在15:02:28~15:03:37时间段的3种控制算法的后验差比值在高度上的变化情况。后验差比值反应数据控制的有效情况,比值越小,控制效果越好。GM-BP算法的后验差比值是在1以内的,相对另外两条曲线而言,在高度上

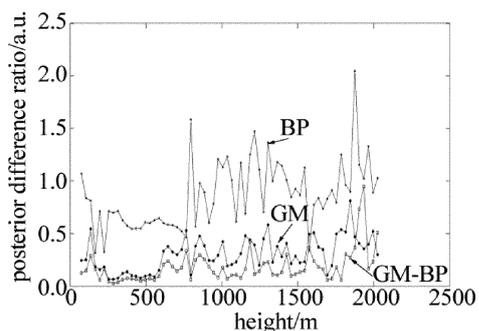


Fig. 7 Relationship between posterior difference ratio and height

的值也是最小的。

图8中这3条曲线分别是水平风速在15:02:28~15:03:37时间段的3种控制算法的精度在高度上的变化情况。精度越接近1则反应控制效果越好。GM, BP和GM-BP这3种算法的精度基本上能保持在0.9左右,且在高度上GM-BP的精度是最稳定最接近1的。综合可知,平均相对误差、后验差比值和精度这三个验证质量控制效果的指标都体现了GM-BP对分廓线数据的质量控制效果是最好的。

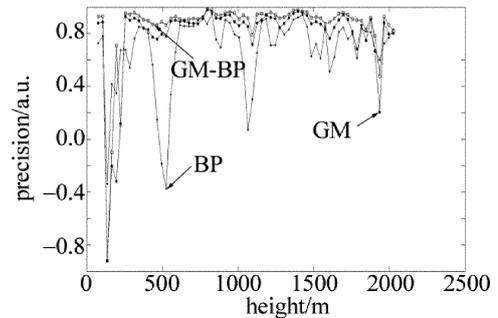


Fig. 8 Relationship between precision and height

3 结论

使用BP神经网络修正灰色算法中的残差对雷达风廓线数据质量控制的研究。比较了GM(1,1)算法、BP神经网络算法和BP-GM算法的数据控制效果。通过实时监测的风廓线数据进行计算分析,从风羽图效果来看,BP-GM算法更符合原始数据的风羽图,根据平均误差值、后验差比值及精度曲线也反映了BP-GM算法质量控制的优越性。试验数据表明,使用BP-GM算法能有效地降低残差值,提高数据控制精度。BP-GM算法中使用多次BP神经网络修正灰色残差必然会造成计算耗时较多的情况,这也是该方法的最大不足之处。在后期工作还需要找到能快速训练神经网络以减少计算耗时的方法,以提高算法效率。

参考文献

- [1] CHEN Y, ZHOU B Zh, TAN J, *et al.* Research and application of airborne laser Doppler wind lidars[J]. *Laser Technology*, 2011, 35(6): 795-799(in Chinese).
- [2] ZHANG H, ZHANG Y F. A prospective view on the application of Doppler wind-profiling radar[J]. *Meteorological, Hydrological and Marine Instruments*, 2001, 18(1): 12-16(in Chinese).
- [3] ZHANG Y Y, GONG K, HE Sh F, *et al.* Progress in laser Doppler velocity measurement techniques[J]. *Laser & Infrared*, 2010, 40(11): 1157-1162(in Chinese).
- [4] LI F, WU Y X, WEI A X. Review of reconstruction of 3-D building models based on airborne lidar[J]. *Laser Technology*, 2015, 39(1): 23-27(in Chinese).
- [5] REN P, WANG Y L, KANG D Y, *et al.* Numerical optimization in VAD inversion technique for wind lidar[J]. *Laser Technology*, 2009, 33(6): 664-666(in Chinese).

- [6] HU Q, LI Y X, SONG J Z, *et al.* Application of Doppler LIDAR data in wind forecasting[J]. *Laser & Infrared*, 2012, 42(3): 268-273 (in Chinese).
- [7] ZHANG P F, LIU S, BI L, *et al.* Real-time WSR-88D velocity data quality control on bird detection[C]// Preprints of 31th Conference on Radar Meteorology. Seattle, USA: Meteor Society, 2012: 473-474.
- [8] ZHU B, GAO Zh H. Spectral data processing of the wind-profile Radar[J]. *Modern Radar*, 2003, 25(11): 21-23 (in Chinese).
- [9] YU X D. The principle and application of Doppler weather radar [M]. Beijing: Meteorological Press, 2006:1-314 (in Chinese).
- [10] WANG Q M, GUO L L. Development of lidar in detection of low altitude wind shear[J]. *Laser & Infrared*, 2012, 42(12):1324-1328 (in Chinese).
- [11] SHEN F H, SUN D S, WANG Zh Ch, *et al.* Beam scanning and wind inversion technique of a mobile Doppler lidar[J]. *Journal of Optics*, 2012, 32(3): 95-99 (in Chinese).
- [12] LUO R G, CHENG W. Improvement and application of grey model [J]. *Systems & Control Letters*, 1988, 8(2):46-52 (in Chinese).
- [13] HSU C, CHEN C Y. Applications of improved grey prediction model for power demand forecasting [J]. *Energy Conversion & Management*, 2003, 44(14):2241-2249.
- [14] TAN G J. The structure method and application of background value in grey system GM(1,1) model (I) [J]. *Systems Engineering Theory & Practice*, 2000, 20(5):125-127.
- [15] LI J F, DAI W Zh. Research on the ameliorating GM(1,1) model and its application in the power quantity modeling of shanghai city [J]. *Systems Engineering & Theory Practice*, 2005, 25(3):140-144 (in Chinese).
- [16] YANG W, NI Q D, WU J J. Research of the relation between the initial weight and convergence of BP neural network [J]. *Proceedings of EPSA*, 2002, 14(1):20-22 (in Chinese).
- [17] LIU J, HUANG Y L. Nonlinear network traffic prediction based on BP neural network [J]. *Computer Applications*, 2007, 27(7): 1770-1772 (in Chinese).
- [18] SHEN H Y, WANG Zh X, GAO Ch Y, *et al.* Determining the number of BP neural network hidden layer units [J]. *Journal of Tianjin University of Technology*, 2008, 24(5):13-15 (in Chinese).
- [19] WANG M L, WANG N P, LI X. Improvement and application of BPNN algorithm [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2009, 45(35):47-48 (in Chinese).
- [20] SU B, LIU L, YANG F T. Research of artificial neural network forecasting model based on grey relational analysis [J]. *Systems Engineering-Theory & Practice*, 2008, 28(9):98-104 (in Chinese).
- [21] FAN H Y, FAN B Q, ZHANG L F. The application of gray-BP networks method in the passenger volume forecast [J]. *Journal of University of Shanghai for Science and Technology (Social Science Edition)*, 2003, 25(1):25-28 (in Chinese).
- [22] SHI H Y, KANG M N, DENG Zh H. Prediction model of urban construction land use based on grey BP network [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2010, 6(1):218-220 (in Chinese).
- [23] SI D M, LI L C, SONG J W. Power system load forecasting based upon combination of grey forecast and artificial neural network [J]. *Power System Technology*, 2001, 25(12):14-17 (in Chinese).