

## 基于BP神经网络的农田大气氨浓度预测

瞿英, 王冕, 董文旭, 王玉恒

引用本文:

瞿英, 王冕, 董文旭, 等. 基于BP神经网络的农田大气氨浓度预测[J]. 中国生态农业学报(中英文), 2019, 27(4): 519–528.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13930/j.cnki.cjea.181057>

---

## 您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

### BP神经网络算法在河西绿洲玉米生产碳排放评估中的应用及算法有效性研究

Application and validity of BP neural networks on prediction of carbon emissions from corn production in Hexi Oasis

中国生态农业学报. 2018, 26(8): 1100–1106 <https://doi.org/10.13930/j.cnki.cjea.180084>

### 川中丘陵区紫色土冬小麦/夏玉米轮作氨挥发研究

Ammonia volatilization in winter wheat/summer maize rotation system of purple soil in hilly area of Central Sichuan Basin

中国生态农业学报. 2015(11): 1359–1366 <https://doi.org/10.13930/j.cnki.cjea.150683>

### 黑河中游绿洲区玉米冠层阻抗的环境响应及模拟

Response of maize canopy to environmental factors in the middle reach oasis of Heihe River Basin

中国生态农业学报. 2017, 25(2): 247–257 <https://doi.org/10.13930/j.cnki.cjea.160772>

### 土壤亚硝酸气体(HONO)排放过程及其驱动机制

The mechanisms of HONO emissions from soil: A review

中国生态农业学报. 2018, 26(2): 190–194 <https://doi.org/10.13930/j.cnki.cjea.171061>

### 土壤氮气排放研究进展

Advance in soil dinitrogen emission

中国生态农业学报. 2018, 26(2): 182–189 <https://doi.org/10.13930/j.cnki.cjea.171070>

DOI: 10.13930/j.cnki.cjea.181057

瞿英, 王冕, 董文旭, 王玉恒. 基于BP神经网络的农田大气氨浓度预测[J]. 中国生态农业学报(中英文), 2019, 27(4): 519–528  
QU Y, WANG M, DONG W X, WANG Y H. Prediction of atmospheric ammonia concentration in farmlands using BP neural network[J]. Chinese Journal of Eco-Agriculture, 2019, 27(4): 519–528

## 基于BP神经网络的农田大气氨浓度预测\*

瞿英<sup>1</sup>, 王冕<sup>1</sup>, 董文旭<sup>2</sup>, 王玉恒<sup>1\*\*</sup>

(1. 河北科技大学经济管理学院 石家庄 050018; 2. 中国科学院遗传与发育生物学研究所农业资源研究中心  
石家庄 050022)

**摘要:** 农业源氨排放是大气氨最主要的来源, 其中氮肥施用是最主要的农业氨排放源之一。预测大气氨浓度的变化, 确定影响大气氨排放的因素, 可为科学管理农田, 减轻环境污染提供参考。本文利用BP神经网络分析农田大气氨浓度及与各气象因素的关系, 以便清晰地了解农田大气氨浓度的变化规律, 为研究农田大气氨提供一种新的思路与方法。首先选取2015年5—10月的农田大气氨浓度数据及气象监测数据, 建立以气象因素(气压、气温、相对湿度、降水量、风速和日照时数)为输入变量, 农田大气氨浓度作为输出变量的预测模型。其次采用主成分分析法筛选出对农田大气氨浓度影响较大的气象因素, 分别为气温、相对湿度、降水量和风速, 然后把筛选出的4个主要因素和原来的6个因素分别作为BP神经网络预测模型的输入变量, 利用神经网络模型对农田大气氨浓度进行预测。结果显示, 农田大气氨浓度的实际值为 $0.1485\text{ mg}\cdot\text{m}^{-3}$ , 4个因素的预测值为 $0.1594\text{ mg}\cdot\text{m}^{-3}$ , 6个因素的预测值为 $0.1732\text{ mg}\cdot\text{m}^{-3}$ , 预测误差分别为7.35%、16.65%, 并且4个因素的预测相对误差为1.4%~27.0%, 而6个因素的预测相对误差为1.1%~45.0%。预测的农田大气氨浓度在前5d内变化较大, 但随着时间的推移, 农田大气氨浓度逐渐变小趋于平缓, 且预测值与实际值的变化趋势基本相符。利用4个因素作为输入变量建立预测模型, 预测得到的农田大气氨浓度值比6个因素作为输入变量得到的农田大气氨浓度值与实际值更吻合, 相对误差值较小。可见, 通过主成分分析法去除冗余因素后建立的神经网络模型更加有效, 预测结果比筛选之前的预测效果更好, 所建立的模型对甄选关键因素具有较好的适用性, 并且神经网络预测模型对农田大气氨浓度的预测精度较高。本文构建的农田大气氨浓度预测模型可为农田大气氨浓度分析及相关研究提供方法和思路上的指导。

**关键词:** BP神经网络; 农田; 大气氨浓度; 气象因素; 预测模型; 主成分分析

**中图分类号:** S19 **文献标识码:** A **文章编号:** 2096-6237(2019)04-0519-10

## Prediction of atmospheric ammonia concentration in farmlands using BP neural network\*

QU Ying<sup>1</sup>, WANG Mian<sup>1</sup>, DONG Wenxu<sup>2</sup>, WANG Yuheng<sup>1\*\*</sup>

(1. School of Economics and Management, Hebei University of Science and Technology, Shijiazhuang 050018, China; 2. Center for Agricultural Resources Research, Institute of Genetics and Developmental Biology, Chinese Academy of Sciences, Shijiazhuang 050022, China)

\* 国家自然科学基金面上项目(C030601)、中国科学院重点部署项目(ZDRW-ZS-2016-5-1)、河北省高等学校科学技术研究项目(ZD2017029)和河北省科技厅软科学研究计划项目(18457631D)资助

\*\* 通信作者: 王玉恒, 主要研究方向为数据分析和风险管理。E-mail: xinxiwyh@126.com

瞿英, 主要研究方向为决策理论与技术。E-mail: quying1973@126.com

收稿日期: 2018-11-14 接受日期: 2018-12-06

\* This study was supported by the National Natural Science Foundation of China (C030601), the Key Deployment Project of Chinese Academy of Sciences (ZDRW-ZS-2016-5-1), the Colleges and Universities Science and Technology Research Project of Hebei Province (ZD2017029) and the Soft Science Project of Hebei Science and Technology Department (18457631D).

