

光学学报

基于激光雷达探测技术的 PM_{2.5} 浓度辨识研究

付松琳^{1,2,3}, 谢晨波^{1,3*}, 李路^{1,2,3}, 方志远^{1,2,3}, 杨昊^{1,2,3}, 王邦新^{1,3}, 刘东^{1,3}, 王英俭^{1,3}

¹中国科学院合肥物质科学研究院安徽光学精密机械研究所, 中国科学院大气光学重点实验室, 安徽 合肥 230031;

²中国科学技术大学研究生院科学岛分院, 安徽 合肥 230026;

³先进激光技术安徽省实验室, 安徽 合肥 230037

摘要 针对颗粒物浓度的大气分布难以测量的问题, 采用 532 nm 激光雷达, 对淮南地区 2016 年 6 月 1 日至 12 月 31 日进行连续观测。利用大气边界层高度、气溶胶光学厚度、温度、相对湿度、风速、能见度和实测的颗粒物浓度建立回归预测模型, 实现了对颗粒物浓度的辨识研究。由于传统的反向传播(BP)神经网络易陷入局部极小, 依据数据特点采用基于遗传算法的反向传播(GA-BP)神经网络进行研究, 利用遗传算法寻找最优的权值和阈值, 以平衡全局与局部的矛盾。通过两个回归模型比较, 可知 GA-BP 方法明显优于 BP 方法, BP 方法的测试集的相关指数 R^2 是 0.623, 平均预测误差是 24.692 $\mu\text{g}/\text{m}^3$; GA-BP 方法的测试集的相关指数 R^2 是 0.899, 平均预测误差是 7.122 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ 。由此说明激光雷达可以有效地监测大气颗粒物的分布, 并为淮南地区的颗粒物监测提供数据支持和参考依据。

关键词 遥感; 激光雷达; PM_{2.5} 浓度; 光学性质; 神经网络; 遗传算法

中图分类号 O436

文献标志码 A

doi: 10.3788/AOS202141.0928001

PM_{2.5} Concentration Identification Based on Lidar Detection

Fu Songlin^{1,2,3}, Xie Chenbo^{1,3*}, Li Lu^{1,2,3}, Fang Zhiyuan^{1,2,3}, Yang Hao^{1,2,3},
Wang Bangxin^{1,3}, Liu Dong^{1,3}, Wang Yingjian^{1,3}

¹Key Laboratory of Atmospheric Optics, Anhui Institute of Optics and Fine Mechanics,
Hefei Institute of Physical Science, Chinese Academy of Sciences, Hefei, Anhui 230031, China;

²Science Island Branch of Graduate School, University of Science and Technology of China,
Hefei, Anhui 230026, China;

³Advanced Laser Technology Laboratory of Anhui Province, Hefei, Anhui 230037, China

Abstract For the difficulty in measuring the distribution characteristics of PM_{2.5} concentration in the atmosphere, we used 532 nm lidar to continuously observe the Huainan area from June 1st to December 31st, 2016. A regression prediction model was established concerning the atmospheric boundary layer height, aerosol optical depth, temperature, relative humidity, wind speed, visibility, and measured PM_{2.5} concentration to identify the PM_{2.5} concentration. Since the traditional backpropagation neural network (BP) was prone to the local minimum, we adopted a genetic algorithm-based backpropagation neural network (GA-BP) according to the data characteristics and applied the genetic algorithm to finding the optimal weights and thresholds, balancing global and local contradictions. A comparison of the two regression models demonstrates that the GA-BP method is significantly better than the BP method. The correlation index R^2 of the test set and the mean forecast error are respectively

收稿日期: 2020-09-14; 修回日期: 2020-10-25; 录用日期: 2020-12-01

基金项目: 民用航天技术预先研究项目(D040103)、安徽省 2017 年度高层次科技人才团队项目(010567900)、中国科学院 A 类战略性先导科技专项预先研究面上子课题(XDA17040524)、中科院合肥物质科学研究院“十三五”规划重点支持项目(KP-2019-05)

* E-mail: cbxie@aiofm.ac.cn

0.623 and 24.692 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ for the BP method, and 0.899 and 7.122 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ for the GA-BP method. These results indicate that lidar can effectively monitor the $\text{PM}_{2.5}$ distribution in the atmosphere and provide data support and reference for the monitoring of atmospheric $\text{PM}_{2.5}$ in the Huainan area.

