

述评与讨论

DOI:10.19853/j.zgjsps.1000-4602.2021.14.001

## 供水管网水质模型的研究进展:经验统计模型

林晓丹<sup>1,2</sup>, 陈方亮<sup>3</sup>, 强志民<sup>1,2</sup>, 徐强<sup>1</sup>

(1. 中国科学院生态环境研究中心 饮用水科学与技术重点实验室, 北京 100085; 2. 中国科学院大学, 北京 100049; 3. 郑州力通水务有限公司, 河南 郑州 071000)

**摘要:** 管网水质安全是供水行业长期关注的重点,管网水质模型通过跟踪、评价、预测管网水质变化,在保障管网水质安全方面发挥了重要作用。由于管网内部环境复杂,管网水质微观机理模型的研究难度较大;但随着数据获取能力和分析能力的不断提高,经验统计模型在管网水质模拟中发挥了越来越重要的作用。首先,简介了经验统计模型的原理、常用变量及建模方法,并对比了几种典型算法的优缺点;其次,分别介绍了各类经验模型的研究进展;最后,对未来研究方向进行了展望。

**关键词:** 供水管网; 水质模型; 经验统计模型

**中图分类号:** TU991 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-4602(2021)14-0001-07

## Research Progress on Water Quality Models of Drinking Water Distribution Systems: Empirical Statistic Models

LIN Xiao-dan<sup>1,2</sup>, CHEN Fang-liang<sup>3</sup>, QIANG Zhi-min<sup>1,2</sup>, XU Qiang<sup>1</sup>

(1. Key Laboratory of Drinking Water Science and Technology, Research Center for Eco-Environmental Sciences, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100085, China; 2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China; 3. Zhengzhou Litong Water Service Co. Ltd., Zhengzhou 071000, China)

**Abstract:** The security of water quality in drinking water distribution systems (DWDSs) is a long-term focus of the water supply industry. Water quality models play an important role in ensuring the DWDSs water quality by tracking, assessing, and predicting water quality changes. Due to the complicated internal environment of DWDSs, it is difficult to establish micro-mechanism models of water quality changes. However, with the rapid improvements of data acquisition and analysis capabilities nowadays, empirical statistic models have played an increasingly important role in water quality modeling. The principle, commonly-used variables and approaches of empirical statistic models are first introduced in this paper, while the advantages and disadvantages of several typical algorithms that are adopted by the models are compared. Furthermore, the research progress on various empirical models is discussed. Finally, the future research directions are prospected.

**Key words:** drinking water distribution systems; water quality models; empirical statistic

基金项目: 国家水体污染控制与治理科技重大专项(2017ZX07108-002, 2017ZX07501-002)

通信作者: 徐强 E-mail: qiangxu@rcees.ac.cn

## models

饮用水在管网输配过程中会持续发生反应,导致龙头水水质相比出厂水会有一定程度下降。掌握管网水质变化情况对保障龙头水质至关重要,而管网水质模型是预测管网水质变化的有效工具。管网水质模型可分为基于反应动力学的微观机理模型和基于历史数据的经验统计模型。由于管网内环境复杂,水质反应过程也比较复杂,因此,对于大多数水质参数来讲,建立机理模型难度较大。目前,仅针对余氯衰减、消毒副产物(DBPs)生成建立了相对成熟的机理模型<sup>[1-2]</sup>。

基于历史数据的经验统计模型由于建模相对容易、数据挖掘能力强的优点,在管网水质模拟中发挥了重要的作用。尤其是随着物联网技术、计算机技术的快速发展,数据获取和分析能力得到不断提高,为经验统计模型的建立提供了良好的数据和方法基础,使得经验统计模型得到了飞速发展。归纳了国内外管网水质经验统计模型的研究新进展,阐述模型原理、方法、优缺点及适用条件,以期为我国供水管网水质模型研究及应用提供参考。

## 1 经验统计模型概述

管网水质经验统计模型是指基于大量的试验数据或监测点的历史水质数据,采用统计回归、数据挖掘等方法,以目标水质指标为因变量,以影响目标水质指标的相关指标为自变量而建立的函数关系。

