

## 臭氧降解微囊藻毒素的人工神经网络模型

王文清<sup>1,2</sup>, 高乃云<sup>1</sup>, 黎雷<sup>1</sup>, 张可佳<sup>1</sup>, 戎文磊<sup>3</sup>

- (1. 同济大学 污染控制与资源化国家重点实验室, 上海, 200092;
2. 同济大学 建筑设计研究院(集团)有限公司, 上海, 200092;
3. 无锡自来水公司, 江苏 无锡, 214031)

**摘要:** 建立臭氧降解微囊藻毒素 MC-LR 的人工神经网络模型, 研究臭氧投加量、MC-LR 初始质量浓度、pH 等对降解速率的影响, 并以反向传播算法的神经网络模型对多因素条件下的降解效果进行仿真预测。研究结果表明: 降解速率不受初始 MC-LR 质量浓度的影响; 臭氧投加量的增加能有效提高 MC-LR 的降解速率; pH 降低能大幅度改善降解效果, 尤其在酸性条件下, pH 的变化对降解速率的影响程度更大; 在具备酸性条件和臭氧量较高时, 在短时间内即可达到很高的去除率, 否则降解效果不明显; 该模型能预测复杂多因素试验条件下的有机物降解效果, 为试验及实际降解 MC-LR 提供理论指导, 克服了初等函数模型的局限性。

**关键词:** 微囊藻毒素 MC-LR; 臭氧; 人工神经网络; 模型; 动力学; 仿真

中图分类号: TU99

文献标志码: A

文章编号: 1672-7207(2011)01-0260-06

## Artificial neural network model of microcystin-LR degradation by ozonation

WANG Wen-qing<sup>1,2</sup>, GAO Nan-yun<sup>1</sup>, LI Lei<sup>1</sup>, ZHANG Ke-jia<sup>1</sup>, RONG Wen-lei<sup>3</sup>

- (1. State Key Laboratory of Pollution Control and Resource Reuse, Tongji University, Shanghai 200092, China;
2. Architectural Design & Research Institute of Tongji University (Group) Co. Ltd., Shanghai 200092, China;
3. Wuxi Water Supply General Company, Wuxi 214031, China)

**Abstract:** An artificial neural network (ANN) model of microcystin-LR (MC-LR) degradation by ozonation was studied. The affect on degradation of ozone dose, MC-LR initial mass concentration and pH was investigated. And the removal effect with various factors was simulated and predicted by the model. The results show that the degradation rate is invariable with different MC-LR initial mass concentrations. The addition of ozone dose can increase the MC-LR degradation rate effectively, the decline of pH can improve the degradation effect obviously, especially in acidity condition. A big removal efficiency can be gotten in a short time with acidity condition and large ozone dose. The ANN model can be used to predict the degradation effect of MC-LR with complex various factors, provide theoretical foundation for MC-LR degradation and overcome the limitation of common model.

**Key words:** microcystin-LR (MC-LR); ozone; artificial neural network; model; kinetics; simulation

随着水体富营养化的加剧, 近年来世界范围内水体藻类灾害频繁爆发, 由此引起的人畜中毒及死亡事件时有发生<sup>[1-2]</sup>。目前, 我国及世界许多国家和地区的

大型淡水水体都发生过微囊藻污染, 一些城市饮用水源受到严重污染<sup>[3-4]</sup>。在淡水藻中产生毒素最多的是蓝藻, 其中又以微囊藻毒素(MC)在蓝藻污染中出现频率

收稿日期: 2009-09-15; 修回日期: 2010-11-21

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(50878163, 50708067); 国家高技术研究发展计划(“863”计划)项目(2008AA06A412); 国家科技重大专项资助项目(2008ZX07421-002)

通信作者: 高乃云(1950-), 女, 陕西府谷人, 教授, 博士生导师, 从事水处理理论与技术研究; 电话: 021-65982691; E-mail: gaonaiyun1@126.com