Key words remote sensing; lidar; $\text{PM}_{2.5}$ concentrations; optical properties; neural network; genetic algorithm

OCIS codes 280.3640; 280.1100; 280.1120

1 引言

$\text{PM}_{2.5}$ 细颗粒物是指大气环境中空气动力学直径小于或等于 2.5 μm 的物质,它常以固体颗粒和悬浮液体混合状态的气溶胶形态长时间悬浮于大气环境中,具有持续时间长、覆盖区域广等特点^[1-2]。这些气溶胶粒子是自然活动、燃料燃烧和人类活动导致的结果。近年来,越来越多的研究已经注意到细颗粒物对人类健康、生态系统和地球化学循环产生了重大的影响^[3-5]。当前,我国正经受严重的大气复合污染问题,其中 $\text{PM}_{2.5}$ 为绝大部分地区的首要污染物, $\text{PM}_{2.5}$ 的高浓度区域有京津冀地区、长三角和珠三角地区等。这些地区具有人口较为密集、经济增长较快的特点^[6],这意味着随着人类活动对大气环境的干扰加剧,大气环境中具有高浓度 $\text{PM}_{2.5}$ 的天气已经不仅仅是简单的天气现象^[7]。所以,连续探测 $\text{PM}_{2.5}$ 的时空分布特点是当前亟待解决的问题。而传统的颗粒物探测仪器是通过称重的方式对近地面的颗粒物进行探测的,设备昂贵,难以实现实时任意地点 $\text{PM}_{2.5}$ 浓度的监测。激光雷达具有相干性强、准直性好和分辨率高等优点,被广泛应用于气溶胶、水汽、温度和风场等方面的研究^[8]。何涛等^[9]将 355 nm 激光雷达与颗粒物检测仪进行对比,发现气溶胶消光系数与 $\text{PM}_{2.5}$ 浓度有很好的相关性,并结合线性拟合回归模型探讨了两者的关系。熊兴隆等^[10]采用激光雷达、大气透射仪和粒径谱仪联合探测反演 $\text{PM}_{2.5}$ 质量浓度廓线。Fu 等^[11]通过地基 532 nm 激光雷达反演得到气溶胶光学厚度,并将其与淮南地区的 $\text{PM}_{2.5}$ 浓度进行相关性分析,发现两者具有很好的相关性,气溶胶光学厚度也可以反映该区域的污染情况。Peng 等^[12]利用无人机对杭州地区的颗粒物浓度进行垂直观测。胡森等^[13]运用侧向散射激光雷达建立散射光强与 $\text{PM}_{2.5}$ 浓度之间的关系,进而实现 $\text{PM}_{2.5}$ 浓度的实时监测。

目前,激光雷达对颗粒物在大气中分布情况的研究比较少。为了更深入的探究激光雷达在环境监测方面的应用前景,并进一步探究气溶胶的光学性质与 $\text{PM}_{2.5}$ 的关系,本文采用实验室自行研制的米氏散射激光雷达(ML-IV)对淮南地区进行观测,获

取该地区大气气溶胶的时空分布特征。对基于激光雷达获取的大气气溶胶光学性质、气象变量和能见度与实测的 $\text{PM}_{2.5}$ 浓度(本文指质量浓度,单位为 $\mu\text{g} \cdot \text{m}^{-3}$)之间的关系进行了研究。由于传统的反向传播神经网络已陷入局部极小,在此基础上根据数据特点提出一种基于遗传算法优化的反向传播(GA-BP)神经网络算法。利用遗传算法优化初始的权值和阈值,相比于反向传播(BP)神经网络,提高了全局的搜索能力,可以避免陷入局部极小。最后利用该算法对 $\text{PM}_{2.5}$ 浓度进行定量回归分析。

2 实验仪器与原理

2.1 实验仪器

本文所使用的米氏散射激光雷达是在中国科学院安徽光学精密机械研究所大气光学重点实验室自行研制。将激光雷达安装于寿县国家气候观测台(32°33'N, 116°47'E)。如图 1 所示,该激光雷达系统由 4 个部分组成:激光发射单元、接收光学和后续光学单元、信号检测和采集单元以及控制单元。系统采用 Nd:YAG 激光器,发射的脉冲波长为 532 nm,激光脉冲在垂直传输路径中与大气分子和气溶胶相互作用,其中后向散射信号被接收望远镜接收。接收望远镜为卡塞格林型,后向散射光通过光阑、目镜和滤光片,由光电倍增管接收。输出电信号由放大器接收,最后由高速采集卡采集。该激光雷达的垂直分辨率为 15 m,时间分辨率为 5 min。表 1 为激光雷达参数。