### 1.1 模型变量

经验统计模型的变量主要包含两类:一类是水质变量,主要来源于水质在线监测数据或人工采样

检测数据。其中,在线监测指标通常包括余氯、水温、pH、电导率等,人工采样检测数据通常包括DBPs、总有机碳(TOC)、溶解性有机碳(DOC)、无机离子、嗅味、浊度、色度、菌落总数、总大肠菌群等。另一类是水力变量,如流速、水力停留时间等,主要来源于管网在线监测数据或模拟数据。尽管研究发现管垢及生物膜对水质变化有重要影响<sup>[3]</sup>,但因其历史数据很难获得,经验统计模型中通常难以包含与管垢及生物膜相关的变量。

### 1.2 建模算法

回归是建立经验模型最常用的算法,其技术流程是首先构建模型的公式形式(如线性关系、非线性关系等),然后采用实测数据率定模型参数,模型参数的率定通常采用线性或非线性最小二乘算法来实现。近年来,人工神经网络(ANN)、遗传编程(GP)、进化多项式回归(EPR)等智能算法也成为建立经验统计模型的热门算法<sup>[4-6]</sup>。其中,ANN模型在给定大量输入和输出训练数据的基础上,建立有一定结构形式和激励函数的预测模型,从而预测给定条件下的水质。GP和EPR模型是模拟生物进化原理,随机产生由一定数量个体(数学公式或计算机程序)组成的初始群体,根据设定的适应度函数判定群体中每个个体的适应度,适应度高的个体逐步进化,适应度低的个体则逐步淘汰,直到达到预先确定的终止条件,最终适应度最高的个体则为最优解。

上述几类方法的优缺点见表1。

表1 常见管网水质经验统计模型建模算法的优缺点

Tab.1 Advantages and disadvantages of commonly-used algorithms in establishing empirical statistical models of DWDSs water quality

分类	优点	缺点
统计回归算法	简便易实现;结果直观易于理解	需要事先给定模型的结构,而对于未知问题较难给定
ANN 算法	对水质参数之间的非线性、复杂关系适用性好;自学习、自适应、容错能力强	结果无法用公式表达,模型的解释性不好;训练数据需求量大,容易过度拟合
GP 算法	无需事先给定公式形式;结果可用公式表达;不需要辅助信息,仅需定义适应度函数	搜索空间大,容易陷于局部最优;公式形式非结构化,难以解释
EPR 算法	结果可用公式表达;结合了遗传算法优异的解搜索功能和传统回归方法强大的数值计算功能,计算效率较高	需要从给定的公式中进行选择,筛选过程及结果主观性较大

### 1.3 实现方法

管网水质经验统计模型常见的实现方法有两种:①采用反应动力学方程来描述水质参数的变化

过程,但需将反应速率系数表示为多个水力、水质或环境指标的函数,从而建立半机理半经验模型;②直接对历史水质数据进行分析,采用回归或数据挖掘

方法建立纯经验统计模型。

## 2 经验统计模型的研究进展

根据目标水质指标的不同,目前常见的管网水质经验统计模型主要包括余氯模型、DBPs模型、浊度模型、总铁模型等。

### 2.1 余氯模型

由于余氯衰减机理模型的参数在实际管网中难以率定,因此余氯衰减经验统计模型的研究也得到了大量关注。常用的建模算法包括回归与ANN类算法。Clark等<sup>[7]</sup>以余氯衰减的二级反应动力学机理模型为基础表达形式[见式(1)],采用回归方法将反应速率系数表达为初始余氯浓度、TOC、pH值、水温的函数[见式(2)],建立了余氯衰减的半机理半经验模型。该模型既反映了余氯衰减的反应动力学过程,又考虑了水质参数对反应速率系数的影响,可以较合理地解释余氯衰减规律。

$$\frac{dC_{Cl}}{dt} = -k_{Cl}C_{Cl}C_X \quad (1)$$

$$k_{Cl} = \frac{a}{bC_{Cl,0}} e^{-2.46 - 0.19\text{TOC} - 0.14\text{pH} - 0.07T + 0.01T \cdot \text{pH}} \quad (2)$$