最高, 产量最大, 造成危害最严重。在目前发现的 70 多种微囊藻毒素中, MC-LR 化学结构最早被确定, 是蓝藻中某些藻属细胞代谢和分泌的主要毒素之一<sup>[5]</sup>。本试验主要研究臭氧氧化降解 MC-LR 的效果及主要影响因素, 并以人工神经网络建立动力学模型, 以期为试验和实际中臭氧降解藻毒素提供理论参数指导。人工神经网络(Artificial neural network, ANN)是一类模拟生物神经系统的结构, 它提示数据样本中蕴含的非线性关系, 大量的处理单元组成非线性自适应动态系统, 具有良好的自适应、自组织性及很强的学习、联想、容错和抗干扰能力, 可灵活方便地对多成因复杂未知系统进行高度建模<sup>[6]</sup>。特别是当系统存在不确定性因素时, 更体现了神经网络方法的优越性<sup>[7]</sup>。而难降解有机物在不同条件下进行降解时, 各种影响因素互相干扰, 一般的初等函数模型很难将各种因素的变化同时囊括。在此, 本研究基于人工神经网络的反向传播算法(Back propagation, BP), 以 MC-LR 的初始质量浓度、臭氧投加量、pH、反应时间为输入层, 以 MC-LR 剩余百分率的对数为输出层, 建立臭氧降解微囊藻毒素 MC-LR 的神经网络模型, 并仿真多因素同时变化时 MC-LR 降解的动力学趋势。

## 1 材料与方法

### 1.1 试验工艺流程

试验采用完全混合间歇式反应器, 工艺流程如图 1 所示。反应瓶中装入试验所需质量浓度的藻毒素溶液, 混合均匀, 连接好各管路。进入臭氧发生器的纯氧通过管路中的流量计精确计量, 臭氧发生器(SK-CFG-10)产生的臭氧通过文丘里水射器均匀加入, 反应后臭氧尾气由 2% KI 溶液吸收。臭氧通入一定时间后将反应瓶取出, 密封静置。每隔一段时间取样, 往取出的水样中滴加过量的 10%亚硫酸钠, 以终止氧化。

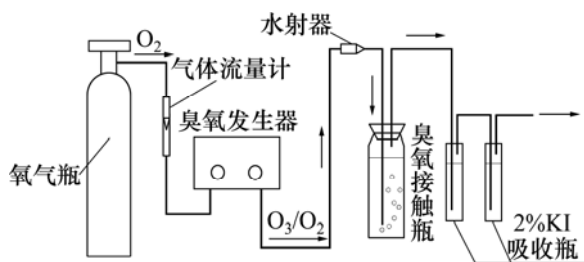


图1 试验工艺流程

Fig.1 Schematic diagram of experiment system

### 1.2 试验药剂

#### 1.2.1 提取微囊藻毒素

太湖蓝藻爆发期间, 在无锡太湖收集蓝藻藻华, 晒干、捣磨制成干藻粉冷藏备用。准确称取 2 g 干藻粉, 加入 100 mL 去离子水溶解, 在室温下磁力搅拌 30 min, 然后放入温度为 $-20^{\circ}\text{C}$ 的冰箱冷冻 12 h, 取出在常温下融化, 再进行冷冻, 如此操作反复 3 次。经过冻融的藻溶液离心 10 min(转速为 7 000 r/min); 收集上清液, 管底物质重复离心 3 次, 将上清液合并, 再经过孔径为  $0.45\ \mu\text{m}$  的乙酸纤维滤膜, 得到藻毒素提取液。通过此方法, 能从 1 g 干藻粉中提取 0.227 mg MC-LR。

#### 1.2.2 试验配水

用去离子水稀释藻毒素提取液至试验所需浓度, 配制 500 mL 的试验用水。原水 pH 为 6.5 左右, 用分析纯药剂配制的 HCl 和 NaOH 溶液调节溶液的 pH。试验期间水温为 $(12\pm 3)^{\circ}\text{C}$ 。