表 1 激光雷达参数

Table 1 Lidar parameter

Technical parameter	Value
Wavelength /mm	532
Single pulse energy /mJ	30
Laser divergence angle /mrad	<1
Telescope diameter /mm	200
Receive field of telescope /mrad	2
Filter bandwidth /nm	0.3
Transmittance of transmitting optical element	0.8
Transmittance of receiving optical element	0.3
Collector sampling frequency /MHz	10
Effective range /km	10

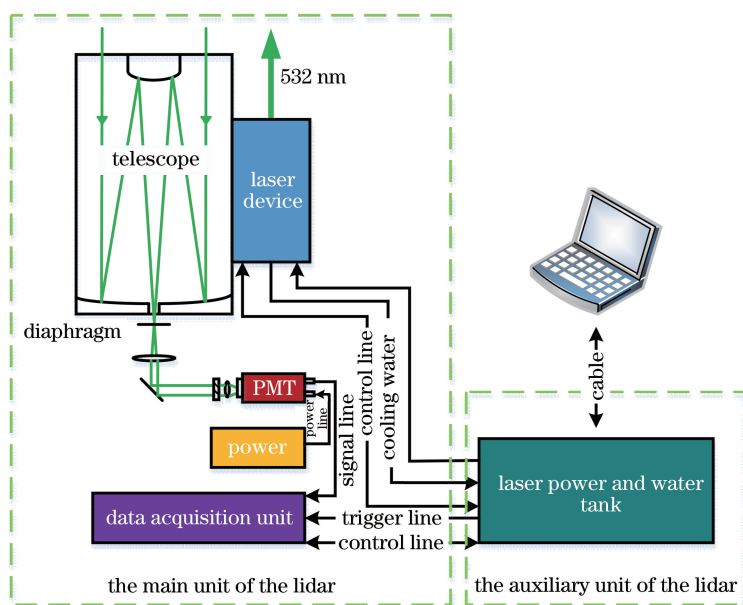


图 1 激光雷达示意图

Fig. 1 Schematic diagram of the lidar system

2.2 特征数据获取方法

激光雷达使用激光作为探测光源,当激光在大气中传输时,它与大气中的气溶胶、空气分子和云粒

子产生散射作用,其中后向散射光信号沿着原路径返回并被光学望远镜接收。接收到的不同高度的后向散射信号可以表示为

$$P(z) = \frac{CE_0[\beta_a(z) + \beta_m(z)] \times \exp\left\{-2\int_0^z [\alpha_a(z) + \alpha_m(z)] dz\right\}}{z^2}, \quad (1)$$

其中: $P(z)$ 代表激光雷达接收到的回波信号, z 代表探测高度; C 代表激光雷达常数; $\beta_m(z)$ 和 $\alpha_m(z)$ 分别代表空气分子的后向散射系数和消光系数; $\beta_a(z)$ 和 $\alpha_a(z)$ 分别代表大气气溶胶的后向散射系数和消光系数。采用 Fernald 方法计算大气气溶胶的消光系数,

其中空气分子的后向散射系数由美国 1976 标准大气模式计算得到,空气分子的消光后向散射比 $S_m = \alpha_m / \beta_m = (8\pi/3)$ sr。假定气溶胶的消光后向散射比为不随高度变化的常数, $S_a = 50$,标定高度 z_c 上的气溶胶后向散射系数为 1.01。由此可得消光系数为

$$\alpha_a(z) = \frac{P(z) \cdot z^2 \cdot \exp\left[-2(S_a - S_m) \int_{z_c}^z \beta_m(z') dz'\right]}{\frac{P(z)}{\beta_a(z) + \beta_m(z)} - 2S_a \int_{z_c}^z P(z') \cdot z'^2 \exp\left[-2(S_a - S_m) \int_{z_c}^z \beta_m(z'') dz''\right] dz'}. \quad (2)$$

图 2 给出通过激光雷达获得的晴朗天气和雾霾天气下的距离校正信号和消光系数。

大多数造成污染的气溶胶在行星边界层中释放,随后被对流和湍流分散与混合,而行星边界层高度的变化会影响颗粒物在垂直空间的分布,所以大气边界层可以决定污染物的扩散体积,是预测、评估