式中: $C_{Cl,0}$ 、 $C_{Cl}$ 分别为0时刻及 $t$ 时刻的余氯浓度,mg/L; $k_{Cl}$ 为余氯衰减的二级反应动力学系数, $\text{L}/(\text{mg} \cdot \text{min})$ ;  $C_X$ 为还原性物质浓度,mg/L; TOC为 $t$ 时刻的TOC浓度,mg/L; $T$ 为温度, $^{\circ}\text{C}$ ;  $a$ 、 $b$ 分别为余氯和耗氯物质反应系数。

半机理半经验模型通常需要与管网水力模型结合,才能得到较好的应用。而纯经验模型则往往是直接针对实际管网的数据进行拟合,因此并不需要与管网水力模型进行结合就可以反映出管网水质的变化规律。文献报道最多的是ANN类算法,根据网络结构和求解算法的不同,主要包括:误差反传网络(BPNN)、Levenberg-Marquardt神经网络(LMNN)、多层感知器网络(MLP)、广义回归神经网络(GRNN)、模糊网络(FNN)等算法。表2列出了几个典型的采用这些算法建立的余氯模型及其变量、数据、性能等<sup>[8-12]</sup>。

表2 ANN类算法建立的余氯模型

Tab. 2 Chlorine residual models established by ANN algorithms

预测指标	算法	输入变量	数据来源	样本数据分配	模型性能评价
下游节点的余氯	BPNN	上游节点的余氯、水温、流量、水力停留时间	连续2个月的余氯在线监测数据	未说明训练集、测试集分配方式	RMSE为0.062 mg/L
2个末端节点的余氯	MLP、GRNN	出厂水流量、余氯、水温、DOC、UV <sub>254</sub> ;管网水的水温	连续5年实际监测数据,监测频率:出厂流量和UV <sub>254</sub> 为1次/d、余氯和水温为2~3次/d、DOC为2~8次/d;管网水中余氯和水温为1次/周	80%数据用于训练,20%数据用于测试	RMSE均不超过0.2 mg/L
3个节点的余氯	MLP	出厂水中的余氯、水温、pH、浊度及管网中三个节点的pH、水温、浊度	基于水务公司提供的部分历史数据,采用蒙特卡罗方法补全缺失后的数据	50%数据为训练集,25%数据为验证集,25%数据为测试集	RMSE为0.0008~0.004 mg/L
5个示例管网所有点的余氯	BPNN、LMNN、GRNN	水源余氯、营养基、微生物、流量、水力停留时间	水质模型模拟的24 h内每小时的数据	随机筛选75%的节点水质数据建模,剩余25%节点数据用于测试	LMNN预测5个管网所有节点的平均绝对误差为0.0253~0.13 mg/L
三座水厂出厂水加氯量	BPNN、FNN	三座水厂出厂流量、管网中某节点的余氯	监测点的659组历史数据	615组训练数据,44组验证数据	RMSE分别为0.073、0.049 mg/L
注: RMSE为均方根误差。					

Rodriguez等<sup>[8]</sup>针对沿线不存在用水点的DN600的干管和沿线有用水点的DN350的村镇小管网管道,用上游节点的水质数据预测下游节点的余氯,以RMSE为指标分别对比分析了不同水温、流量、稳态及非稳态条件下ANN类算法与余氯一级衰减动力学模型,结果显示ANN类算法的预测效果均优于余氯一级衰减动力学模型,尤其是模拟非稳态

条件下余氯衰减RMSE为0.062 mg/L,体现了ANN类算法不依赖于管网水力模型的优势。

Gibbs等<sup>[9]</sup>和Cordoba等<sup>[10]</sup>基于出厂水的水质数据采用ANN算法预测下游节点的余氯。其中,Gibbs等<sup>[9]</sup>对比了线性回归、MLP和GRNN算法的预测能力,发现MLP算法优于其他两种算法,实际管网两个末端节点余氯预测值的RMSE均不超过