### 1.3 分析方法

溶液中的臭氧浓度采用靛蓝二磺酸钠分光光度法测定<sup>[8-9]</sup>, 采用固定臭氧通入的流量, 选取不同的通气时间来控制其浓度。MC-LR 的质量浓度用高效液相色谱仪(岛津 LC-2010AHT)测定, 色谱柱为 BDS-C18 反相色谱柱(固定液膜厚度为  $5\ \mu\text{m}$ , 柱子长度为 150 cm, 内径为 4.6 mm)。测试条件如下: 流量为 0.8 mL/min, 流动相中甲醇与磷酸缓冲溶液体积比为 57:43, pH=3; 检测波长为 238 nm; 柱温为  $40^{\circ}\text{C}$ ; 分析时间为 15 min, MC-LR 的响应时间为 12.5 min。pH 采用雷磁 PHS-3C 精密 pH 计测定。

### 1.4 固相萃取

因使用的高效液相色谱仪对 MC-LR 的检出限(质量浓度)约为  $10\ \mu\text{g/L}$ , 对氧化反应后期的部分水样需进行固相萃取才能检测, 浓缩倍数为 20 倍。所用固相萃取(SPE)小柱为 ENVI-18, 先后用 10 mL 二氯甲烷(分析纯)、15 mL 甲醇(分析纯)活化 SPE 柱, 再用 20 mL Milli-Q 水冲洗, 取 20.00 mL 水样以 3 mL/min 的流速经过萃取柱, 最后用 1.00 mL 甲醇(色谱纯)进行洗脱, 用液相色谱分析洗脱液。

### 1.5 模型的建立及分析

#### 1.5.1 BP 网络理论

多层 BP 网络不仅有输入节点、输出节点, 而且有 1 层或多层隐节点, 如图 2 所示。模型建立时需经历学习和训练过程, 由传递函数计算得到模型的输出值, 仿真输出与目标输出之间的误差反馈给模型进行参数(权值、阈值)修正, 修正之后又得到新的输出值;

继续与目标输出进行对比, 如此循环, 最终得到合适的网络模型。传递函数一般为(0, 1) S 型函数, 传递函数与误差函数分别为<sup>[10]</sup>:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (1)$$

$$E_p = \frac{\sum_i (t_{li} - O_{li})^2}{2} \quad (2)$$

网络模型训练时的指导思想是: 根据当前误差对网络权值( $\omega_{ij}$ ,  $T_{li}$ )及阈值 $\theta$ 进行修正, 使误差函数 $E$ 沿梯度方向下降。BP 网络的三层节点表示为: 输入节点 $x_j$ 、隐节点 $y_i$ 和输出节点 $O_i$ 。输入节点与隐节点间的网络权值为 $\omega_{ij}$ , 隐节点与输出节点间的网络权值为 $T_{li}$ 。当输出节点的期望输出为 $t_l$ 时, BP 模型的计算公式如下<sup>[7]</sup>。

隐节点的输出为:

$$y_i = f(\sum_j \omega_{ij} x_j - \theta_i) \quad (3)$$

输出节点的计算输出为:

$$O_l = f(\sum_i T_{li} y_i - \theta_l) \quad (4)$$

输出节点的误差公式为:

$$E = \frac{1}{2} \sum_l (t_l - O_l)^2 = \frac{1}{2} \sum_l \{t_l - f(\sum_i T_{li} f(\sum_j \omega_{ij} x_j - \theta_i) - \theta_l)\}^2 \quad (5)$$

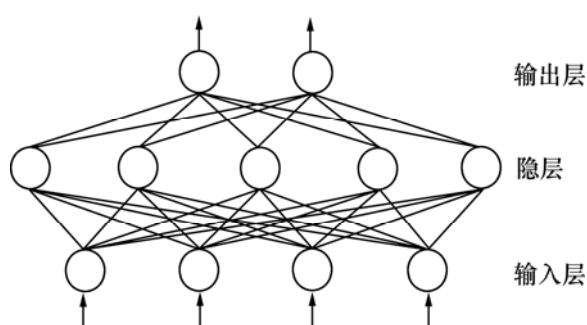


图 2 BP 网络模型结构

Fig.2 Model structure of BP neural network

### 1.5.2 模型的建立、检验与仿真

以 MC-LR 的初始浓度、臭氧投加量、pH、反应时间作为影响因素, 分别选取不同的水平进行试验, 具体反应条件如下: pH 分别为 3.80, 4.51, 6.19, 7.00, 8.83 和 10.08; 臭氧质量浓度分别为 3.200, 5.200 和 7.488 mg/L; 藻毒素质量浓度分别为 257.2, 487.3, 882.5 和 1 138.4  $\mu\text{g/L}$ ; 反应时间分别为 0, 5, 10, 15,

