

刘懿枢,戴熙敏,齐永胜,2020. 基于 BP 人工神经网络的鹰潭市 PM<sub>2.5</sub> 和 PM<sub>10</sub> 浓度预测模型[J]. 气象与减灾研究,43(2): 123-129.

Liu Yishu, Dai Ximin, Qi Yongsheng, 2020. Prediction model of PM<sub>2.5</sub> and PM<sub>10</sub> concentration in Yingtan city based on BP neural network[J]. Meteorology and Disaster Reduction Research,43(2):123-129.

## 基于 BP 人工神经网络的鹰潭市 PM<sub>2.5</sub> 和 PM<sub>10</sub> 浓度预测模型

刘懿枢,戴熙敏,齐永胜

鹰潭市气象局,江西鹰潭 335002

**摘要:** 利用 2015—2019 年鹰潭市 5 个大气成分监测站数据和气象站地面观测数据,运用主成分分析法,提取气象要素、气体污染物对 PM<sub>2.5</sub> 和 PM<sub>10</sub> 浓度影响的主要成分,调整 BP 人工神经网络的隐藏层个数和隐藏层节点数,构建基于 BP 人工神经网络的鹰潭市 PM<sub>2.5</sub> 和 PM<sub>10</sub> 浓度预测模型。结果表明:1) 气象要素中,共提取 3 个影响 PM<sub>2.5</sub>、PM<sub>10</sub> 浓度的主成分,分别为相对湿度、降水,气温、气压和风速,其中湿度、气温、风速与 PM<sub>2.5</sub>、PM<sub>10</sub> 浓度显著相关。2) 气体污染物中,共提取 2 个主成分,分别为 SO<sub>2</sub>、NO<sub>2</sub> 和 O<sub>3</sub>,其中 NO<sub>2</sub>、SO<sub>2</sub> 与 PM<sub>2.5</sub>、PM<sub>10</sub> 浓度显著相关。3) 所建立的 PM<sub>2.5</sub>、PM<sub>10</sub> 浓度逐小时预测模型在 20 h 内预测性能良好,预测准确率分别为 88%、86%,逐日预测模型在 5 d 内的预测性能良好,预测准确率分别为 94%、92%,准确率较高,具有良好的预报性能。

**关键词:** 大气颗粒物,预测模型,BP 人工神经网络,气象要素,气体污染物

中图分类号: P456

文献标识码: A

文章编号: 1007-9033(2020)02-0123-07

doi: 10.12013/qxyjzyj2020-016

## Prediction Model of PM<sub>2.5</sub> and PM<sub>10</sub> Concentration in Yingtan City Based on BP Neural Network

Liu Yishu, Dai Ximin, Qi Yongsheng

Yingtan Meteorological Bureau, Yingtan 35002, China

**Abstract:** Based on the observation data of five atmospheric composition monitoring stations and ground observation data of meteorological stations in Yingtan City from 2015 to 2019, the main influence factors of meteorological elements and air pollutants impacting on the concentration of PM<sub>2.5</sub> and PM<sub>10</sub> were extracted by principal component analysis, the number of hidden layers and hidden layer nodes of BP artificial neural network were adjusted, and then a PM<sub>2.5</sub> and PM<sub>10</sub> concentration prediction model based on the BP artificial neural network in Yingtan City was established. The results showed that: 1) For meteorological factors, relative humidity, precipitation, temperature, air pressure and wind speed were the main components, humidity, temperature and wind speed presented significantly correlations with the concentration of PM<sub>2.5</sub> and PM<sub>10</sub>. 2) For air pollutants, SO<sub>2</sub>, NO<sub>2</sub> and O<sub>3</sub> were the main components, NO<sub>2</sub> and SO<sub>2</sub> presented significantly related to the concentration of PM<sub>2.5</sub> and PM<sub>10</sub>. 3) The PM<sub>2.5</sub> and PM<sub>10</sub> concentration prediction models exhibited good performance in hourly prediction within 20 h and daily prediction within 5 d, the hourly accuracies of PM<sub>2.5</sub> and PM<sub>10</sub> concentration prediction were 88% and 86%, respectively, and the daily prediction accuracies of PM<sub>2.5</sub> and PM<sub>10</sub> concentration prediction reached 94% and 92%. The accuracy of daily prediction was relatively higher.

收稿日期: 2020-03-24; 修订日期: 2020-05-20.

基金项目: 2019 年江西省青年人才项目“BP 神经网络在鹰潭市空气污染指数预报中的应用”。

作者简介: 刘懿枢, 硕士, 工程师, 主要从事天气预报预测、空气质量预报研究, E-mail: 417413886@qq.com.