污染物浓度的重要参数。本研究基于激光雷达观测数据,采用梯度法^[14]可以获取大气边界层高度,其表达式为

$$H_{PBL} = \min\left\{\frac{d[P(z) \cdot z^2]}{dz}\right\}. \quad (3)$$

大气边界层内气溶胶的光学厚度可利用激光雷

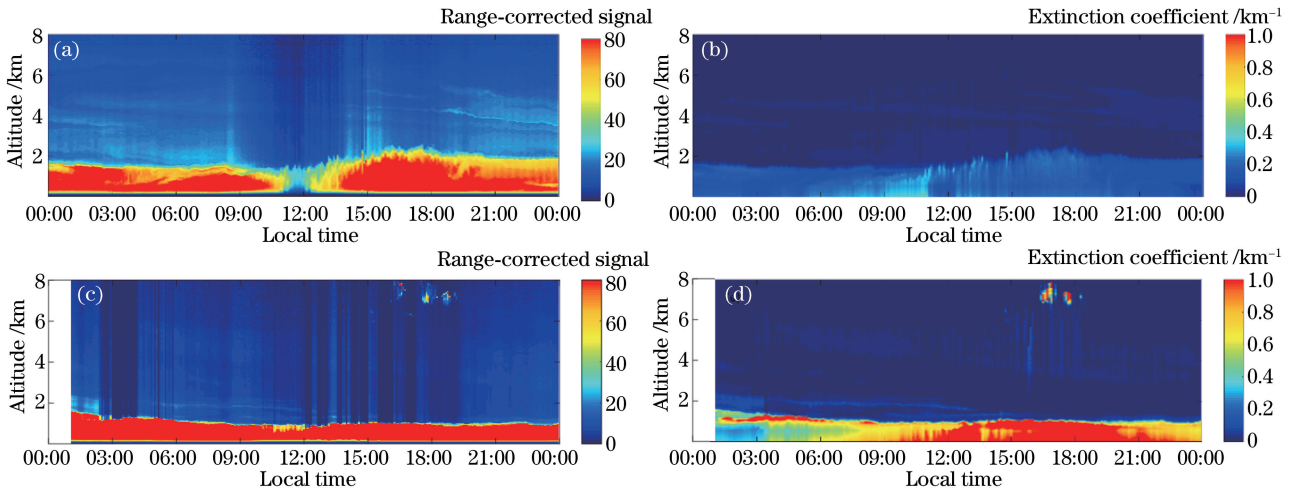


图 2 激光雷达获得的不同天气下的距离校正信号与消光系数。(a)(b)晴朗天气;(c)(d)雾霾天气

Fig. 2 Range-corrected signal and extinction coefficient under different weathers obtained by lidar:

(a)(b) Fine weather; (c)(d) haze weather

达反演的消光系数积分得到,表达式为

$$T_{AOD} = \int_{z_1}^{z_2} \alpha_a(z) dz, \quad (4)$$

其中, z_1 表示激光雷达返回信号的起始高度, z_2 表示大气边界层的高度。

当温度升高时,相对湿度减小,热稳定性差的颗粒(如硝酸铵)在高温下会蒸发成气体,使固体颗粒的浓度降低。当环境中相对湿度较高时,强吸湿物质(如硫酸盐和硝酸盐)会吸附水分,使颗粒粒径增大。此时,非均相反应的概率增加,导致污染加重。可见,高湿度更有利于“二次污染”的形成。地面风速也会对空气污染物的水平扩散产生影响。当风速增大时,水平扩散加速,污染物迅速扩散稀释。当风速降低时,颗粒物容易富集,从而导致污染加重。所以,本文采用大气边界层高度、气溶胶光学厚度、温度、相对湿度、风速和能见度这 6 个因素与颗粒物浓度建立关系,其中,气象数据和颗粒物浓度从当地气象部门获取。本次研究中,共获得 165 条观测数据。

2.3 定量辨识模型

BP 神经网络预测模型对特征数据进行训练时,选用“S”型传递函数,不断地修正网络权值和阈值,反传误差函数,直至逼近期望输出^[15]。在三层网络中,隐含层神经元个数 l 和输入层神经元个数 m 满足

$$l = 2 \times m + 1. \quad (5)$$

本文中,一共有 6 个输入变量,所以这里隐含层神经元个数取 13,则 BP 神经网络的结构为 6-13-1。定量辨识回归模型如图 3 所示。

针对 BP 神经网络存在易陷入局部极小和全局搜索能力差的缺点,基于 GA-BP 神经网络将遗传算法的全局搜索能力和 BP 神经网络的局部搜索能力相结合搜索最优解^[16]。根据 BP 神经网络的结构,共有 $6 \times 13 + 13 \times 1 = 91$ 个权值, $13 + 1 = 14$ 个阈值,所以用遗传算法优化的参数为 $91 + 14 = 105$ 个。由于本研究收集到的数据量不多,需要将收集到的数据分为两类:训练集和测试集。根据传