0.2 mg/L。该算法适用于具备较好历史监测数据的管网,如出厂水流量、水温、DOC、UV<sub>254</sub>及管网节点的余氯量等。

D'Souza 等<sup>[11]</sup>基于5个示例管网的数值模拟数据,采用LMNN、BPNN、GRNN三种算法,建立了管网余氯的经验统计模型,发现LMNN的模拟结果最好。尽管该研究的建模数据来源于管网水质数值模型的模拟数据,但如果具备了相似的实测数据,理论上来说,也可以采用这种方法来建立管网水质经验统计模型。

杨航等<sup>[12]</sup>以保障管网某节点的余氯为目标反向优化出厂水的余氯,以3座水厂出水流量及对应时刻某节点在线监测的余氯为输入参数,用BPNN和FNN算法建立了出厂水余氯模型,其结果表明FNN算法所建模型能更好地满足自来水厂余氯优化控制的要求。该方法的核心是建立水厂数据与监测点之间的联系,因此,要求水厂与所研究监测点之间的内在联系紧密,管网不宜过大,水厂数量不宜过多。具体的定量要求,值得进一步研究。

综上,尽管不同类型ANN算法建模的应用效果不同,但ANN类算法建立的余氯经验统计模型准确度高,且不受限于余氯衰减动力学参数的准确度及是否建立了准确的管网水力模型等,已经成为预测余氯的有效工具。

## 2.2 DBPs 模型

由于DBPs种类多,绝大多数DBPs生成的动力学过程未知,难以用微观机理模型模拟,因此建立经验统计模型成为预测DBPs生成的有效途径。

目前常见的DBPs经验统计模型主要针对三卤甲烷(THMs)和卤乙酸(HAAs)。Chowdhury 等<sup>[13]</sup>整理了118个预测DBPs生成的经验模型,统计出模型参数一般是2~8个,常包含TOC、DOC、紫外吸光度(UV<sub>254</sub>)、pH值、水温、Br<sup>-</sup>、余氯、反应时间(*t*)等。在已知余氯衰减动力学参数的情况下,常认为DBPs生成速率与余氯衰减速率成线性关系,建立的DBPs生成的半机理半经验模型如下:

$$\frac{dC_{\text{DBPs}}}{dt} = \alpha \frac{dC_{\text{Cl}}}{dt} \quad (3)$$

式中: $C_{\text{DBPs}}$ 为DBPs浓度,μg/L;α为消耗单位余氯生成DBPs的比例系数,可由其他水质参数确定。

Sung 等<sup>[14]</sup>基于管网连续3年的监测数据和余

氯一级衰减模型,用进水OH<sup>-</sup>、UV<sub>254</sub>、藻类浓度表达α,建立了氯仿及HAAs模型,分别如式(4)和式(5)所示。该模型适用于余氯衰减动力学参数及进水OH<sup>-</sup>、UV<sub>254</sub>、藻类浓度已知的情况。

$$C_{\text{CHCl}_3} = 2.3 \times 10^6 C_{\text{OH}^-}^{0.52} (UV_{254})^{0.57} (C_{\text{algae}})^{-0.1} [C_{\text{Cl},0}(1 - e^{-kt})]^{0.56} \quad (4)$$

$$C_{\text{HAA}_5} = 4.8 \times 10^4 C_{\text{OH}^-}^{0.35} (UV_{254})^{0.34} [C_{\text{Cl},0}(1 - e^{-kt})]^{0.43} \quad (5)$$

式中: $C_{\text{HAA}_5}$ 为5种卤乙酸的浓度之和,包括一氯乙酸、二氯乙酸、三氯乙酸、一溴乙酸、二溴乙酸,μg/L; $C_{\text{OH}^-}$ 、 $C_{\text{CHCl}_3}$ 分别为OH<sup>-</sup>、CHCl<sub>3</sub>的浓度,μg/L; $C_{\text{algae}}$ 为藻类浓度,ASU/mL,ASU为面积标准单位,1 ASU/mL的中等大小的藻类近似等于0.1 μg/L的叶绿素a; $C_{\text{Cl},0}(1 - e^{-kt})$ 为加氯点到取样点之间消耗的余氯,mg/L; $k$ 为余氯衰减的一级反应动力学常数,min<sup>-1</sup>。