**Key words:** atmospheric particulate matter; prediction model; BP neural network; meteorological elements; air pollutants

## 0 引言

PM<sub>10</sub>、PM<sub>2.5</sub> 是直径小于 10 μm、2.5 μm 的大气颗粒污染物,是当前重要的大气污染物之一,其中 PM<sub>2.5</sub> 可顺着呼吸道进入人体,大量吸入易引起呼吸系统疾病,影响人类身体健康(李加鹏和林景兰,2019)。随着人们对生活环境要求的提高,公众对颗粒物污染的认识和关注度也越来越高,《2018 年中国环境生态公报》(<http://www.mee.gov.cn/hjzl/sthjzk/zghjzkgb/201905/P020190619587632630618.pdf>)中指出,以 PM<sub>2.5</sub> 为首要污染物的天数占重度及以上污染天数的 60.0%,以 PM<sub>10</sub> 为首要污染物的占 37.2%,除 O<sub>3</sub> 污染外,以 PM<sub>2.5</sub>、PM<sub>10</sub> 为首要污染物的天数远超于其他污染物。

近几年,国内外学者针对 PM<sub>2.5</sub>、PM<sub>10</sub> 浓度的预测方法做过多种研究,主要集中在线性回归法、BP 神经网络法、数值模式预报法等(王茜等,2015;岳旭等,2015;张恒德等,2018),其中,数值模拟预报法中气象与污染耦合的在线空气质量模型系统 WRF-Chem 模式的应用较为广泛,但数值预报模型涉及复杂的物理化学过程,要求建立相对完整的排放源清单、准确的气象场以及污染物扩散过程等(王茜等,2015)。线性回归预报方法相对简单,但存在一定的局限性,不能很好地反映出污染物与影响因子之间的变化规律,而 BP 神经网络可以克服这一局限性,并可以不考虑物理化学过程,利用简单的历史数据进行分析,获得污染物在一段时间内的浓度变化,它能够建立复杂的非线性模型,反映 PM<sub>2.5</sub>、PM<sub>10</sub> 浓度与气象因子之间的非线性关系,相关研究表明 BP 神经网络在空气污染物预报方面应用较多,且效果良好。例如,孙宝磊等(2015)首次在云南利用历史污染物浓度建立基于 BP 神经网络预测模型,各污染物的空气质量分指数(Individual Air Quality Index, IAQI)的准确率达 70% 以上。张恒德等(2018)建立基于 BP 神经网络的集成模型对北京、天津、石家庄的污染物进行预报,结果相比其他模式误差降低 15% 以上。刘林波等(2019)应用 BP 神经网络联合水汽因子对北京地区 PM<sub>2.5</sub> 浓度进行预测,其结果表明预测数据平均误差为 11%,具有较高的精度和可靠性。El-bayoumi 和 Ramli(2015)对 PM<sub>2.5</sub> 和 PM<sub>10</sub> 浓度进行了 BP 神经网络预测与回归模型比较,发

现 BP 神经网络具预测有良好的效果。

目前,关于 PM<sub>2.5</sub> 和 PM<sub>10</sub> 浓度预测研究很多,但针对鹰潭市 PM<sub>2.5</sub> 和 PM<sub>10</sub> 浓度预测的相关研究较少。有研究表明,PM<sub>2.5</sub>、PM<sub>10</sub> 浓度受当地环境、气候背景及局地气象条件影响较大,如,城市内交通运输和供暖对大气 PM<sub>10</sub> 的贡献最为突出(Unal et al,2011);城市的污染物浓度跟气象条件和城市布局也有关系(孙宝磊等,2017)。由此可见,城市 PM<sub>2.5</sub> 和 PM<sub>10</sub> 浓度预测存在复杂性和影响因素多样性的特点。江西省正值全国首批生态文明建设先行示范省份之一,对生态环境提出了更高要求。因此,结合鹰潭市气象条件和大气环境开展 PM<sub>2.5</sub> 和 PM<sub>10</sub> 浓度的预测研究十分必要。

文中利用 2015—2019 年鹰潭市大气成分监测站和地面气象站观测数据,提取气象要素与气体污染物对 PM<sub>2.5</sub>、PM<sub>10</sub> 浓度影响的主要成分,构建基于 BP 神经网络的 PM<sub>2.5</sub> 和 PM<sub>10</sub> 浓度预测模型,调整模型的隐藏层个数和隐藏层节点数,对模型不断训练,提高鹰潭市 PM<sub>2.5</sub> 和 PM<sub>10</sub> 浓度预测准确率,以期对空气质量预报预警工作提供参考。

## 1 资料和方法

### 1.1 资料来源

所用的 2015 年 1 月 1 日—2019 年 9 月 1 日 PM<sub>2.5</sub>、PM<sub>10</sub>、NO<sub>2</sub>、SO<sub>2</sub>、O<sub>3</sub> 和 CO 数据来源于鹰潭市 5 个大气成分监测站,采样频率为每 5 min/次,每小时获取一个均值,24 h 连续自动采样。地面气象数据来自同期鹰潭站地面气象观测要素,包括逐日和逐时的温度、相对湿度、风向、风速、降水量和气压等。所有数据均经过严格质量控制。