20, 30, 45, 60 和 90 min。pH 7.00、臭氧质量浓度 5.200 mg/L、藻毒素质量浓度 487.3  $\mu\text{g/L}$  这 3 个因素中, 固定其中 2 个, 改变另一个因素并对不同的反应时间进行试验, 总计 96 组试验数据。为了使网络模型具有更大的容量和适应能力, 将 96 组数据中的 87 组进行归一化后作为 ANN 的训练样本, 另外的 9 组数据作为检验样本, 如表 1 所示。利用 Matlab 软件 NNT 工具箱中提供的人工神经网络反向传播算法(BP), 将训练样本输入训练模型, 以软件默认的初始权值和阈值, 设定目标均方差为  $1 \times 10^{-5}$ , 目标梯度为  $1 \times 10^{-6}$ 。当模型的训练达到精度要求后, 结束训练并输入检验样本数据。以检验样本输出值与试验值的平均相对误差来表征所建 ANN 模型的精度。确立模型的训练函数以及各项参数后, 以该模型仿真不同反应条件下臭氧降解 MC-LR 的动力学趋势。

表 1 检验样本参数

Table 1 Parameters of Inspection samples

| pH   | $\rho(\text{臭氧})/(\text{mg} \cdot \text{L}^{-1})$ | $\rho(\text{藻毒素})/(\mu\text{g} \cdot \text{L}^{-1})$ | 时间/min | $\ln[\rho(\text{藻毒素})/\rho(\text{藻毒素}_0)]^*$ |
|------|---------------------------------------------------|------------------------------------------------------|--------|----------------------------------------------|
| 4.51 | 5.200                                             | 487.3                                                | 15     | -1.545 099 714                               |
| 6.19 | 5.200                                             | 487.3                                                | 15     | -0.900 690 189                               |
| 8.83 | 5.200                                             | 487.3                                                | 15     | -0.585 876 230                               |
| 7.00 | 3.200                                             | 487.3                                                | 20     | -0.365 364 665                               |
| 7.00 | 5.200                                             | 487.3                                                | 15     | -0.449 794 880                               |
| 7.00 | 7.488                                             | 487.3                                                | 30     | -2.776 689 570                               |
| 7.00 | 5.200                                             | 257.2                                                | 45     | -1.413 561 995                               |
| 7.00 | 5.200                                             | 882.5                                                | 15     | -0.585 265 944                               |
| 7.00 | 5.200                                             | 1 138.4                                              | 15     | -0.291 222 949                               |

\*:  $\rho(\text{藻毒素})$ 与 $\rho(\text{藻毒素}_0)$ 分别表示藻毒素的最终质量浓度和初始质量浓度。

## 2 结果与讨论

### 2.1 ANN 网络模型的训练和检验

#### 2.1.1 试验数据归一化处理

通过试验所收集的数据往往不在同一个数量级, 将所收集的数据映射到 $[-1, 1]$ 之间进行归一化处理, 有利于提高神经网络的训练速度。使用较多的归一化算法如下式所示:

$$A_{pn} = 2 \times (A_p - A_{\min p}) / (A_{\max p} - A_{\min p}) \quad (6)$$

式中:  $A_p$  表示某一变量(包括输入层和输出层)每次试

验取值所组成的一组数据;  $A_{\max}$  和  $A_{\min}$  表示该组数据的最大值和最小值,  $A_{pn}$  表示通过归一化映射之后的数据。