当余氯衰减动力学及α难以确定时,则可建立DBPs的纯经验模型预测DBPs生成量。与余氯的纯经验模型类似,DBPs的纯经验模型建模样本数据主要是水厂及管网的实测历史数据。例如,吴艳<sup>[15]</sup>和Wert 等<sup>[16]</sup>分别采用多元回归法分析历史数据,建立了THMs统计经验模型。其中,吴艳<sup>[15]</sup>以供水干管上6个监测点及出厂水历史采样数据建模并预测了管网中THMs主要成分CHCl<sub>3</sub>的生成,构建的多元线性回归模型形式如式(6)所示,该模型与BPNN所建模型进行对比,结果显示两个模型对80%以上监测点的模拟相对误差均在5%以内,但BPNN所建模型的精度略优于线性回归模型。Wert 等<sup>[16]</sup>则以原水及出厂水在线水质监测数据(TOC、pH值、水温)及管网水力模型计算的水力停留时间等数据为建模数据,构建了管网中THMs生成的非线性回归模型,模型形式如式(7)所示。

$$C_{\text{CHCl}_3} = 0.704 + 15.064\Delta C_{\text{Cl}} + 42.087\Delta UV_{254} + 2.354\text{pH} + 0.13T \quad (6)$$

$$C_{\text{THMs}} = 0.035\text{TOC}^{1.098} C_{\text{Cl}}^{0.152} T^{0.609} \text{pH}^{1.601} t^{0.263} \quad (7)$$

式中: $\Delta C_{\text{Cl}}$ 为节点*i*处在*t*时刻的需氯量,mg/L; $\Delta UV_{254}$ 为节点*i*处在*t*时刻与出厂水相比UV<sub>254</sub>的降低值,cm<sup>-1</sup>; $C_{\text{THMs}}$ 为THMs的浓度,μg/L。

尽管两个模型表达形式不同,但均反映了影响管网中THMs生成的主要因素为pH值、余氯或耗

氯量、有机物浓度、水力停留时间等。其中,式(6)适用于分析单一管道上 THMs 的生成量,式(7)可用于分析已有准确水力模型的管网中 THMs 的实时生成量。

管网中 HAAs 变化规律与 THMs 不同。吴维等<sup>[17]</sup>及 Zhang 等<sup>[18]</sup>在水厂及管网中同时采样分析 HAAs 生成,结果均表明 HAAs 与水龄相关性不大,即 HAAs 不总是沿程增加。其中 Zhang 等<sup>[18]</sup>通过相关性分析筛选出 HAAs 生成的主要影响因素为 pH 值、水温、总氯、TOC、UV<sub>254</sub>、Br<sup>-</sup>、THMs,继而针对三氯乙酸(TCAA)和二氯乙酸(DCAA)建立了多元线性模型,两模型的  $R^2$  均为 0.697,模型形式分别如式(8)、(9)所示,建模数据为两个水源供水管网中 15 个监测点一年的采样数据,监测点分别位于三个不同区域,代表较短、中等、较长水力停留时间下卤乙酸的生成情况。

$$C_{\text{TCAA}} = -5.2 + 0.5T + 0.4\text{TOC} + 0.2C_{\text{THMs}} \quad (8)$$

$$C_{\text{DCAA}} = 0.8 + 59.3\text{UV}_{254} - 108.1C_{\text{Br}^-} + 0.2C_{\text{THMs}} \quad (9)$$