### 1.2 研究方法

利用主成分分析法,提取影响 PM<sub>2.5</sub>、PM<sub>10</sub> 浓度的主要影响因子。主成分分析也称主分量分析,是一种数学变换的方法,把给定的一组相关变量通过线性变换转成另一组不相关的变量,这些新的变量按照方差依次递减的顺序排列,这种方法在引进多方面变量的同时将复杂因素归结为几个主成分,使问题简单化,同时得到更加科学有效的数据信息(莫彩芬等,2018)。

神经网络是基于人类大脑神经网络的认知,对人脑神经网络进行抽象后所建立的简化模型,具有强大的拟合输入输出变量之间非线性关系的能

力,有自适应、自组织、自学习等特点,其中BP神经网络是采用误差反向传播方法的一种人工神经网络,误差反向传播是指根据设定的预测误差值,如果输出的预测值对比实际值,误差超过预测范围,则反向传播,不断调整权值与阈值,使网络模型的预测值不断逼近实际值(孙宝磊等,2017)。将其应用在PM<sub>2.5</sub>、PM<sub>10</sub>浓度预测中,不需要了解各气象要素、气体污染物与PM<sub>2.5</sub>、PM<sub>10</sub>浓度之间的具体关系,只需选取合适的输入层、隐含层和输出层的节点数及各层转移函数,从而进行污染物浓度的预测,因其具有较好的容错性和自适应性,在预测预报、分类及数据挖掘等方面应用广泛。

## 2 PM<sub>2.5</sub>和PM<sub>10</sub>浓度的主要影响因素

### 2.1 气象要素

气象要素中气温、相对湿度、风速、降水量等,对PM<sub>2.5</sub>和PM<sub>10</sub>扩散、集聚、清除的影响不可忽视(陈渤黎等,2015;蒋璐君等,2015)。文中选取2015—2019年鹰潭市逐日地面风速、气温、本站气压、相对湿度、降水量共5种气象要素,利用主成分分析法,提取影响PM<sub>2.5</sub>和PM<sub>10</sub>浓度的主要成分。

表1给出了气象要素对PM<sub>2.5</sub>浓度影响的主成分分析结果,选择特征值大于1,累积贡献率大于70%的成分作为主成分。分析可知,前3个成分的特征值大于1,累计贡献达69.5%,接近于70%,故提取前3个成分作为主成分进行分析。第一主成分中PM<sub>2.5</sub>的浓度主要由相对湿度和降水量所决定,

其成分系数分别为0.84、0.78;第二主成分受气温、气压影响,成分系数分别为-0.83、0.65;第三主成分由风速决定,成分系数达0.97。从物理意义上分析第一主成分表明,鹰潭市PM<sub>2.5</sub>受相对湿度和降水量因素影响较大,说明当空气中含水量较大,出现降水时,对污染物有稀释、清除作用,有利于降低PM<sub>2.5</sub>浓度;第二主成分表明当气温低、气压高时会影响PM<sub>2.5</sub>浓度,实际统计发现鹰潭市高污染值易出现在冬季,张小曳等(2020)研究表明这与冬季到达地面的太阳辐射减少有关;第三主成分说明PM<sub>2.5</sub>浓度受风速影响很大,风的扩散作用显著。采用PM<sub>2.5</sub>的IAQI等级为重度污染、中度污染所在月的逐日PM<sub>2.5</sub>浓度分别与逐日地面风速、气温、本站气压、相对湿度、降水量进行相关性分析可知,PM<sub>2.5</sub>浓度与相对湿度、风速呈显著负相关(通过信度为0.01的显著性检验,下同),与气温呈显著正相关。

表2给出了气象要素对PM<sub>10</sub>浓度影响的主成分分析结果,第一主成分中PM<sub>10</sub>浓度主要由相对湿度、降水量所决定,其成分系数分别为0.83、0.73;第二主成分受气温、气压影响,成分系数分别为-0.81和0.74;第三主成分主要由风速所决定,成分系数高达0.98。由此可见,影响PM<sub>10</sub>与PM<sub>2.5</sub>浓度的3个主成分是一致的。基于PM<sub>10</sub>的IAQI等级为中度污染、轻度污染所在月数据对PM<sub>10</sub>浓度分别与逐日地面风速、气温、本站气压、相对湿度、降水量进行相关性分析可知,PM<sub>10</sub>浓度与相对湿度、风速呈显著负相关,与气温呈显著正相关。