\*\* Corresponding author, E-mail: xinxiwyh@126.com

Received Nov. 14, 2018; accepted Dec. 6, 2018

**Abstract:** The emission of ammonia from agricultural system is the main source of atmospheric ammonia and nitrogen fertilizer application is the main sources of ammonia emission in agriculture. The prediction of the changes in atmospheric ammonia concentration and the determination of the factors driving atmospheric ammonia emission will be benefit to the basis for scientific and rational farmland management and for control of environmental pollution. In this paper, BP neural network was used to analyze the concentration of ammonia in farmlands and its relationship with various meteorological factors. The aim was to better understand the changes in ammonia concentration in farmlands and provide new idea and method of study of ammonia in farmlands. First, farmland ammonia measured with Laser Analyzer and meteorological monitoring data from May to October 2015 were used to establish a model for the prediction of farmland ammonia with meteorological factors (air pressure, air temperature, relative humidity, precipitation, wind speed and sunshine hours) as input variables. Secondly, principal component analysis was used to screen meteorological factors with the strongest effect on the ammonia concentration in farmlands, including air temperature, relative humidity, precipitation and wind speed. Then four main factors and six original factors were used as input variables to predict ammonia concentration in farmlands in the region. The results showed that the actual ammonia concentration in farmlands was  $0.1485 \text{ mg}\cdot\text{m}^{-3}$ , the predicted value based on four factors was  $0.1594 \text{ mg}\cdot\text{m}^{-3}$  (with predicted error of 7.35%) and the predicted value based on six factors was  $0.1732 \text{ mg}\cdot\text{m}^{-3}$  (with predicted error of 16.65%). The range of the relative error of four prediction factors was 1.4%–27.0% and that of six factors was 1.1%–45.0%. The predicted concentration of ammonia in farmlands varied greatly in the first five days, decreased gradually and apparently flattened out with time, which was basically consistent with the measured value. Eventually, four factors were used as input variables in building the prediction model. The predicted values of farmland ammonia concentration used four factors were more consistent with measured values than that used six factors. It was noted that the established neural network model after removing redundant factors by principal component analysis method was more effective, and the prediction results were better than those before screening. The model established had better applicability for selecting key factors, and the prediction accuracy was higher. The model constructed in this paper for predicting ammonia concentration in farmlands provided more accurate method and newer idea than before on the analysis of farmland ammonia concentration and the related research.

**Keywords:** BP neural network; Farmland; Atmospheric ammonia concentration; Meteorological factor; Prediction model; Principal component analysis

近年来,随着经济的快速发展,环境问题也受到越来越多的关注。氨( $\text{NH}_3$ )是大气气溶胶  $\text{PM}_{2.5}$  的重要组成部分,可造成雾霾污染,同时影响大气的能见度,严重地影响人们的身体健康。大气氨通过湿沉降回到生态系统中,可导致河流湖泊富营养化和土壤酸化、物种多样性降低等问题。大气氨的排放源较多,农田是主要排放源之一<sup>[1-2]</sup>。含氮化肥施用后,肥料的氮一部分以氨挥发的形式损失,导致农田中大气氨显著增加。张灿等<sup>[3]</sup>和房效凤等<sup>[4]</sup>分别对重庆市主城区和上海市的氨排放量进行研究,结果表明氮肥施用是氨排放的主要来源。而肥料的挥发作用受到各种因素的影响,如温度、降水量、光照等气象因素。宋勇生等<sup>[5]</sup>研究表明,气象条件如温度、光照、降水量等因素对水稻(*Oryza sativa*)不同生长时期的氨挥发产生一定影响。陈园等<sup>[6]</sup>研究表明,温度、风速等气象因素对农田氨排放有一定影响。农田排放到大气中的氨对环境产生一定的影响。建立准确的农田氨浓度预测模型,对农田大气氨浓度及影响因素进行科学的分析与预测,研究影响农田氨排放的关键性影响因素,可为环境保护力度提升和氨减排等提供有力的支持。张翀等<sup>[7]</sup>研究川中丘陵区紫色土冬小麦(*Triticum aestivum*)夏玉米(*Zea*

*mays*)轮作体系的氨挥发状况,为开展陆地生态系统大气碳氮气体交换研究提供基础数据,同时也为氨排放清单的编制及农田氨减排措施研究提供依据。

近年来越来越多的学者研究大气污染物浓度预测方法,并取得了显著成果。不同的预测方法有其自身的特性,预测结果也存在一定的差异。所用的预测方法包括神经网络法、多元回归法、灰色模型法和支持向量机法等。魏璐等<sup>[8]</sup>以采暖期各污染物的日均质量浓度为预报对象,运用多元回归分析建立空气质量预测模型。Ghazali 等<sup>[9]</sup>采用环境污染物浓度和气象数据预测大气中  $\text{O}_3$  浓度,并利用多元线性回归模型对  $\text{O}_3$  浓度进行预测,得出日照对  $\text{O}_3$  浓度有影响。付倩婧<sup>[10]</sup>以平均气温、湿度等气象数据以及  $\text{PM}_{2.5}$ 、CO 等大气成分浓度数据为研究内容,通过多元线性回归建立了  $\text{PM}_{2.5}$  含量预测模型。常莉<sup>[11]</sup>运用灰色预测模型及本溪地区 1991—2000 年污染物浓度的统计资料,对本溪市大气污染物浓度的变化情况做出预测。刘学欣等<sup>[12]</sup>运用灰色关联分析方法对北京市大气主要污染物质进行分析,得出主要的污染因子。在此基础上,运用灰色系统理论建模方法,建立了主要污染因子的预测模型。Zhang 等<sup>[13]</sup>运用灰色预测模型预测瓦斯浓度。

Suárez Sánchez 等<sup>[14]</sup>建立了基于支持向量机的城市空气质量预测模型, 该模型用来确定影响空气质量的主要因素。秦喜文等<sup>[15]</sup>为了更好地掌握大气中 PM<sub>2.5</sub> 浓度的变化规律, 利用支持向量机模型对 PM<sub>2.5</sub> 的浓度值进行了短期预测。

但是上述几种预测方法均存在着一些缺陷。多元回归法较为简单, 预测效果差于神经网络模型<sup>[16]</sup>。灰色模型法虽然运算简单, 但是适应能力较差, 无法解决因素间的非线性关系<sup>[17]</sup>。支持向量机法虽然较为准确, 但参数不容易确定, 其参数的精确度关系着预测的精度<sup>[18]</sup>。而神经网络模型在预测泥石流流速、城市物流需求等方面有着广泛的应用<sup>[19-20]</sup>, 并且预测效果较好, 学习速度快、适应能力强, 可以处理非线性的问题<sup>[21]</sup>。