式中: $C_{\text{TCAA}}$ 、 $C_{\text{DCAA}}$ 分别为 TCAA、DCAA 的浓度,  $\mu\text{g/L}$ 。

除了预测常规 THMs 和 HAAs 生成量之外, Chhipi-Shrestha 等<sup>[19]</sup>和 Guilherme 等<sup>[20]</sup>通过多元线性回归方法模拟了出厂水水质(水温、pH 值、电导率、浊度、DOC、UV<sub>254</sub>等)、节点水龄及余氯衰减量等对国标外 DBPs(如卤代乙腈、卤代酮、二氯乙腈、溴氯乙腈等)生成量的影响。Francis 等<sup>[21]</sup>采用贝叶斯统计法预测了 DBPs 中溴的结合因子,基于管网水质数据模拟了 THMs、TCAA、DCAA、二卤乙腈四类 DBPs 中溴的结合因子,为全面、准确地评估 DBPs 毒性提供了理论依据。

综上可知,与余氯模型不同,DBPs 模型更多关注不同的 DBPs 物质,而非建模方法,而已有研究中采用最多的建模方法是回归方法。这些模型的建立将有助于掌握供水管网中 DBPs 的变化规律,从而为其控制提供支持。

### 2.3 浊度与总铁模型

浊度、总铁是反映供水管网水质状况最直观的指标。赵志领等<sup>[22]</sup>在某实际供水管网上沿水流路径开启消防栓放水测试浊度,结果显示浊度沿水流方向总体上呈现上升趋势。由于引起浊度或总铁问

题的主要组分是不溶性物质,且与铁、锰在管道中的沉积过程息息相关,难以利用反应动力学进行模拟,因此目前国内外研究浊度、总铁模型主要为经验统计模型。

针对浊度变化,王志丹<sup>[23]</sup>对比了统计回归和 ANN 方法建立的管网水浊度经验模型,建模数据来自某校园内小型铸铁管网的实际监测数据,模型涉及的影响因素包括 THMs、硝酸盐氮、pH 值、UV<sub>254</sub>、氨氮、总铁、温度、自由氯、总余氯等,其研究结果表明两种模型的准确度均能满足应用的精度要求,但在浊度较高或者较低的情况下,ANN 模型预测效果更好。

Mounce 等<sup>[6]</sup>为模拟金属颗粒物在管网中的累积速率,收集了英国 15 个不同管网中水力条件波动较大和水力条件稳定的 67 条管段的冲洗试验数据,获得了冲洗出水浊度随冲洗时间变化的数据,采用 EPR 建模预测颗粒物的累积速率,反映出了金属颗粒物累积与总铁浓度、管材、冲洗剪应力、管网拓扑结构(是否环状管网)等因素之间的关系。模型决定系数为 0.40~0.67。该研究得到了多个统计模型,其中最简洁的模型形式如下:

$$\text{Regen} = 9.58C_{\text{Fe}}^{0.5} \quad (10)$$

式中:Regen 为颗粒物在管道中的累积速率,  $\text{FTU} \cdot \text{m}^3/\text{a}$ ,即以每年冲洗一次时出水浊度(FTU)与所用冲洗水体积( $\text{m}^3$ )的乘积来表征; $C_{\text{Fe}}$ 为水中总铁的浓度,  $\mu\text{g/L}$ 。

除以上影响因素之外,Danso-Amoako 等<sup>[24]</sup>基于 176 个 DMA 分区内连续 6 年的水质数据,以铝、钙、镁、余氯、色度、浊度、pH 值、磷等 15 个水质指标为影响因素,采用 BPNN 建立了铁累积模型,模型的  $R^2$  为 0.7,该模型适用于 DMA 规模的管网,且需要较完善的水质监测数据。

总铁释放是管网水质变化的另一个重要过程,尤其是在水源切换时特别容易发生。牛铁柱等<sup>[5]</sup>基于管段浸泡小试数据,利用 GP 算法建立了铸铁管段中铁的释放与溶解氧、余氯、拉森指数(LR)之间的非线性关系,如式(11)所示。利用该模型可定量预测静态条件下铸铁管中总铁释放速率随溶解氧、余氯、LR 等关键水质指标的变化规律。

$$R = \frac{\text{LR}^2}{C_{\text{DO}}} + \frac{0.0503}{\text{LR} \cdot C_{\text{Cl}}} \quad (11)$$