### 2.1.2 网络结构的确定

虽然一些定理验证了 BP 网络拓扑结构的映射能力和容量能力, 但并不存在一个普遍的最佳隐层层数和节点数, 即网络结构的大小。网络结构过小, BP 网将不具有相应的映射能力和容量能力, 且可能产生过训练; 相反, 结构过大, 将导致网络的过拟合现象, 这时得到的 ANN 模型虽然训练速度快, 训练误差很小, 但自由度太大, 不能真正得到系统的规律, 泛化能力小<sup>[11]</sup>。目前一般按 1 个输入单元选取 4~5 个隐层节点, 或根据试验公式来确定。考虑到该模型因素较多、训练样本数据量很大(87 组数据), 这里将双层网络模型 4—18—1 与三层网络模型 4—18—10—1(即输入层节点数—第 1 层隐层节点数—第 2 层隐层节点数—输出层节点数)进行对比训练, 训练函数直接选用 Matlab 工具箱中有弹回的 BP 算法(trainrp), 结果如表 2 所示。从表 2 可见: 2 种不同网络结构的精度差距不大, 但双层网络模型的训练次数远远大于三层网络模型的训练次数, 训练时间很长。因此, 这里选用三层网络模型 4—18—10—1。

表 2 不同网络结构的模型精度和训练次数

Table 2 Influence of network structure on model precision and training times

| BP 网络结构   | 平均相对标准差/% | 训练数/次     |
|-----------|-----------|-----------|
| 4—18—1    | 4.66      | 2 252 738 |
| 4—18—10—1 | 5.06      | 16 194    |

### 2.1.3 学习方法的确定

Matlab 软件的 NN 工具箱提供了多种训练网络模型的训练函数(学习方法)。以前面选取的三层网络结构为基础, 分别采用标准 BP 算法(trainingd)、有弹回的 BP 算法(trainrp)、共轭梯度 BP 算法(traincgf)建立臭氧降解 MC-LR 的神经网络模型, 其精度和训练次数如表 3 所示。从表 3 可见: 标准 BP 算法(trainingd)与有弹回的 BP 算法(trainrp)精度相当, 但前者训练次数远远大于后者, 训练时间很长。共轭梯度 BP 算法(traincgf)因最小步拍(minstep)很快达到限值而无法继续训练, 所以, 训练失败。通过对比, 采用有弹回的 BP 算法(trainrp)作为该网络模型的学习方法。

通过上面对模型结构和算法的反复比较以及模型训练参数的优化调整, 最终模型结构确定为 4—18—14—1, 即 4 个输入节点, 18 个第 1 层隐层节点, 14

表 3 不同学习方法的模型精度和训练次数

Table 3 Influence of learning method on model p recision and training times

| 学习方法     | 平均相对标准差/% | 训练数/次   |
|----------|-----------|---------|
| traingd  | 4.85      | 972 452 |
| trainrp  | 5.06      | 16 194  |
| traincgf | (训练失败)    | —       |

个第 2 层隐层节点, 1 个输出节点; 学习算法采用有弹回的 BP 算法(trainrp), 且所有的实验数据均进行归一化处理以提高训练速度和模型精度。该模型对 9 个检验样本的平均相对误差为 5.06%。

## 2.2 多因素变化时臭氧降解 MC-LR 的动力学仿真及分析

### 2.2.1 不同的 MC-LR 初始浓度及反应时间对降解效果的影响

在臭氧质量浓度为 5.2 mg/L, pH 为 7.0 的条件下, 利用该网络模型仿真出不同 MC-LR 初始质量浓度及不同反应时间下的降解效果, 如图 3 所示。从图 3 可见: 不同初始质量浓度的 MC-LR 在相同的反应时间内其降解趋势基本一致, 且降解速率基本相同, 这表明在保证臭氧质量浓度远远大于 MC-LR 质量浓度的前提下, 降解速率不受 MC-LR 初始质量浓度的影响, 该模型也间接印证了臭氧对 MC-LR 的氧化降解为一级动力学反应。