表1 影响PM<sub>2.5</sub>浓度的气象要素主成分分析结果

Table 1 Principal component analysis results of meteorological factors affecting PM<sub>2.5</sub> concentration

成分	特征值	方差贡献/%	累计方差贡献/%	主成分系数				
				气压	气温	相对湿度	降水量	风
1	1.62	26.97	26.97	0.10	-0.07	0.84	0.78	-0.02
2	1.50	25.01	52.02	0.65	-0.83	0.20	-0.05	0.04
3	1.05	17.46	69.49	0.18	0.06	-0.18	0.10	0.97

表2 影响PM<sub>10</sub>浓度的气象要素主成分分析结果

Table 2 Principal component analysis results of meteorological factors affecting PM<sub>10</sub> concentration

成分	特征值	方差贡献/%	累计方差贡献/%	主成分系数				
				气压	气温	相对湿度	降水量	风
1	1.81	30.22	30.22	0.01	0.02	0.83	0.73	0.03
2	1.38	23.07	53.28	0.74	-0.81	0.28	0.01	0.04
3	1.04	17.37	70.65	0.10	0.07	-0.22	0.10	0.98

### 2.2 气体污染物

PM<sub>2.5</sub>、PM<sub>10</sub>可从自然源或人类活动中排放,如冬季燃煤、汽车尾气排放、工业区废气颗粒的VOCs

排放,也可由各种前体物化学反应形成,所以不同的污染因子对PM<sub>2.5</sub>和PM<sub>10</sub>浓度的贡献也不同。

利用SO<sub>2</sub>、O<sub>3</sub>、CO、NO<sub>2</sub>污染物浓度进行分析,

提取影响  $PM_{2.5}$  和  $PM_{10}$  浓度的主要成分(表 3)。第一主成分中受  $NO_2$ 、 $SO_2$  影响最大,成分系数分别为 0.82、0.74;第二主成分主要受  $O_3$  影响,成分系数为 0.93。采用  $PM_{2.5}$  的 IAQI 等级为重度污

染、中度污染所在月的逐日  $PM_{2.5}$  浓度分别与逐日  $SO_2$ 、 $O_3$ 、 $CO$ 、 $NO_2$  浓度进行相关性分析可知, $PM_{2.5}$  浓度与  $NO_2$ 、 $SO_2$  呈显著正相关。

表 3 影响  $PM_{2.5}$  浓度的气体污染物主成分分析结果

Table 3 Principal component analysis results of air pollutants affecting  $PM_{2.5}$  concentration

成分	特征值	方差贡献/%	累计方差贡献/%	主成分系数			
				$SO_2$	$NO_2$	$O_3$	$CO$
1	2.36	47.20	47.20	0.74	0.82	0.10	0.53
2	1.14	22.86	70.06	0.09	-0.28	0.93	-0.51

游康云(2016)研究指出,影响  $PM_{2.5}$  浓度的气体污染物  $NO_2$  和  $SO_2$  主要来源于化石燃料的燃烧、城市汽车尾气和工业工厂的排放等,特别是硫酸工业生产过程中易产生  $NO_2$ 。吕文英等(2010)研究指出  $PM_{2.5}$  中硫酸盐和硝酸盐所占比例较高。这说明鹰潭市或周边工业存在一定化学污染排放,从而影响  $PM_{2.5}$  浓度。

表 4 为影响  $PM_{10}$  浓度的气体污染物主成分分

析结果。分析可知,第一主成分主要受  $NO_2$ 、 $SO_2$  影响,成分系数分别为 0.81、0.76;第二主成分主要受  $O_3$  影响,成分系数为 0.92。基于  $PM_{10}$  的 IAQI 等级为中度污染、轻度污染所在月的数据对逐日  $PM_{10}$  浓度分别与气体污染物  $SO_2$ 、 $O_3$ 、 $CO$ 、 $NO_2$  的浓度进行相关性分析,发现  $NO_2$ 、 $SO_2$  显著相关。与  $PM_{2.5}$  浓度主要影响因子一致,相比  $PM_{2.5}$ , $SO_2$  污染对  $PM_{10}$  浓度影响更大。

表 4 影响  $PM_{10}$  浓度的气体污染物主成分分析结果

Table 4 Principal component analysis results of air pollutants affecting  $PM_{10}$  concentration

成分	特征值	方差贡献/%	累计方差贡献/%	主成分系数			
				$SO_2$	$NO_2$	$O_3$	$CO$
1	2.33	46.76	44.44	0.76	0.81	0.13	0.52
2	1.26	25.35	72.11	0.03	-0.31	0.92	-0.52