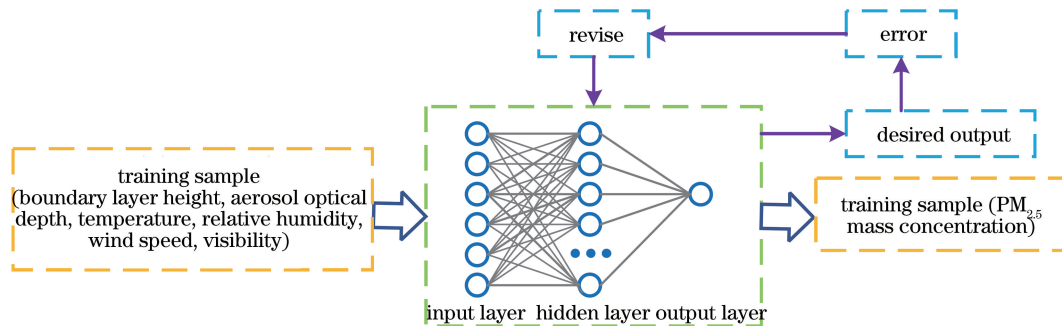


图 3 定量辨识回归模型

Fig. 3 Quantitative identification of regression model

统机器学习的训练集和测试机数量,将样本数据的 70%用于训练,剩余样本(30%)用于测试。随机选取训练集与测试集,其中, $A_{110 \times 6}$ 作为训练集, $A_{55 \times 6}$ 作为测试集。GA-BP 神经网络是用遗传算法优化 BP 神经网络的初始权值和阈值,使其能够更好地对样本进行预测。遗传算法是通过模拟达尔文生物进化论的自然选择和遗传过程来搜寻最优解的方法。具体步骤如下。

1) 种群初始化(编码)

进行初始二进制编码并确定染色体的长度。每一个体的二进制编码是由输入层与隐含层连接权值、隐含层阈值、隐含层与输出层连接权值和输出层阈值 4 个部分组成,其个数分别为 78,13,13,4。

设定每个权值和阈值使用 10 位二进制编码,即一个个体的编码是将所有的权值和阈值编码连接起来,那么个体的编码长度为 1050。其中,输入层与隐含层连接权值编码是前 780 位,隐含层阈值编码是 781~910 位,隐含层与输出层连接权值编码是 911~1040 位,输出层阈值编码是 1041~1050 位。

2) 适应度函数

为了预测时预测值和观测值的残差尽可能小,本研究利用适应度来度量每一个个体。因此,选择测试样本误差平方和的倒数作为适应度函数,表达式为

$$f(X) = \frac{1}{\text{SSE}(\hat{T} - T)} = \frac{1}{\sum_{i=1}^n (\hat{t}_i - t_i)^2}, \quad (6)$$

其中, $\hat{T} = \{\hat{t}_1, \hat{t}_2, \dots, \hat{t}_n\}$ 为预测输出, $T = \{t_1, t_2, \dots, t_n\}$ 为观测输出, n 为样本数量。

3) 遗传算子(选择、交叉、变异)

每一个个体被遗传到下一代的概率与其适应度的大小呈正相关,首先计算适应度的总和,然后计算每一个个体的相对适应度,将计算出的值作为这个个体被遗传到下一代的概率。适应度和被遗传到下一代的概率表达式分别为

$$F = \sum_{k=1}^{n_r} f(X_k), \quad (7)$$

$$p_k = \frac{f(X_k)}{F}, k = 1, 2, \dots, n_r, \quad (8)$$

式中: n_r 为种群数目。

采用轮盘赌选择,通过选择实现“优胜劣汰”,当选择概率越大时,其遗传基因被遗传到下一代的概率越大。交叉操作通过将染色体交换组合,从而产

生新的优秀个体。在突变期间,用随机方法选取发生变异的基因。所选基因的染色体二进制模式发生变化。表 2 为遗传算法的参数设定。

表 2 遗传算法参数设定

Table 2 Parameters of genetic algorithm

Parameter	Value
Population size	20
Maximum genetic algebra	40
Crossover probability	0.7
Mutation probability	0.01