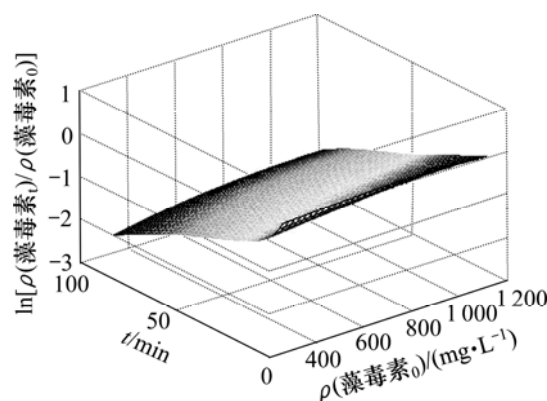


图 3 不同 MC-LR 初始质量浓度及反应时间下的降解效果

Fig.3 Degradation effect of MC-LR with different MC-LR initial mass concentrations and time

### 2.2.2 不同的臭氧质量浓度及反应时间对降解效果的影响

在 MC-LR 初始质量浓度为 487.3  $\mu\text{g/L}$ , pH 为 7.0 的条件下, 利用该网络模型仿真出不同臭氧质量浓度及不同反应时间下的降解效果, 如图 4 所示。从图 4

可见:随着臭氧质量浓度的增加,MC-LR 的去除率也同时增加,降解速率提高很明显。这是因为增加臭氧质量浓度可以增加臭氧分子攻击 MC-LR 的双键和氨基的概率,同时也生成更多的羟基自由基 $\cdot\text{OH}$ ,从而增强了氧化分解 MC-LR 的能力,提高了降解速率。因此,适当地增加臭氧的质量浓度对提高降解效率的作用非常明显。

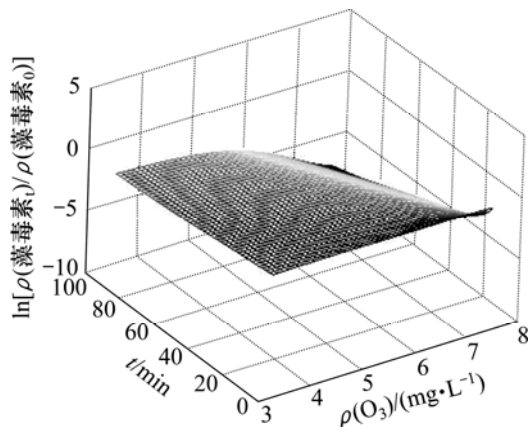


图 4 不同臭氧质量浓度及反应时间下的降解效果

Fig.4 Degradation effect of MC-LR with different ozone mass concentrations and time

### 2.2.3 不同的 pH 及反应时间对降解效果的影响

在 MC-LR 初始浓度为  $487.3 \mu\text{g/L}$ 、臭氧质量浓度为  $5.2 \text{ mg/L}$  的条件下,利用该网络模型仿真不同 pH 及不同反应时间下的降解效果,结果如图 5 所示。从图 5 可见:臭氧在酸性条件下降解很快,随着 pH 的增加,降解速率逐渐降低;此外,在  $\text{pH} < 7.0$  时,曲面坡度比较大,而在  $\text{pH} > 7.0$  时,曲面坡度很小,基本上为平面。这说明在酸性条件下,pH 的变化对降解

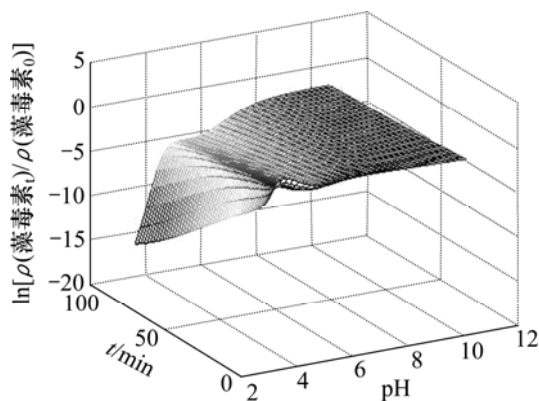


图 5 不同 pH 及反应时间下的降解效果

Fig.5 Degradation effect of MC-LR with different pH and time

速率的影响程度很大;而在碱性条件下,pH 的变化对降解速率的影响程度较小。藻毒素在酸性条件下更容易被臭氧降解,Fares 等<sup>[12-13]</sup>也证实了这一点。Fares 等<sup>[12-13]</sup>认为藻毒素的分子结构中存在很多双键和氨基,更容易受臭氧的直接氧化,臭氧分子的氧化电势在酸性条件下( $2.07 \text{ V}$ )比碱性条件下( $1.24 \text{ V}$ )更高,氧化能力更强。