### 3 BP 人工神经网络预测模型的建立

根据  $PM_{2.5}$ 、 $PM_{10}$  浓度的主要影响因子,基于 BP 人工神经网络,建立预测模型。考虑到数据量越大,训练次数越多,误差就越小,文中基于 2015—2019 年  $PM_{2.5}$  的 IAQI 等级为重度污染、中度污染所在月数据和  $PM_{10}$  的 IAQI 等级为中度污染、轻度污染所在的月数据进行计算研究,其中  $PM_{2.5}$  浓度日值和小时样本分别为 1 238 d 和 6 480 h, $PM_{10}$  浓度日值和小时样本分别为 1 119 d 和 4 964 h,取前 80% 的数据作为训练样本,后 20% 的数据作为检验样本,用以对模型的准确性进行评估。

#### 3.1 $PM_{2.5}$ 浓度预测模型

由于原始数据各因子的量纲及数量级不同,首先对所有数据进行归一化处理,训练完成后,再对数据反归一化。根据第二章中分析的影响  $PM_{2.5}$  浓度的气象要素和气体污染物成分,选取相对湿度、降水量、气温、风速、 $NO_2$  和  $SO_2$  逐时数据作为输入向量, $PM_{2.5}$  浓度逐时数据作为网络模型的输出向量,

在 Matlab 环境中利用神经网络工具箱编程实现一个 3 层前向神经网络。经反复测试训练,使用双隐层传递构建  $PM_{2.5}$  浓度逐时预测模型,第一隐含层选取 1 个节点,第二隐含层选取 2 个节点,输入层到隐含层和隐含层到输出函数层选用线性传递函数 purelin、trainlm 为网络训练函数,性能函数为 mse,网络学习率 lr 为 0.01,训练目标均方差为  $10^{-5}$ ,最大训练次数为 5 000 次。

图 1 为检验样本中 2015 年 1 月 11 日 07 时—12 日 02 时逐时的  $PM_{2.5}$  浓度预测与实测值。分析可知,预测值与实测值的变化趋势一致,该模型在 1—10 h 内的预测值与实际值接近,10—15 h 内的预测值较实测值偏大。由实况可知,该时间段气温较高,可能模型对气温配比的权重较高,相对预测结果偏大,15 h 之后的预测偏差有所减小,与实测值相差 5—10  $ug/m^3$ ,实测值与预测值最大误差为 28.4  $ug/m^3$ ,最小误差为 0.3  $ug/m^3$ 。经反复测试训练,该模型的预测准确率达 88%,具有良好的预测性能,但对气温偏高时段的预测存在一定误差。

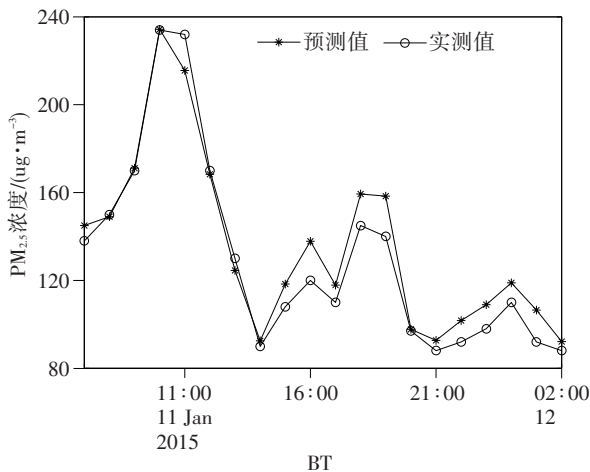


图1 基于BP人工神经网络的2015年1月11日07时—12日02时鹰潭市PM<sub>2.5</sub>浓度逐时预测值与实测值  
Fig. 1 The hourly variations of the measured and predicted PM<sub>2.5</sub> concentration values in Yingtan City based on BP artificial neural network from 07:00 BT to 02:00 BT on January 11, 2015

根据构建的PM<sub>2.5</sub>逐时浓度预测模型,使用各影响因子的日平均值作为输入向量,PM<sub>2.5</sub>日值数据作为网络的输出向量,预测未来5 d内的PM<sub>2.5</sub>浓度。经反复测试训练,将双隐含层变更为单隐含层,取5个隐含层结点,输入层到隐含层、隐含层到输出层函数选用线性传递函数 purelin、trainlm 作为网络训练函数进行网络训练。