神经网络兴起于 20 世纪 40 年代, 是基于生物神经网络结构建立的一种数学模型, 应用于数据处理、自动化控制等领域。神经网络的模型很多, 其中 BP(back propagation neural network)模型是应用较为广泛的一种。它是一种单向传播的多层前向网络, 网络的第 1 层为输入层, 最后 1 层为输出层, 中间各层均为隐含层。同一层的神经元节点之间没有任何耦合, 相邻层的神经元之间用连接权系数相互连接, 输入信息依次从输入层传入隐含层然后到达输出层。研究学者利用神经网络模型进行不同领域的预测分析, 在大气污染物预测方面也有一定的研究。王敏等<sup>[22]</sup>利用 BP 神经网络模型对城市 PM<sub>2.5</sub> 浓度进行了空间预测, 研究表明 BP 神经网络预测模型可用于揭示 PM<sub>2.5</sub> 浓度空间变异特征, 且具有较高的预测精确性。丁琳等<sup>[23]</sup>利用 BP 神经网络中的误差反向传递算法对大气中 CO 浓度进行分析, 建立基于 BP 神经网络的 CO 浓度预测模型, 结果表明该模型在预测大气中 CO 浓度方面具有较好的效果。艾洪福等<sup>[24]</sup>根据 BP 人工神经网络可以逼近任意非线性函数的特点, 提出采用 BP 人工神经网络的雾霾天气预测系统, 并以长春市 PM<sub>2.5</sub> 实时监测数据为时间序列数据样本, 建立了基于 BP 神经网络雾霾天气预测模型, 仿真结果表明, 该模型能够较准确地预测雾霾天气, 同时提高了预测的有效性和实用性。孙宝磊等<sup>[25]</sup>利用 BP 神经网络方法建立了 SO<sub>2</sub>、NO<sub>2</sub>、O<sub>3</sub> 等 6 种污染物的浓度预测模型, 利用建立的预测模型分别对 6 种污染物的日均浓度进行预测。结果表明, 预测的污染物浓度值和实测值趋势吻合度较高。研究者们应用神经网络方法对不同大气污染物进行了预测, 结果都表明神经网络预测模型具有很强的预测能力。

以往学者对大气污染物浓度预测研究较多, 对农田大气氨浓度的预测研究较少, 而关于农田大气氨浓度与气象因素之间关系的研究鲜见报道。本研究在河北栾城农田生态系统国家野外科学观测研究站万亩示范区进行, 利用在农田典型区域采集的农田大气氨浓度数据和气象数据, 通过主成分分析法筛选输入变量, 应用 BP 神经网络预测模型, 进行农田大气氨浓度预测。拟利用该方法有效反映农田大气氨浓度与各气象因素之间的关系, 提高预测精度并真实地反映农田大气氨浓度, 为农田大气氨的研究提供参考。

## 1 数据准备

### 1.1 数据来源及处理

本研究主要基于河北栾城农田生态系统国家野外科学观测研究站万亩示范区农田大气氨浓度数据展开。试验区土地平坦开阔, 土壤类型为潮褐土, 质地为壤土, 随深度变化依次为粉砂壤、壤土和黏壤, 蓄水保肥能力强。0~20 cm 土层土壤理化性质为: 有机质 14.0~19.0 g·kg<sup>-1</sup>, 全氮 0.8~1.0 g·kg<sup>-1</sup>, 碱解氮 60~80 mg·kg<sup>-1</sup>, 速效磷 15~20 mg·kg<sup>-1</sup>, 速效钾 150~170 mg·kg<sup>-1</sup>。光热资源丰富, 主栽作物为冬小麦和夏玉米, 一年两熟制。冬小麦一般 10 月初播种, 播种前将上一季玉米秸秆粉碎, 施用基肥后翻耕并灌足底墒水, 翌年 3 月根据实际情况进行灌溉, 同时对冬小麦表施追肥, 4 月底至 5 月初再次进行灌溉, 6 月上中旬收割小麦。夏玉米在冬小麦收割前人工播种, 或者在冬小麦收割后播种。在夏玉米拔节期及大喇叭口期追肥, 一般采用表施浇水, 9 月下旬收获玉米。由于冬小麦和夏玉米都属于需要大量水和肥料的农作物, 随着农作物产量不断提高, 对土壤肥力的要求也越来越高。因此试验区的施肥量相比于其他地区普遍较高, 一般施氮量 400 kg·hm<sup>-2</sup>·a<sup>-1</sup>, 有的甚至高达 600 kg·hm<sup>-2</sup>·a<sup>-1</sup>。

在占地面积为 6.67 hm<sup>2</sup> 的农田观测实验区进行大气氨浓度的测定, 统一农田管理措施。在观测试验区利用激光分析仪测定 1 m 高度的大气氨浓度廓线(单位 mg·m<sup>-3</sup>); 采样频率为 1 Hz, 每层测定时间为 5 min, 每 30 min 循环一次。本文选取 2015 年 5—10 月的大气氨浓度数据, 即 1 天内 1 m 高度的 8:00、14:00、20:00 等 3 个代表性时间段的氨浓度数据及气象监测数据, 预测每天的平均大气氨浓度。

利用三维超声风速仪获得三维风速数据等气象数据, 包括气压、气温、相对湿度、降水量、风速和日照时数。农田大气氨浓度及各气象因素数据均

为 1 m 高度的 8:00、14:00、20:00 的数据。日照时数选取的是 3 个时间段的数据, 分别为 7:00—9:00、

13:00—15:00、19:00—21:00 的日照时数。表 1 为部分样本数据。

表 1 试验区农田大气氨浓度与气象因素样本数据

Table 1 Sample data of atmospheric ammonia concentration and meteorological factors in farmland of the study area

测定日期(年-月-日) Measuring date (year-month-day)	测定时刻 Measuring time	大气氨浓度 Atmospheric ammonia concentration (mg·m <sup>-3</sup> )	气压 Air pressure (hPa)	气温 Air temperature (°C)	相对湿度 Relative humidity (%)	降水量 Precipitation (mm)	风速 Wind speed (m·s <sup>-1</sup> )	日照时数 Sunshine hours (h)
2015-05-01	8:00	0.546 3	999	18.7	84	0	4.0	0.5
	14:00	0.584 0	999	23.6	70	0	3.0	0
	20:00	0.341 7	1 000	16.0	91	0	3.5	0
2015-05-02	8:00	0.302 3	1 002	17.2	78	9.9	0	2.0
	14:00	0.370 1	1 002	22.4	62	0	2.5	2.0
	20:00	0.410 6	1 001	18.0	83	0	0	0
2015-05-03	8:00	0.345 7	1 002	16.7	92	0	2.7	0
	14:00	0.426 9	1 005	22.9	62	0	3.5	1.1
	20:00	0.426 5	1 005	18.1	72	0	2.0	0

因为输入因素气压、气温、相对湿度、降水量、风速、日照时数的性质不同、计量单位不同, 需要对各数值进行无量纲化, 因此, 对输入的原始数据进行规一化处理<sup>[26]</sup>。归一化公式:

$$X_a = (X - X_{\min}) / (X_{\max} - X_{\min}) \quad (1)$$

式中:  $X_a$  为归一化后的数值,  $X$  为输入数值,  $X_{\max}$  和  $X_{\min}$  分别为输入值的最大值和最小值。

## 1.2 农田大气氨浓度气象影响因素分析

本文所研究的气象因素包括气压、气温、相对湿度、降水量、风速和日照时数, 暂不考虑其他因素的影响。虽然施肥是影响农田大气氨浓度的因素之一<sup>[27-28]</sup>, 而小麦/玉米农田一年中施肥仅 3 次, 且每次施肥后的氨挥发持续时间较短。以 10 月初播种小麦为例, 10 月 3 日小麦施肥, 故分析 2015 年 10 月前后的农田大气氨浓度的变化(图 1), 从图 1 可见, 施肥后第 2~3 d(10 月 4—5 日)出现大气氨浓度峰值, 但持续时间比较短, 5 日即已下降到较低水平。根据当时的气象条件, 通过分析气象数据与农田大气氨浓度数据可以得到不同气象因素的变化会引起农田大气氨浓度的变化, 并且两者的变化趋势有一定的相关性。前人的研究也表明, 温度与农田大气氨浓度的变化大致相同, 气象因素是影响农田大气氨排放的关键因素<sup>[29-30]</sup>。一年中多次施肥会影响农田大气氨浓度的变化, 但大气中氨气生存周期很短, 仅为 1~2 周, 多次施肥之间不会产生累积效应。因此, 施肥虽短期内对农田大气氨浓度产生影响, 但在进行长时段农田大气氨浓度监测和预测时, 主要考虑其他非施肥因素的影响。本文主要研究气象因素对农田大气氨浓度的影响情况。