本文采用决定系数(R^2)、均方根误差(RMSE)和平均预测误差(MFE)这三个统计指标来衡量模型的性能。

3 分析与讨论

根据 Yang 等^[17]的研究,发现大气气溶胶光学厚度有助于我们进一步了解中国 $\text{PM}_{2.5}$ 的污染情况。但是从其研究中发现,近年来, $\text{PM}_{2.5}$ 浓度与气溶胶光学厚度的相关性越来越差,仅仅通过气溶胶光学厚度对 $\text{PM}_{2.5}$ 浓度进行检索的性能也越来越差。在本研究中,采用特征集中 110 组数据的气溶胶光学厚度与 $\text{PM}_{2.5}$ 浓度进行相关性分析,然后用得到的公式对剩余的 55 组数据进行 $\text{PM}_{2.5}$ 浓度的计算,相关性分析结果见表 3 和图 4(a),计算结果见图 4(b)。

表 3 气溶胶光学厚度与 $\text{PM}_{2.5}$ 质量浓度相关性分析

Table 3 Correlation analysis between aerosol optical depth and $\text{PM}_{2.5}$ mass concentration

Correlation analysis	R^2	Slope	Intercept
Value	0.425	65.108	58.580

通过相关性分析,可以得出 $\text{PM}_{2.5}$ 浓度与气溶胶光学厚度的相关系数 $R^2 = 0.425$ 。在 Yang 等^[17]的研究中发现,在重度污染和以细模式气溶胶为主的地区, $\text{PM}_{2.5}$ 浓度与气溶胶光学厚度的相关性往往更大。利用得到的公式对剩余的数组进行分析,其相关系数 $R^2 = 0.646$ 。由图 4(a)可以发现,仅仅通过气溶胶光学厚度,得到的 $\text{PM}_{2.5}$ 浓度并不十分理想。这是因为 $\text{PM}_{2.5}$ 浓度和气溶胶光学厚度的关系受到气象、地理位置、气溶胶性质等多方面的影响。

利用 BP 神经网络方法对特征数据集进行处理,构建辨识回归模型,实现颗粒物浓度的评分预测。在特征数据集中随机选取 110 组数据作为训练集,其余 55 组数据作为测试集。将边界层高度、气

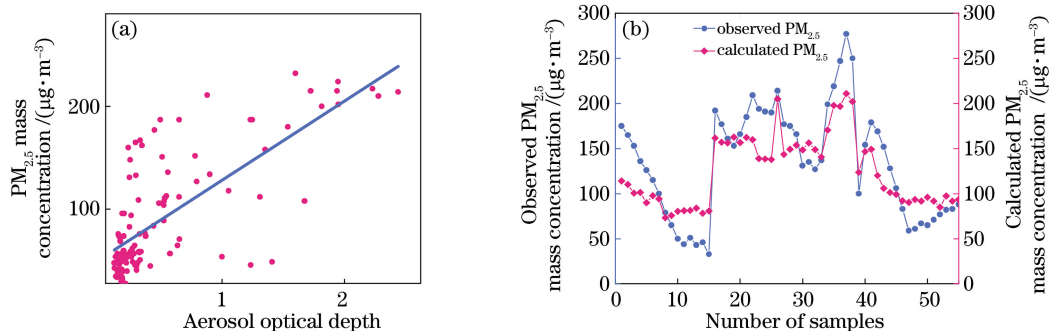


图 4 气溶胶光学厚度与 $PM_{2.5}$ 质量浓度相关性分析结果。(a)相关性分析;(b)计算得到的 $PM_{2.5}$ 质量浓度

Fig. 4 Results of correlation analysis between aerosol optical depth and $PM_{2.5}$ mass concentration.

(a) Correlation analysis; (b) calculated $PM_{2.5}$ mass concentration

溶胶光学厚度、温度、相对湿度、风速和能见度作为模型输入,将实测 $PM_{2.5}$ 浓度作为回归预测输出结果。对 $PM_{2.5}$ 浓度进行评分预测,回归分析结果如表 4 所示,基于 BP 神经网络方法在模式识别过程中,通过回归模型可以发现,回归模型的训练集相关指数 $R^2 = 0.730$,测试集的相关指数 $R^2 = 0.623$ 。BP 神经网络测试集的预测效果如图 5 所示。

表 4 BP 神经网络构建的回归模型参数对比

Table 4 Comparison of regression model parameters constructed by BP neural network

Feature set	Training set		Testing set	
	R^2	RMSE	R^2	RMSE
Value	0.730	11.722	0.623	16.437