图2为检验样本中2015年1月18—22日逐日PM<sub>2.5</sub>浓度的预测值与实测值,预测变化趋势与实

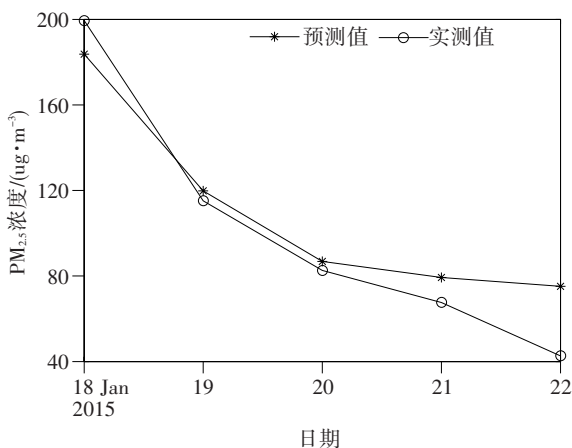


图2 基于BP人工神经网络的2015年1月18—22日鹰潭市PM<sub>2.5</sub>浓度逐日预测值与实测值  
Fig. 2 The daily variations of the measured and predicted PM<sub>2.5</sub> concentration values in Yingtan City based on BP artificial neural network from January 18 to 22, 2015

际趋势一致,相比小时值的预测,该模型对日均值的预测吻合度更高,实测值与预测值的最大误差为5.7 ug/m<sup>3</sup>,最小误差为1.7 ug/m<sup>3</sup>。经反复测试训练,该模型的预测准确率高达94%,具有较高的预测性能,高于孙宝磊等(2017)的研究中对PM<sub>10</sub>的预测准确率。

### 3.2 PM<sub>10</sub> 浓度预测模型

根据第二章中分析的影响PM<sub>10</sub>浓度的气象要素和气体污染物成分,选取降水、相对湿度、气温、风速、NO<sub>2</sub>和SO<sub>2</sub>作为网络模型的输入向量,PM<sub>10</sub>浓度逐时数据作为网络模型的输出向量构建逐时PM<sub>10</sub>浓度预测模型。经反复测试训练,选取10个隐含层结点,输入层到隐含层和隐含层到输出层选取线性传递函数 purelin、trainlm 为网络的训练函数,mse为性能函数。网络学习率lr为0.01,训练目标均方差为10<sup>-5</sup>,最大训练次数为5 000次。利用该模型对PM<sub>10</sub>逐时浓度进行预测。图3为检验样本中20 h内逐时PM<sub>10</sub>浓度的实测值与预测值,分析可知,预测值与实测值的变化趋势基本吻合,没有明显的偏离点,能很好地预测PM<sub>10</sub>逐时浓度变化。其中该预测模型对7—16 h后的PM<sub>10</sub>浓度预测准确度较高,接近实际值,1—6 h后的PM<sub>10</sub>浓度预测值整体略低于实测值,由实况可知,该时间段出现4.0 mm/h小雨量级降水,可能模型对降水配比较权重较高,使得相对预测结果偏小,16 h之后的逐时污染值相比实际值偏差较大,实际值与预测值最

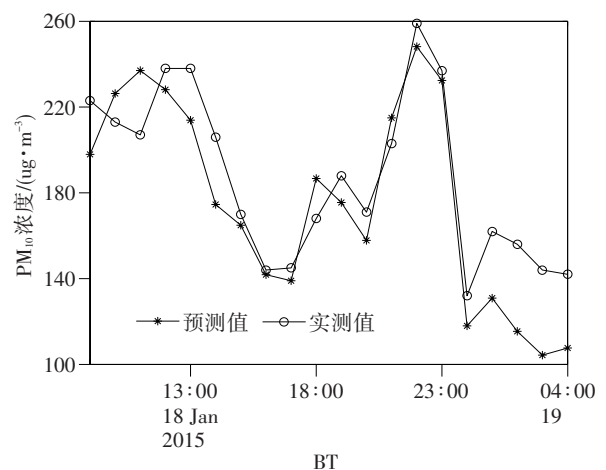


图3 基于BP人工神经网络的2015年1月18日09时—19日04时鹰潭市PM<sub>10</sub>浓度逐时预测值与实测值  
Fig. 3 The hourly variations of the measured and predicted PM<sub>10</sub> concentration values in Yingtan City based on BP artificial neural network from 09:00 BT on January 18 to 04:00 BT on January 19, 2015

大误差为  $48.8 \text{ ug/m}^3$ , 最小误差为  $1.2 \text{ ug/m}^3$ 。经反复测试训练, 该模型的预测准确率达  $86\%$ , 降水时段预测值与实际值存在一定误差。

根据构建的  $\text{PM}_{10}$  逐时浓度预测模型, 使用各影响因子的日平均值作为输入向量,  $\text{PM}_{10}$  日值作为输出向量, 预测未来 5 d 的  $\text{PM}_{10}$  浓度。经测试训练, 此时变更隐含层为双隐含层, 第一隐含层节点为 8 个, 第二隐含层为 1 个, 输入层到隐含层函数采用正切 S 型传递函数  $\text{tansig}$ , 隐含层到输出层选取线性传递函数  $\text{purelin}$ ,  $\text{trainlm}$  为网络训练函数。