在气象因素中, 气压、温度、风速、降水量、日照时数和空气相对湿度是影响农田大气氨排放的重要因素。吴萍萍等<sup>[31]</sup>研究表明施肥后几天内高温、少雨、强光照有利于氨的产生与挥发。Fan 等<sup>[32]</sup>研究发现太湖地区大气温度与水稻氨挥发率呈显著正相关, 土壤 pH 和  $\text{NH}_4^+\text{-N}$  含量与氨排放通量之间存在显著的正相关关系。空气湿度会影响空气-水或土壤-空气界面压差, 因此它与农田氨挥发有很强的关系。空气湿度越高, 空气-水或土壤-空气界面压差越小, 从而减少氨挥发速率。施肥后, 光照强烈并且天气晴朗, 氨挥发损失较高。相反, 如果光线较弱, 并且天气条件是阴天或雨天的情况下, 氨的挥发量将有明显下降趋势。其主要原因是雨水会渗入土壤, 将肥料带入土壤深处, 从而增加  $\text{NH}_4^+$  与土壤接触的机会, 使其能被土壤颗粒或植物吸收, 加大了其上升到土壤表层的阻力, 从而间接地减少氨挥发损失。

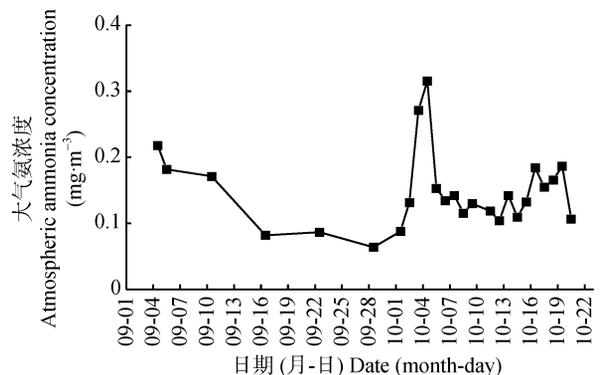


图 1 施肥(10 月 3 日)前后冬小麦农田大气氨浓度的变化  
Fig. 1 Changes of ammonia concentration in winter wheat farmland before and after fertilization in the 3rd October

存在一定风速时, 等同于增加气相界面处的空气速度, 存在的空气速度促进了液相中氨的扩散速率, 使其能够快速进入到大气中增加氨的排放。有研究表明, 风速与氨排放通量之间存在显著的相关性, 即风速越大, 氨排放通量也就越大。但是 Bouwmeester 等<sup>[33]</sup>的风洞试验结果表明, 当 pH 过高时, 由于水或土壤表面的氨浓度较低, 尽管进一步增加风速, 氨的排放速率也不会随之增大。由此可见, 农田氨排放量与风速之间不仅仅是简单的线性关系, 其他因素同样影响农田氨的排放。

温度对氨排放的影响反映在多方面。首先是随着温度的升高, 土壤酶活性增加, 尿素水解速度加快, 土壤中  $\text{NH}_4^+$  浓度增加。此外, 温度的升高不仅会增加大气相和液相之间氨的浓度差, 还会增加  $\text{NH}_4^+$  和氨的扩散速率, 从而增加农田氨的排放量。

### 1.3 农田大气氨影响因素主成分分析

由于气象因素对农田大气氨浓度影响的不确定性, 直接基于这些因素建立的预测模型的精度易受到影响。利用主成分分析法对农田大气氨浓度的各种影响因素进行分析, 降低影响因素的维度, 保留主要成分的信息, 消除冗余信息带来的干扰, 再建立神经网络预测模型, 可获得准确的预测结果。

使用 SPSS 软件对原始数据进行统计分析<sup>[34-35]</sup>, 表 2 为主成分个数的选取结果, 根据不同特征根计算出特征根的累积贡献率。由主成分特征根和贡献率可知, 前 4 个主成分的累计方差贡献率达 90.495%, 涵盖了大部分信息, 表明这 4 个主成分是影响农田大气氨浓度的主要因素, 可用 4 个主成分代替 6 个原始变量。

从主成分得分系数矩阵(表 3)可见, 每个主成分中都有 1 个因素的主成分得分系数较高。第 1 个主成分中  $X_2$ (气温)的得分系数最高, 第 2 个主成分中  $X_3$ (相对湿度)的得分系数最高, 第 3 个主成分中  $X_4$ (降雨量)的得分系数最高, 第 4 个主成分中  $X_5$ (风速)的得分系数最高, 所以选取气温、相对湿度、降水量和风速 4 个因素作为影响农田大气氨浓度的主要因素, 分析农田大气氨浓度的变化。

分中  $X_3$ (相对湿度)的得分系数最高, 第 3 个主成分中  $X_4$ (降雨量)的得分系数最高, 第 4 个主成分中  $X_5$ (风速)的得分系数最高, 所以选取气温、相对湿度、降水量和风速 4 个因素作为影响农田大气氨浓度的主要因素, 分析农田大气氨浓度的变化。

表 3 气象因素对农田大气氨浓度影响的主成分得分系数矩阵

Table 3 Principal component score coefficient matrix of meteorological factors affecting ammonia concentration in farmland

因子 Factor	主成分 $F_1$ Principal component $F_1$	主成分 $F_2$ Principal component $F_2$	主成分 $F_3$ Principal component $F_3$	主成分 $F_4$ Principal component $F_4$
$X_1$	-0.334	-0.378	0.246	0.077
$X_2$	0.882	0.260	-0.166	-0.196
$X_3$	-0.226	0.558	-0.090	0.155
$X_4$	0.019	0.326	0.907	0.174
$X_5$	0.264	-0.291	0.401	-0.607
$X_6$	0.265	-0.195	0.008	0.004

$X_1$ : 气压;  $X_2$ : 气温;  $X_3$ : 相对湿度;  $X_4$ : 降雨量;  $X_5$ : 风速;  $X_6$ : 日照时数。  
 $X_1$ : air pressure;  $X_2$ : air temperature;  $X_3$ : relative humidity;  $X_4$ : precipitation;  $X_5$ : wind speed;  $X_6$ : sunshine hours.