### 2.2.4 不同的臭氧浓度、pH 及反应时间对降解效果的影响

在臭氧充足的情况下,MC-LR 初始质量浓度对 MC-LR 的降解速率没有影响,因此,这里仅分析 MC-LR 初始质量浓度为  $487.3 \mu\text{g/L}$  时 pH 及臭氧质量浓度同时变化的降解情况。利用该网络模型仿真出不同 pH、臭氧质量浓度及反应时间(5, 40 和 80 min)的降解效果,如图 6 所示。从图 6 可见:为了得到较好的降解效果,酸性条件和 MC-LR 含有较高质量浓度的臭氧是 2 个必备的条件。若 pH 过高,即使有较大的臭氧质量浓度也不能有效降解 MC-LR;若臭氧质量浓度太低,即使酸性条件也难达到降解目的。在这 2 个条件兼备的情况下,在很短的反应时间内便能取得较好的去除效果,而在碱性或者低质量浓度的臭氧条件下,较长的反应时间也难达到降解的目的。

为了进一步提高臭氧降解微囊藻毒素的人工神经网络模型精度,应加大样本的总量,以避免神经网络容错性较差、不能识别新样本使误差增大的现象。该模型的泛化能力和稳健性还有待进一步研究,以保证模型预测的可靠性;而对其训练速度慢且可能陷入局部极小点的问题,可采用 Er 等<sup>[14-15]</sup>提出的动态模糊神经网络予以解决。

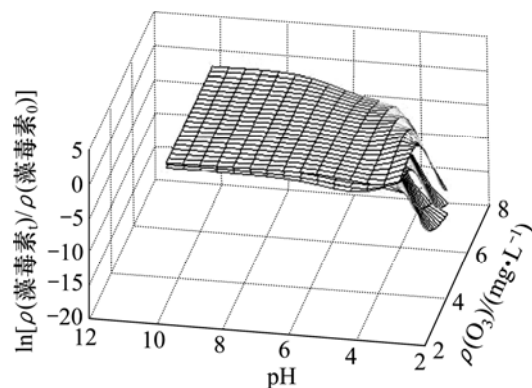


图 6 不同 pH 及臭氧质量浓度在不同反应时间下的降解效果

Fig.6 Degradation effect of MC-LR with different pH, ozone mass concentrations and time

### 3 结论

(1) 运用人工神经网络的非线性函数动态处理能力, 可有效地建立臭氧降解微囊藻毒素 MC-LR 的神经网络动态模型, 从而为试验及实际降解 MC-LR 提供理论参数。

(2) 采用臭氧氧化技术能有效地降解 MC-LR。根据模型计算结果, 在臭氧质量浓度远大于 MC-LR 质量浓度的条件下, 其降解速率与 MC-LR 的初始质量浓度无关, 也间接证明了臭氧对 MC-LR 的氧化降解为一级动力学反应。

(3) 臭氧降解 MC-LR 的速率受臭氧质量浓度、pH 等的影响较大。降解速率随臭氧质量浓度的增加而提高, 随 pH 的升高而降低, 尤其在酸性条件下, 反应速率提高很明显。

(4) 必须同时满足酸性和臭氧质量浓度较高这 2 个条件, 才能得到很好的降解效果。在碱性条件下或者臭氧质量浓度很小时, 降解速率均大幅度降低。而在酸性条件下, 当臭氧质量浓度较大时, 在很短的时间内即可达到很高的去除率。