图 4 为检验样本中 5 d 逐日  $\text{PM}_{10}$  浓度的预测与实测值, 由预测结果可知, 预测值与实测值的变化趋势一致, 相比小时值的预测, 该模型对日值的预测吻合度更高, 实际值与预测值最大误差为  $13.6 \text{ ug/m}^3$ , 最小误差为  $0.8 \text{ ug/m}^3$ 。经反复测试训练, 预测准确率达  $92\%$ , 具有良好的预测能力。

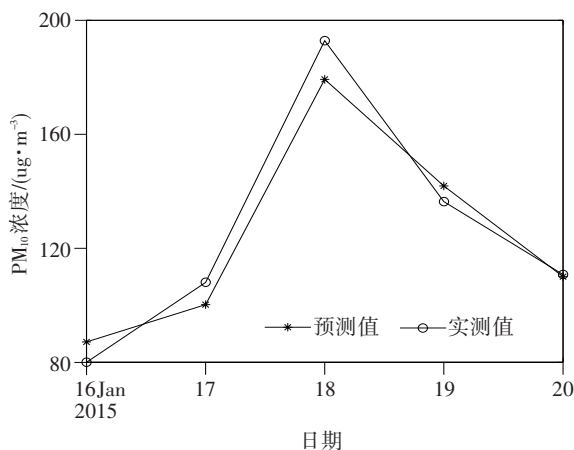


图 4 基于 BP 人工神经网络的 2015 年 1 月 16—20 日鹰潭市  $\text{PM}_{10}$  浓度逐日预测值与实测值

Fig. 4 The daily variations of the measured and predicted  $\text{PM}_{10}$  concentration values in Yingtan City based on BP artificial neural network from January 16 to 20, 2015

## 4 结论

文中基于 2015—2019 年鹰潭市 5 个大气成分监测站数据和气象站地面观测数据, 运用主成分分析法, 提取影响  $\text{PM}_{2.5}$  和  $\text{PM}_{10}$  浓度的气象要素和气体污染物主要成分, 通过调整 BP 人工神经网络的隐藏层个数和隐藏层节点数, 构建了基于 BP 人工神经网络的鹰潭市  $\text{PM}_{2.5}$  和  $\text{PM}_{10}$  浓度预测模型, 所得结论如下:

1) 共提取 3 个影响鹰潭市  $\text{PM}_{2.5}$ 、 $\text{PM}_{10}$  浓度的气象要素主成分, 包括相对湿度、降水, 气温、气压和

风速; 2 个气体污染物主成分, 包括  $\text{NO}_2$ 、 $\text{SO}_2$  和  $\text{O}_3$ 。

2) 气象要素中相对湿度、气温、风速与  $\text{PM}_{2.5}$ 、 $\text{PM}_{10}$  浓度显著相关, 其中  $\text{PM}_{2.5}$ 、 $\text{PM}_{10}$  浓度与相对湿度、风速呈负相关, 与气温呈正相关; 气体污染物  $\text{NO}_2$ 、 $\text{SO}_2$  与  $\text{PM}_{2.5}$ 、 $\text{PM}_{10}$  浓度显著正相关。

3) 建立的基于 BP 人工神经网络的鹰潭市  $\text{PM}_{2.5}$ 、 $\text{PM}_{10}$  浓度逐时、逐日预测模型均具有良好的预测性能。其中,  $\text{PM}_{2.5}$ 、 $\text{PM}_{10}$  浓度逐时预测模型准确率为  $88\%$ 、 $86\%$ , 对于出现降水、气温偏高时段的预测存在一定误差;  $\text{PM}_{2.5}$  浓度逐日预测模型的预测值与实际值吻合度较高,  $\text{PM}_{2.5}$ 、 $\text{PM}_{10}$  浓度逐日预测模型准确率为  $94\%$ 、 $92\%$ , 逐日预测相对更稳定, 准确率更高, 具有良好的参考价值。