## 2 农田大气氨浓度预测模型构建

### 2.1 神经网络模型的设计

将主成分分析得到的 4 个主要影响因素(气温、相对湿度、降水量和风速)进行属性约简处理, 作为 BP 神经网络模型的输入变量。输入层节点为气温、相对湿度、降水量和风速 4 个影响因素, 因此输入神经元为 4 个, 农田大气氨浓度作为输出神经元。

隐含层节点数不宜太多也不宜太少。本文采用“试错法”, 找出最优的隐含层单元数。隐含层的节点数通过公式(2)确定。

$$l = \sqrt{m+n} + a \tag{2}$$

式中:  $l$  为隐含层节点数,  $m$ 、 $n$  分别为输入节点数和输出节点数,  $a$  为 1~10 间的参数。经过多次试验, 隐含层节点数为 6 时逼近效果最好。

根据上述分析, 利用 4 个要素预测, 需建立一个含有 4 个输入神经元, 6 个隐含层神经元和 1 个输出神经元的 BP 神经网络如图 2 所示。后文需要对利用 4 个因素的预测效果与利用 6 个因素(气温、相对湿度、降水量、风速、日照时数、气压)的预测效果进行对比分析, 因此需要建立包含 6 个输入要素预测模型。同理可知, 该模型由 6 个输入神经元, 10 个隐含层神经元和 1 个输出神经元的 BP 神经网络构成。

表 2 气象因素对农田大气氨浓度影响的主成分特征值和累计贡献率

Table 2 Principal component eigenvalues and accumulated contribution rates of meteorological factors to atmospheric ammonia concentration in farmland

主成分 Principal component	特征值 Characteristic value	贡献率 Contribution rate (%)	累计贡献率 Accumulated contribution rate (%)
1	2.229	37.156	37.156
2	1.540	25.674	62.830
3	0.927	15.455	78.285
4	0.733	12.211	90.495

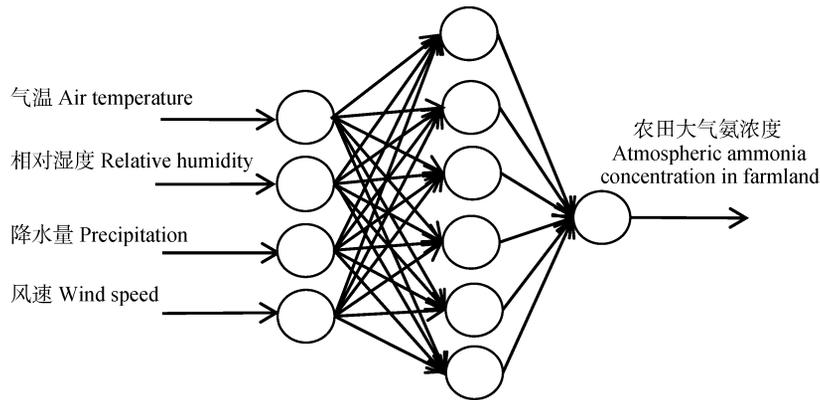


图 2 农田大气氨浓度预测 BP 神经网络拓扑结构图

Fig. 2 BP neural network topology for prediction of ammonia concentration in farmland

## 2.2 神经网络模型的建立

基于 BP 神经网络的农田大气氨浓度预测通过 Matlab 神经网络工具箱提供的函数进行编程并建立相应的模型<sup>[36-37]</sup>。具体步骤如下:

1) 提取数据, 然后对数据进行预处理, 即数据归一化。

2) 使用适当的函数建立神经网络, 确定输入数据、输出数据和隐含层节点数。

3) 训练网络。首先设置参数, 设置最大训练次数、中间结果间隔次数、学习率、训练的目标误差。在训练过程中, 不断地对设置的参数进行修改, 以求达到最优的效果。

4) 使用网络。应用训练网络, 对农田大气氨浓度进行预测, 可以得到模型预测值, 然后得出预测值与实际值的误差。

## 2.3 神经网络训练过程

确定神经网络的输入、输出层神经元节数后, 设置网络隐含层和输出层激励函数分别为 `tansig` 和 `purelin` 函数, 网络训练函数为 `trainlm`, 然后完成神经网络的训练。本文选取 2015 年 5—10 月期间部分大气氨浓度数据进行模型的训练。分别选取一天内 1 m 高度的 8:00、14:00、20:00 的农田大气氨浓度数据及气象数据。用 5 月 1 日—10 月 15 日的数据训练网络, 训练好的网络用于预测 10 月 16—31 日的农田大气氨浓度。本文将选取的数据抽取 126 组作为训练集, 48 组作为验证集。训练神经网络的 Matlab 程序如下所示。

%设置训练参数

`net.trainparam.epochs=1 000;`

`net.trainparam.show=50;`

`net.trainparam.lr=0.05;`

`net.trainparam.goal=0.005;`

%开始训练

`net=train ('net, p, t');`

经过多次训练, 得到最终的训练参数, 最大训练次数为 1 000、中间结果间隔次数为 50、学习率为 0.05、训练的目标误差为 0.005。

## 2.4 预测结果分析

### 2.4.1 农田大气氨浓度的预测精度

农田大气氨浓度的 BP 神经网络模型预测值与实际值的对比曲线如图 3 所示。从图 3 可以看出, 利用筛选的 4 个气象因素建立的神经网络模型(4 因素模型)的预测结果和 6 个因素建立的神经网络模型(6 因素模型)的预测值有一些差异, 4 因素模型预测值更接近实际值。图 4 展示了两个模型的预测相对误差(预测值和实际值的差值), 从图 4 可以看出, 相比 6 因素模型, 4 因素模型预测相对误差更小。因此, 可以得出结论, 4 因素模型比利用 6 因素模型对农田大气氨浓度预测更有效。故农田大气氨浓度与气温、相对湿度、降水量和风速有关。可见, 应用 BP 神经网络预测模型能够很好地捕捉农田大气氨浓度与气象因素间的非线性影响规律, 并且 BP 神经网络模型可较好地预测农田大气氨浓度的变化趋势, 因此 BP 神经网络的预测精度较高。随着对农田大气氨浓度及气象数据的进一步统计, 利用 BP 神经网络进行训练, 可以使神经网络对不同气象因素与农田大气氨浓度之间的非线性关系表示得更加准确。

### 2.4.2 农田大气氨浓度的变化特征

通过建立神经网络预测模型, 预测农田大气氨的浓度变化, 得出预测值与实际值相差较小, 因此可以通过利用神经网络对农田大气氨浓度进行预测, 并为以后研究农田大气氨浓度的变化提供帮助。

应用神经网络模型得到农田大气氨浓度的预测值, 并根据预测结果得出实际值与预测值的相对误差。农田大气氨浓度的实际值范围为  $0.013\ 8\sim 0.193\ 0\ \text{mg}\cdot\text{m}^{-3}$ , 4 因素模型的预测值范围为  $0.016\sim 0.190\ \text{mg}\cdot\text{m}^{-3}$ , 6 因素