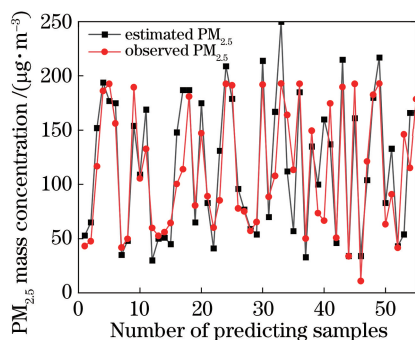


图 5 基于 BP 神经网络的辨识预测

Fig. 5 Identification and prediction based on BP neural network

同样利用基于 GA-BP 神经网络方法对特征数据集进行处理,构建辨识回归模型,实现颗粒物浓度的评分预测。同样在特征数据集中选取 110 组数据作为训练集,其余 55 组数据作为测试集。其回归分析结果如表 5 所示,基于 GA-BP 神经网络方法在模式识别过程中,通过回归模型可以发现,回归模型的训练集相关指数 $R^2 = 0.904$,测试集的相关指数 $R^2 = 0.899$ 。BP 神经网络测试集的预

测效果如图 6 所示。

表 5 基于遗传算法的 BP 神经网络构建的回归模型参数对比

Table 5 Comparison of regression model parameters constructed by GA-BP neural network

Feature set	Training set		Testing set	
	R^2	RMSE	R^2	RMSE
Value	0.904	6.013	0.899	6.176

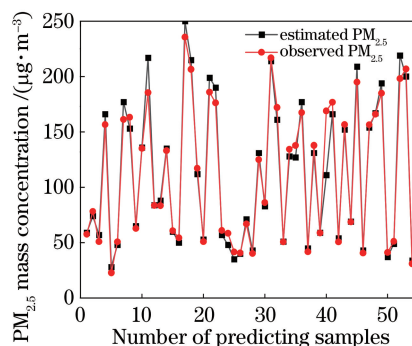


图 6 基于 GA-BP 神经网络的辨识预测

Fig. 6 Identification and prediction based on GA-BP neural network

接着引用误差范围来描述预测效果,引用得到的预测误差范围及平均预测误差来描述 BP 方法和基于 GA-BP 方法的预测效果。

从表 6 可以看出,GA-BP 的预测误差范围比 BP 的预测误差范围小,预测效果优于 BP 方法。其平均预测误差为 $7.122 \mu\text{g}/\text{m}^3$,这说明激光雷达可以有效地监测颗粒物的分布。

表 6 预测误差比较

Table 6 Comparison of prediction errors

Method	Maximum error	Minimum error	MFE
			unit: $\mu\text{g} \cdot \text{m}^{-3}$
BP	83.443	0.182	24.692
GA-BP	37.828	0.209	7.122

4 结 论

本研究利用自制的 532 nm 激光雷达对淮南地区 2016 年 6 月 1 日至 12 月 31 日进行连续观测,利用边界层高度、气溶胶光学厚度、温度、相对湿度、风速、能见度和实测的颗粒物浓度建立回归预测模型,实现了对颗粒物浓度的辨识研究。相比于 BP 神经网络,改进后的基于 GA-BP 神经网络解决了容易陷入局部极小的问题,平衡了全局与局部的矛盾,优化后的回归模型相关指数达到 0.899。本研究证明了激光雷达可以作为一种有效的、灵活的仪器用于收集颗粒物浓度数据,特别是用于监测 $PM_{2.5}$ 浓度在大气中的空间分布。在未来的研究中,仍有一些局限性需要改进,如:细化并扩大标准数据库容量,探究不同季节不同天气条件下的辨识准确率,增加回归模型的可靠性等。