## 参考文献 (References)

- 陈渤黎, 吴建秋, 吴晶璐, 等, 2015. 2012—2014 年常州市空气质量与气象要素关系分析[J]. 气象与减灾研究, 38(3):68-74.
- Chen B L, Wu J Q, Wu L J, et al, 2015. Analysis of the relationship between air quality and meteorological factors in Changzhou City from 2012 to 2014[J]. Meteor Disaster Reduction Res, 38(3):68-74. (in Chinese)
- Elbayoumi M, Ramli N A, 2015. Yus of NFF Development and comparison of regression models and feedforward backpropagation neural network models to predict seasonal indoor  $\text{PM}_{2.5-10}$  and  $\text{PM}_{2.5}$  concentrations in naturally ventilated schools[J]. Atmos Pollut Res, 6(6):1013-1023.
- 蒋璐君, 刘照明, 贺志明, 2015. 江西省中北部地区一次典型灰霾天气过程分析[J]. 气象与减灾研究, 38(2):40-46. Jiang L J, Liu X M, He Z M, 2015. Analyses of a typical haze process over north-central Jiangxi[J]. Meteor Disaster Reduction Res, 38(2):40-46. (in Chinese)
- 刘林波, 刘立龙, 黎峻宇, 等, 2019. 联合水汽因子的 GA-BP 神经网络  $\text{PM}_{2.5}$  质量预测[J]. 桂林理工大学学报, 39(2):420-426. Liu L B, Liu L L, Li J Y, et al, 2019. Prediction of  $\text{PM}_{2.5}$  mass concentration based on GA-BP neural network with water vapor[J]. J Guilin University Technol, 39(2):420-426. (in Chinese)
- 吕文英, 徐海娟, 王新明, 2010. 广州城区秋季  $\text{PM}_{10}$  和  $\text{PM}_{2.5}$  中主要水溶性无机离子组成特征初步比较[J]. 环境化学, 29(1):145-146. Lv W Y, Xue H J, Wang X M, 2010. Preliminary comparison of the main water soluble inorganic ions in  $\text{PM}_{10}$  and  $\text{PM}_{2.5}$  in Guangzhou City in autumn[J]. Environ Chem, 29(1):145-146. (in Chinese)
- 李加鹏, 林景兰, 2019. 大气污染颗粒物对有氧运动机体呼吸系统的影响与相关机制[J]. 牡丹江大学学报, 28(12):103-110. Li J P, Lin J L, 2019. Effects of air pollution particulate matter on respiratory system of aerobic exercise body and related mechanisms[J]. J Mudanjiang University, 28(12):103-110. (in Chinese)
- 莫彩芬, 陈帅, 陈红兵, 等, 2018. 近两年武汉市环境空气质量时空分布特征及污染源解析[J]. 湖北大学学报(自然科学版), 40

- (6):593-600. Mo C F, Chen S, Chen H B, et al, 2018. Spatio-temporal distribution of air quality[J]. J Hubei University (Natural Science), 40(6):593-600. (in Chinese)
- 孙宝磊,孙嵩,张朝能,等,2017. 基于BP人工神经网络的大气污染物浓度预测[J]. 环境科学学报,37(5):1864-1871. Sun B L, Sun H, Zhang C N, et al. 2017. Forecast of air pollutant concentrations by BP network[J]. Acta Scientiae Circumstantiae, 37(5):1864-1871. (in Chinese)
- Unal Y s, Toros H, Deniz A, et al, 2011. Influence of meteorological factors and emission sources on spatial and temporal variations of PM<sub>10</sub> concentrations in Istanbul metropolitan area[J]. Atmospheric Environment, 45(31):5504-5513.
- 王茜,吴剑斌,林燕芬,2015. CMAQ模式及其修正技术在上海市PM<sub>2.5</sub>预报中的应用检验[J]. 环境科学学报,35(06):1651-1656. Wang Q, Wu J B, Lin Y F, 2015. Implementation of a dynamic linear regression method on the CMAQ forecast of PM<sub>2.5</sub> in Shanghai[J]. Acta Scientiae Circumstantiae, 35(6):1651-1656. (in Chinese)
- 游康云,2016. 浙江省城市PM<sub>2.5</sub>时空分异特征及其与其它气体污染物关系研究[D]. 浙江:浙江师范大学. You K Y, 2016. Zhejiang province city of PM<sub>2.5</sub> in time and space differentiation characteristics and its relation with other gas pollution research [D]. Zhejiang:Zhejiang Normal University. (in Chinese)
- 岳旭,蒋璐君,吴琼,2018. 南昌市空气质量预报产品检验分析及统计订正试验[J]. 气象与减灾研究,41(3):212-218. Yue X, Jiang L J, Wu Q, 2018. Inspection analysis and statistical correction test of Nanchang air quality forecast product[J]. Meteor Disaster Reduction Res, 41(3):212-218. (in Chinese)
- 张恒德,张庭玉,李涛,等,2018. 基于BP人工神经网络的污染物浓度多模式集成预报[J]. 中国环境科学,38(4):1243-1256. Zhang H D, Zhang T Y, Li T, et al, 2018. Forecast of air quality pollutants' concentrations based on BP neural network multi-model ensemble method[J]. China Environ Sci, 38(4):1243-1256. (in Chinese)
- 张小曳,徐祥德,丁一汇,等,2020. 2013—2017年气象条件变化对中国重点地区PM<sub>2.5</sub>质量浓度下降的影响[J]. 中国科学:地球科学,50(4):483-500. Zhang X Y, Xu X D, Ding Y H, et al, 2020. The impact of meteorological changes from 2013 to 2017 on PM<sub>2.5</sub> mass reduction in key regions in China[J]. Sci China: Earth Sci, 50(4):483-500. (in Chinese)