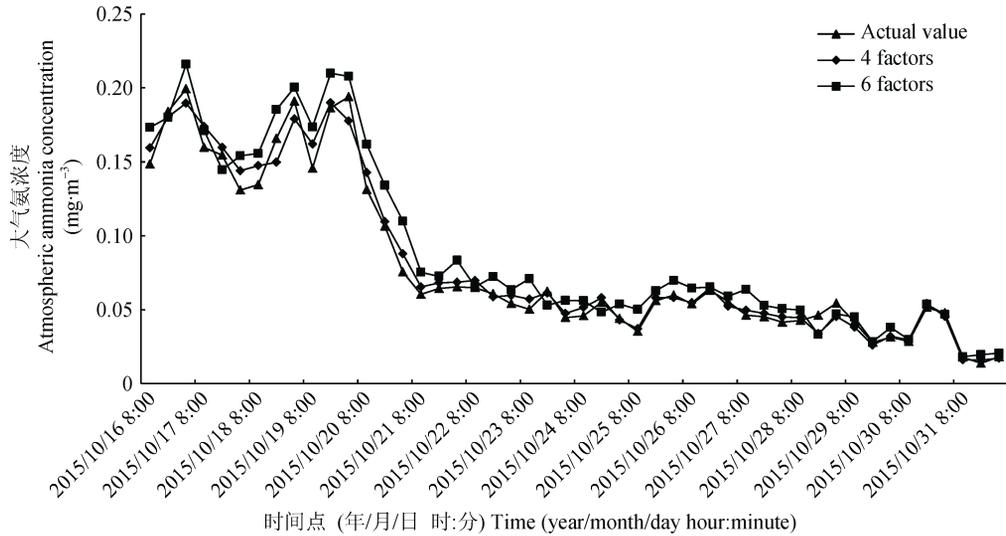


图 3 不同情况下农田大气氨浓度 BP 神经网络预测值与实际值的变化

Fig. 3 Variation of actual and BP neural network predicted ammonia concentration in farmland

Actual value: 实际值; 4 factors: 4 个因素预测值; 6 factors: 6 个因素预测值。“4 factors” and “6 factors” mean that the BP neural networks have 4 and 6 meteorological factors as the input neurons.

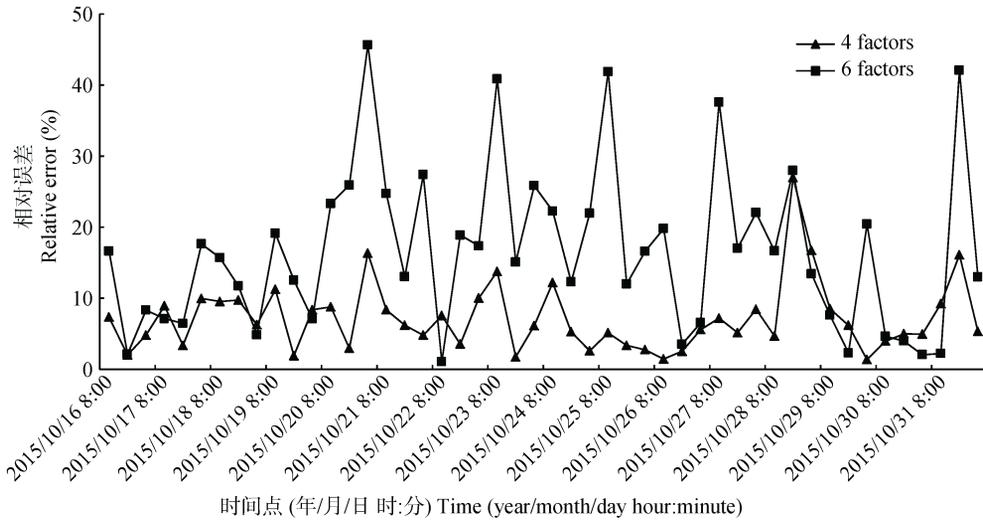


图 4 不同情况下农田大气氨浓度预测值与实际值的相对误差变化

Fig. 4 Relative errors of predicted ammonia nitrogen concentration in farmland under different conditions

4 factors: 4 个因素相对误差; 6 factors: 6 个因素相对误差。“4 factors” and “6 factors” mean that the BP neural networks have 4 and 6 meteorological factors as the input neurons.

模型的预测值范围为 0.018 2~0.216 0 mg·m<sup>-3</sup>, 并且 4 个因素的预测相对误差为 1.4%~27.0%, 而 6 个因素的预测相对误差为 1.1%~45.0%。利用神经网络预测得到的农田大气氨浓度在前 5 d 内变化较大, 但随着时间的推移, 农田大气氨浓度逐渐变小, 并且预测的农田大气氨浓度水平和变化趋势与实际值的变化吻合度较高。4 个因素作为输入变量得到的预测结果比 6 个因素得到的预测值与实际值相对误差较小, 能够满足农田大气氨浓度预测的需求, 表明通过主成分分析法去除冗余因素后建立的神经网络模型更加有效, 预测效果更好。

### 3 讨论与结论

农田大气氨浓度的高低受多种因素的影响, 本文主要从气压、气温、相对湿度、降水量、风速和日照时数这几个气象因素角度考虑。BP 神经网络在大气污染物浓度预测中应用越来越广泛, 并且预测精度较高。因此本文利用 BP 神经网络对农田大气氨浓度进行预测, 农田大气氨浓度预测值与实际值的变化趋势相吻合, 并且应用 BP 神经网络对其他污染物进行预测效果较好, 证明了 BP 神经网络预测的精确性<sup>[22-24]</sup>。该预测模型的建立为大气氨预测研

究提供了积极的方法探索。

本文根据获取的气象数据以及农田大气氨浓度数据,利用 BP 神经网络预测模型对农田大气氨浓度进行预测。首先采用主成分分析法获得关键的影响因素,分别为气温、相对湿度、降水量和风速,并建立农田大气氨浓度与气象因素之间的联系,应用 BP 神经网络预测模型很好地捕捉大气氨浓度与气象因素间的非线性影响规律。因此在农田管理方面应重点考虑如何采取人工方法进行相应因素的调节,从而降低农田大气氨浓度。在神经网络的设计和训练过程中,原始数据的初始化处理、样本数量的大小都对预测结果产生一定的影响。因此,在建立模型时,选择合适的传递函数和原始数据初始化处理方法,以及样本数量的大小来降低训练误差。本文利用 4 个气象因素和 6 个气象因素分别作为 BP 神经网络模型的输入变量,分析农田大气氨浓度的变化情况,利用 BP 神经网络对农田大气氨浓度进行预测,研究结论如下:

1)农田大气氨浓度与当地气温、相对湿度、降水量和风速 4 个主要因素有关,应用 BP 神经网络预测模型很好地预测了农田大气氨浓度的变化。因此在农田管理方面,可以着重考虑这些因素,如对农田进行施肥时考虑施肥时间,可选择上午或下午施肥,也可以人为对温度进行控制,以达到合适温度时操作,其他因素可采取类似方法。通过考虑这些因素,有效地指导农田管理,可在一定程度上减少农田大气氨的排放。