参 考 文 献

- [1] Tao Z M, Ma X M, Liu D, et al. Statistical distribution of $PM_{2.5}$ mass concentration profiles at west suburb of Hefei city in 2014 [J]. *Acta Optica Sinica*, 2016, 36(6): 0601001.
陶宗明, 麻晓敏, 刘东, 等. 2014 年合肥西郊 $PM_{2.5}$ 质量浓度廓线统计分布 [J]. *光学学报*, 2016, 36(6): 0601001.
- [2] Zhang H, Tao Z M, Ma X M, et al. Fitting of hygroscopic factor between $PM_{2.5}$ mass concentration and aerosol backscattering coefficient in Hefei area [J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2018, 45(7): 0704006.
张辉, 陶宗明, 麻晓敏, 等. 合肥地区 $PM_{2.5}$ 质量浓度与气溶胶后向散射系数之间吸湿因子的拟合 [J]. *中国激光*, 2018, 45(7): 0704006.
- [3] Lee K H, Kim Y J, Kim M J, et al. Characteristics of aerosol observed during two severe haze events over Korea in June and October 2004 [J]. *Atmospheric Environment*, 2006, 40(27): 5146-5155.
- [4] Qin K, Wu L X, Wong M S, et al. Trans-boundary aerosol transport during a winter haze episode in China revealed by ground-based lidar and CALIPSO satellite [J]. *Atmospheric Environment*, 2016, 141: 20-29.
- [5] Liu B M, Ma Y Y, Gong W, et al. Study of continuous air pollution in winter over Wuhan based on ground-based and satellite observations [J]. *Atmospheric Pollution Research*, 2018, 9(1): 156-165.
- [6] Wu B, Li Y F, Jiang L L, et al. Characteristics of pollution process in northern Zhejiang province based on lidar and tower wind field data [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(13): 130101.
吴彬, 李艳芳, 蒋璐璐, 等. 基于激光雷达与铁塔风场数据的浙江北部地区一次污染过程及其特征研究 [J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(13): 130101.
- [7] Liu B M, Ma Y Y, Shi Y F, et al. The characteristics and sources of the aerosols within the nocturnal residual layer over Wuhan, China [J]. *Atmospheric Research*, 2020, 241: 104959.
- [8] Yang H, Xie C B, Fang Z Y, et al. Joint observation of vertical distribution of aerosol in Hefei area by spaceborne lidar and ground-based lidar [J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2020, 48(1): 0110001.
杨昊, 谢晨波, 方志远, 等. 星-地激光雷达联合观测合肥地区的气溶胶垂直分布 [J]. *中国激光*, 2020, 48(1): 0110001.
- [9] He T, Hou L J, Lü B, et al. Study of accuracy of lidar inversion $PM_{2.5}$ concentration [J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2013, 40(1): 0113001.
何涛, 侯鲁健, 吕波, 等. 激光雷达探测反演 $PM_{2.5}$ 浓度的精度研究 [J]. *中国激光*, 2013, 40(1): 0113001.
- [10] Xiong X L, Li Y D, Feng S, et al. Lidar inversion of $PM_{2.5}$ mass concentration vertical distribution [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2020, 49(4): 0401001.
熊兴隆, 李永东, 冯帅, 等. $PM_{2.5}$ 质量浓度廓线的激光雷达反演研究 [J]. *光子学报*, 2020, 49(4): 0401001.
- [11] Fu S L, Xie C B, Zhuang P, et al. Study of persistent foggy-hazy composite pollution in winter over Huainan through ground-based and satellite measurements [J]. *Atmosphere*, 2019, 10(11): 656.
- [12] Peng Z R, Wang D S, Wang Z Y, et al. A study of vertical distribution patterns of $PM_{2.5}$ concentrations based on ambient monitoring with unmanned aerial vehicles: a case in Hangzhou, China [J]. *Atmospheric Environment*, 2015, 123: 357-369.
- [13] Hu M, Wu D F, Li Q L, et al. Measurement study of $PM_{2.5}$ concentration with side-scattering lidar based on CCD [J]. *Acta Optica Sinica*, 2016, 36(11): 1101002.
胡淼, 吴端法, 李齐良, 等. 基于 CCD 侧向散射激光雷达的 $PM_{2.5}$ 浓度测量研究 [J]. *光学学报*, 2016, 36(11): 1101002.
- [14] Lü L H, Liu W Q, Zhang T S, et al. Characteristics of boundary layer height in Jing-Jin-Ji area based on lidar [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2017, 54(1): 010101.
吕立慧, 刘文清, 张天舒, 等. 基于激光雷达的京津

- 冀地区大气边界层高度特征研究[J]. 激光与光电子学进展, 2017, 54(1): 010101.
- [15] Zhuo L, Zhang J, Dong P, et al. An SA-GA-BP neural network-based color correction algorithm for TCM tongue images [J]. Neurocomputing, 2014, 134: 111-116.
- [16] Liu C Y, Ling J C, Kou L Y, et al. Performance comparison between GA-BP neural network and BP neural network [J]. Chinese Journal of Health Statistics, 2013, 30(2): 173-176, 181.
- 刘春艳, 凌建春, 寇林元, 等. GA-BP 神经网络与 BP 神经网络性能比较[J]. 中国卫生统计, 2013, 30(2): 173-176, 181.
- [17] Yang Q Q, Yuan Q Q, Yue L W, et al. The relationships between $PM_{2.5}$ and aerosol optical depth (AOD) in mainland China: about and behind the spatio-temporal variations [J]. Environmental Pollution, 2019, 248: 526-535.