(5) 为了进一步提高模型的精度, 应加大样本的总量, 以避免神经网络容错性较差, 造成不能识别新样本使误差增大的现象。该模型的泛化能力和稳健性还有待进一步研究, 以保证模型预测的可靠性。

(6) 在以后的研究中应进一步改进该模型, 以降解单位 MC-LR 所消耗成本作为模型的第 2 个输出节点, 即同时考虑去除效果与消耗成本, 得到功能更全、更实用的网络模型。

#### 参考文献:

- [1] Jacquet C, Thermes V, Luze A, et al. Effects of microcystin-LR on development of medaka fish embryos (*Oryzias latipes*)[J]. *Toxicol*, 2004, 43(2): 141–147.
- [2] Sandra M F O, Wayne W C, Elise M J, et al. Human intoxication by microcystins during renal dialysis treatment in Caruaru-Brazil[J]. *Toxicology*, 2002, 181/182(27): 441–446.
- [3] Kujbida P, Hatanaka E, Campa A, et al. Effects of microcystins on human polymorpho nuclear leukocytes[J]. *Biochem Biophys Res Commun*, 2006, 341(1): 273–277.

- [4] Karim M, Daniele P, Simone P D, et al. Global quantitative analysis of protein expression and phosphorylation status in the liver of the medaka fish (*Oryzias latipes*) exposed to microcystin-LR I. Balneation study[J]. *Aquat Toxicol*, 2008, 86(2): 166–175.
- [5] Hitzfeld B C, Lampert C S, Spaeth N, et al. Toxin production in cyanobacterial mats from ponds on the McMurdo ice shelf, Antarctica[J]. *Toxicol*, 2000, 38(12): 1731–1748.
- [6] 叶晓, 黄小葳, 俞军, 等. 基于 BP 神经网络建立姬松茸多糖超滤分离模型[J]. *化学研究与应用*, 2006, 18(9): 1210–1213.
- YE Xiao, HUANG Xiao-wei, YU Jun, et al. Ultrafiltration model of agaricus blazei murrill polysaccharides based on back-propagation ANN[J]. *Chemical Research and Application*, 2006, 18(9): 1210–1213.
- [7] 阎平凡, 张长水. 人工神经网络与模拟进化计算[M]. 北京: 清华大学出版社, 1999: 102–103.
- YAN Ping-fan, ZHANG Chang-shui. Artificial neural network and evolution simulation[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 1999: 102–103.
- [8] Bader H, Hoigné J. Determination of ozone in water by the indigo method[J]. *Water Research*, 1981, 15(4): 449–456.
- [9] Rositano J, Newcombe G, Nicholson B, et al. Ozonation of NOM and algal toxins in four treated waters[J]. *Water Research*, 2001, 35(1): 23–32.
- [10] 闻新, 周露, 李翔, 等. Matlab 神经网络仿真与应用[M]. 北京: 科学出版社, 2003: 258–260.
- WEN Xin, ZHOU Lu, LI Xiang, et al. Neural network simulation and application by Matlab[M]. Beijing: Science Press, 2003: 258–260.
- [11] 伍世虔, 徐军. 动态模糊神经网络: 设计与应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2008: 17–18.
- WU Shi-qian, XU Jun. Dynamic fuzzy neural network: Design and application[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2008: 17–18.
- [12] Fares A M, Smith D W, Mohamed G E. Degradation of cyanobacteria toxin by advanced oxidation process[J]. *Journal of Hazardous Materials*, 2008, 150(2): 238–249.
- [13] Shawwa A, Smith D W. Kinetics of microcystin-LR oxidation by ozone[J]. *Ozone Sci Eng*, 2001, 23(2): 161–170.
- [14] Er M J, Li Z R, Cai H N. Adaptive noise cancellation using enhanced dynamic fuzzy neural network[J]. *Fuzzy Systems*, 2005, 13(3): 331–341.
- [15] Er M J, Wu S Q. A fast learning algorithm for parsimonious fuzzy neural systems[J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 2002, 126(3): 337–351.

(编辑 陈灿华)