2)应用 BP 神经网络模型对农田大气氨浓度进行预测,预测精度较高,预测效果较好,农田大气氨浓度的预测实证结果,从方法角度为预测其他大气浓度提供了良好的示范。

3)通过对输入因素进行冗余性预处理可提升 BP 神经网络的预测精度。经过属性约简后得到 4 个因素后,应用预测模型进行验证。结果证明,利用 4 因素模型得到的预测值比 6 因素模型得到的预测值更接近实际值,预测效果更好。证明并非所有因素对农田大气氨浓度起到作用,其中存在着冗余因素,即气压和日照时数,同样冗余因素也会影响 BP 神经网络预测的精确性,可能起到干扰作用,因此选择影响因素时需要考虑其本身的作用,若作用较小,则不作考虑。

本文仍存在一些不足之处:农田大气氨浓度除了受气象因素影响之外,还受到如耕作方式、施肥方式等很多因素影响,所以在更多因素影响的情况

下如何建立相应的 BP 神经网络预测模型,还需要进行适当的拓展研究;此外,在施肥阶段肥料挥发产生的大气氨浓度影响较为强烈,但是本文对农田大气氨浓度的预测并没有考虑到施肥的影响,所以需要进一步优化预测模型,从而提高预测精度,为农田大气氨浓度控制提供更有效的数据支持。

## 参考文献 References

- [1] 苏航, 闫东杰, 黄学敏, 等. 西安市人为源大气氨排放清单及特征[J]. 环境科学, 2016, 37(11): 4117-4123  
SU H, YAN D J, HUANG X M, et al. Inventory and characteristics of anthropogenic ammonia emission in Xi'an[J]. Environmental Science, 2016, 37(11): 4117-4123
- [2] 尤翔宇, 刘湛, 张青梅, 等. 长株潭地区人为源氨排放清单及分布特征[J]. 环境科学, 2016, 37(1): 94-101  
YOU X Y, LIU Z, ZHANG Q M, et al. Anthropogenic ammonia emission inventory and its spatial distribution in Chang-Zhu-Tan region[J]. Environmental Science, 2016, 37(1): 94-101
- [3] 张灿, 周志恩, 翟崇治, 等. 重庆市主城区 NH<sub>3</sub> 排放估算及分布特征分析[J]. 环境污染与防治, 2013, 35(10): 65-70  
ZHANG C, ZHOU Z E, ZHAI C Z, et al. Estimate and distribution analyze of NH<sub>3</sub> emission in Chongqing urban city[J]. Environmental Pollution and Control, 2013, 35(10): 65-70
- [4] 房效凤, 沈根祥, 徐昶, 等. 上海市农业源氨排放清单及分布特征[J]. 浙江农业学报, 2015, 27(12): 2177-2185  
FANG X F, SHEN G X, XU C, et al. Agricultural ammonia emission inventory and its distribution characteristics in Shanghai[J]. Acta Agriculturae Zhejiangensis, 2015, 27(12): 2177-2185
- [5] 宋勇生, 范晓晖, 林德喜, 等. 太湖地区稻田氨挥发及影响因素的研究[J]. 土壤学报, 2004, 41(2): 265-269  
SONG Y S, FAN X H, LIN D X, et al. Ammonia volatilization from paddy fields in the Taihu Lake region and its influencing factors[J]. Acta Pedologica Sinica, 2004, 41(2): 265-269
- [6] 陈园, 房效凤, 沈根祥, 等. 太湖流域典型稻田大气氨排放特征及其影响因子[J]. 浙江农业学报, 2017, 29(1): 119-128  
CHEN Y, FANG X F, SHEN G X, et al. Research on ammonia emission characteristics and its influencing factors from paddy fields in Taihu Lake region[J]. Acta Agriculturae Zhejiangensis, 2017, 29(1): 119-128
- [7] 张翀, 韩晓阳, 李雪倩, 等. 川中丘陵区紫色土冬小麦/夏玉米轮作氨挥发研究[J]. 中国生态农业学报, 2015, 23(11): 1359-1366  
ZHANG C, HAN X Y, LI X Q, et al. Ammonia volatilization in winter wheat/summer maize rotation system of purple soil in hilly area of Central Sichuan Basin[J]. Chinese Journal of Eco-Agriculture, 2015, 23(11): 1359-1366
- [8] 魏璐, 朱伟军, 陈海山. 郑州市空气质量统计预报方法探讨[J]. 南京气象学院学报, 2009, 32(2): 314-320  
WEI L, ZHU W J, CHEN H S. Statistical forecasting method of air quality in Zhengzhou City[J]. Journal of Nanjing Insti-

- tute of Meteorology, 2009, 32(2): 314–320
- [9] GHAZALI N A, RAMLI N A, YAHAYA A S, et al. Transformation of nitrogen dioxide into ozone and prediction of ozone concentrations using multiple linear regression techniques[J]. Environmental Monitoring and Assessment, 2010, 165(1/4): 475–489
- [10] 付倩娆. 基于多元线性回归的雾霾预测方法研究[J]. 计算机科学, 2016, 43(S1): 526–528  
FU Q R. Research on haze prediction based on multivariate linear regression[J]. Computer Science, 2016, 43(S1): 526–528
- [11] 常莉. 灰色预测模型及应用[J]. 吉林化工学院学报, 2002, 19(4): 93–94  
CHANG L. The gray prediction model and its application[J]. Journal of Jilin Institute of Chemical Technology, 2002, 19(4): 93–94
- [12] 刘学欣, 薛安. 2008年北京市大气质量的灰色预测[J]. 环境工程, 2006, 24(2): 69–71  
LIU X X, XUE A. Grey prediction of air quality in the year of 2008 in Beijing[J]. Environmental Engineering, 2006, 24(2): 69–71
- [13] ZHANG S R, WANG B T, LI X E, et al. Research and application of improved gas concentration prediction model based on grey theory and BP neural network in digital mine[J]. Procedia CIRP, 2016, 56: 471–475
- [14] SUÁREZ SÁNCHEZ A, GARCÍA NIETO P J, IGLESIAS-RODRÍGUEZ F J, et al. Nonlinear air quality modeling using support vector machines in Gijón Urban Area (Northern Spain) at local scale[J]. International Journal of Nonlinear Sciences and Numerical Simulation, 2013, 14(5): 291–305
- [15] 秦喜文, 刘媛媛, 王新民, 等. 基于整体经验模态分解和支持向量回归的北京市PM<sub>2.5</sub>预测[J]. 吉林大学学报: 地球科学版, 2016, 46(2): 563–568  
QIN X W, LIU Y Y, WANG X M, et al. PM<sub>2.5</sub> prediction of Beijing City based on ensemble empirical mode decomposition and support vector regression[J]. Journal of Jilin University: Earth Science Edition, 2016, 46(2): 563–568
- [16] 石灵芝, 邓启红, 路婵, 等. 基于BP神经网络的大气颗粒物PM<sub>10</sub>质量浓度预测[J]. 中南大学学报: 自然科学版, 2012, 43(5): 1969–1974  
SHI L Z, DENG Q H, LU C, et al. Prediction of PM<sub>10</sub> mass concentrations based on BP artificial neural network[J]. Journal of Central South University: Science and Technology, 2012, 43(5): 1969–1974
- [17] 张冉, 孙宝盛, 王永亮, 等. 黄河入海口水质评价与预测[J]. 环境工程学报, 2013, 7(8): 3089–3093  
ZHANG R, SUN B S, WANG Y L, et al. Water quality evaluation and forecast of Yellow River estuary[J]. Chinese Journal of Environmental Engineering, 2013, 7(8): 3089–3093
- [18] 张华, 曾杰. 基于支持向量机的风速预测模型研究[J]. 太阳能学报, 2010, 31(7): 928–932  
ZHANG H, ZENG J. Wind speed forecasting model study based on support vector machine[J]. Acta Energetica Sinica, 2010, 31(7): 928–932
- [19] 徐黎明, 王清, 陈剑平, 等. 基于BP神经网络的泥石流平均流速预测[J]. 吉林大学学报: 地球科学版, 2013, 43(1): 186–191  
XU L M, WANG Q, CHEN J P, et al. Forecast for average velocity of debris flow based on BP neural network[J]. Journal of Jilin University: Earth Science Edition, 2013, 43(1): 186–191
- [20] 应玉萍. 基于BP神经网络方法的城市物流需求预测研究[J]. 青海师范大学学报: 自然科学版, 2017, 33(4): 43–50  
YING Y P. Research on urban logistics demand forecasting based on the BP neural network method[J]. Journal of Qinghai Normal University: Natural Science Edition, 2017, 33(4): 43–50
- [21] HOU H, YAO Z L, ZHANG Y Z, et al. On-board measurements of emissions from diesel trucks in five cities in China[J]. Atmospheric Environment, 2012, 54: 159–167
- [22] 王敏, 邹滨, 郭宇, 等. 基于BP人工神经网络的城市PM<sub>2.5</sub>浓度空间预测[J]. 环境污染与防治, 2013, 35(9): 63–66  
WANG M, ZOU B, GUO Y, et al. BP artificial neural network-based analysis of spatial variability of urban PM<sub>2.5</sub> concentration[J]. Environmental Pollution and Control, 2013, 35(9): 63–66
- [23] 丁琳, 吴昊, 臧淼. 基于BP神经网络的大气中CO浓度的预测[J]. 轻工科技, 2014, 30(6): 86–87  
DING L, WU H, ZANG M. Prediction of CO concentration in the atmosphere based on BP neural network[J]. Light Industry Science and Technology, 2014, 30(6): 86–87
- [24] 艾洪福, 石莹. 基于BP人工神经网络的雾霾天气预测研究[J]. 计算机仿真, 2015, 32(1): 402–405  
AI H F, SHI Y. Study on prediction of haze based on BP neural network[J]. Computer Simulation, 2015, 32(1): 402–405
- [25] 孙宝磊, 孙嵩, 张朝能, 等. 基于BP神经网络的大气污染物浓度预测[J]. 环境科学学报, 2017, 37(5): 1864–1871  
SUN B L, SUN H, ZHANG C N, et al. Forecast of air pollutant concentrations by BP neural network[J]. Acta Scientiae Circumstantiae, 2017, 37(5): 1864–1871
- [26] 刘振华, 范宏运, 朱宇泽, 等. 基于BP神经网络的溶洞规模预测及应用[J]. 中国岩溶, 2018, 37(1): 139–145  
LIU Z H, FAN H Y, ZHU Y Z, et al. Prediction model for the scale of karst cave based on back propagation artificial neural network and its application[J]. Carsologica Sinica, 2018, 37(1): 139–145
- [27] 王淳, 周卫, 李祖章, 等. 不同施氮量下双季稻连作体系土壤氨挥发损失研究[J]. 植物营养与肥料学报, 2012, 18(2): 349–358  
WANG C, ZHOU W, LI Z Z, et al. Effects of different nitrogen application rates on ammonia volatilization from paddy fields under double-harvest rice system[J]. Journal of Plant Nutrition and Fertilizer, 2012, 18(2): 349–358
- [28] 杨杉, 吴胜军, 王雨, 等. 三峡库区农田氨挥发及其消减措施研究进展[J]. 土壤, 2014, 46(5): 773–779  
YANG S, WU S J, WANG Y, et al. Ammonia volatilization and its reducing countermeasures in the agro-ecosystem of the

- three gorges area: A review[J]. *Soil*, 2014, 46(5): 773–779
- [29] 蒋朝晖, 曾清如, 方至, 等. 不同温度下施入尿素后土壤短期内 pH 的变化和氨气释放特性[J]. *土壤通报*, 2004, 35(3): 299–302  
JIANG C H, ZENG Q R, FANG Z, et al. Short-term changes of pH and volatilization of ammonia from urea fertilizer in soil under different temperatures[J]. *Chinese Journal of Soil Science*, 2004, 35(3): 299–302
- [30] 邹长明, 颜晓元, 八木一行. 淹水条件下的氨挥发研究[J]. *中国农学通报*, 2005, 21(2): 167–170  
ZOU C M, YAN X Y, BAMU Y X. Measurements of ammonia volatilization from paddy soils[J]. *Chinese Agricultural Science Bulletin*, 2005, 21(2): 167–170
- [31] 吴萍萍, 刘金剑, 杨秀霞, 等. 不同施肥制度对红壤地区双季稻田氨挥发的影响[J]. *中国水稻科学*, 2009, 23(1): 85–93  
U P P, LIU J J, YANG X X, et al. Effects of different fertilization systems on ammonia volatilization from double-rice cropping field in red soil region[J]. *Chinese Journal of Rice Science*, 2009, 23(1): 85–93
- [32] FAN X H, SONG Y S, LIN D X, et al. Ammonia volatilization losses from urea applied to wheat on a paddy soil in Taihu Region, China[J]. *Pedosphere*, 2005, 15(1): 59–65
- [33] BOUWMEESTER R J B, VELK P L G. Wind-tunnel simulation and assessment of ammonia volatilization from ponded water[J]. *Agronomy Journal*, 1981, 73(3): 546–552
- [34] 邵淑彩, 孙韞玉, 何娟娟. *应用数理统计*[M]. 武汉: 武汉大学出版社, 2005: 248–256  
TAI S C, SUN Y Y, HE J J. *Applied Mathematical Statistics*[M]. Wuhan: Wuhan University Press, 2005: 248–256
- [35] 薛薇. *SPSS 统计分析方法及应用*[M]. 第 3 版. 北京: 电子工业出版社, 2013: 262–279  
XUE W. *SPSS Statistical Analysis Method and Application*[M]. 3rd ed. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2013: 262–279
- [36] 胡大伟, 卞新民, 李思米, 等. 基于神经网络的农田土壤重金属空间分布分析[J]. *农业环境科学学报*, 2007, 26(1): 216–223  
HU D W, BIAN X M, LI S M, et al. Analysis of spatial distribution of soil heavy metals in farmland based on artificial neural networks[J]. *Journal of Agro-Environment Science*, 2007, 26(1): 216–223
- [37] 欧阳钧, 王爱枝. 基于 Matlab 的 BP 神经网络在大气污染物浓度预测中的应用[J]. *环境科学与管理*, 2009, 34(11): 176–180  
OUYANG J, WANG A Z. The application of concentration forecasting of air pollutant based on BP neural network in Matlab[J]. *Environmental Science and Management*, 2009, 34(11): 176–180