式中: $R$ 为总铁的释放速率,  $\text{mg}/(\text{m}^2 \cdot \text{h})$ ;  $C_{\text{DO}}$

为溶解氧浓度,mg/L。

总体来说,关于浊度和总铁的模式研究相对较少,在目前未明确浊度及总铁变化的动力学模型的情况下,经验统计模型是挖掘浊度及总铁变化规律的有效工具。

### 3 结论与建议

经验统计模型不涉及复杂的动力学反应过程,在预测尚未明确反应动力学机制的DBPs、浊度、总铁等水质变化时具有绝对优势,通过回归或数据挖掘等方法可挖掘出目标水质指标与相关的常规水质指标历史数据之间的内在规律,且精确性高。对于反应动力学相对明确的指标(如余氯),在其动力学模型系数难以准确确定、缺乏精确的管网水力模型等情况下,同样可以基于大量的历史采样数据或管网智能化平台及监测设备得到的海量数据,建立有效的经验统计模型,预测管网水质变化。

但经验统计模型存在以下缺点:基于某一特定管网水质变化特性而建立的经验统计模型,对其他管网的适用性一般较差;模型只能反映出建模数据所处的特定工况的情景,当实际运行工况超出了建模数据的范围时,模型模拟结果会变差;建模对数据量要求较高,对于缺乏历史水质和运行数据的情况,难以建立起准确的经验统计模型。未来可从以下方面加强研究:①充分利用水质监测数据,扩大建模样本量,提高模型精度;②对明确反应机理的水质指标,可基于历史数据建立半机理半经验模型,并与管网水力模型结合,实现管网水质的动态模拟。

### 参考文献:

- [1] FISHER I, KASTL G, SATHASIVAN A. New model of chlorine-wall reaction for simulating chlorine concentration in drinking water distribution systems[J]. *Water Research*, 2017, 125: 427–437.
- [2] ABOKIFA A A, YANG Y J, LO C S, *et al.* Investigating the role of biofilms in trihalomethane formation in water distribution systems with a multicomponent model[J]. *Water Research*, 2016, 104: 208–219.
- [3] XU J N, HUANG C H, SHI X Y, *et al.* Role of drinking water biofilms on residual chlorine decay and trihalomethane formation: an experimental and modeling study[J]. *Science of the Total Environment*, 2018, 642: 516–525.
- [4] WU W Y, DANDY G C, MAIER H R. Protocol for developing ANN models and its application to the assessment of the quality of the ANN model development process in drinking water quality modelling [J]. *Environmental Modelling & Software*, 2014, 54 (3): 108–127.
- [5] 牛铁柱, 徐强, 陈求稳, 等. 通过遗传编程建立铸铁管道铁释放速率模型研究[J]. *给水排水*, 2015, 41 (增刊): 349–354.  
NIU Tiezhu, XU Qiang, CHEN Qiuwen, *et al.* Study on iron release rate model of cast iron pipelines by genetic programming [J]. *Water & Wastewater Engineering*, 2015, 41 (S): 349–354 (in Chinese).
- [6] MOUNCE S R, BLOKKER E J M, HUSBAND S P, *et al.* Multivariate data mining for estimating the rate of discolouration material accumulation in drinking water distribution systems [J]. *Journal of Hydroinformatics*, 2016, 18 (1): 96–114.
- [7] CLARK R M, SIVAGANESAN M. Predicting chlorine residuals and formation of TTHMs in drinking water [J]. *Journal of Environmental Engineering*, 1998, 124 (12): 1203–1210.
- [8] RODRIGUEZ M J, WEST J R, POWELL J, *et al.* Application of two approaches to model chlorine residuals in Severn Trent Water Ltd (STW) distribution systems [J]. *Water Science & Technology*, 1997, 36 (5): 317–324.
- [9] GIBBS M S, MORGAN N, MAIER H R, *et al.* Investigation into the relationship between chlorine decay and water distribution parameters using data driven methods [J]. *Mathematical and Computer Modelling*, 2006, 44 (5/6): 485–498.
- [10] CORDOBA G A C, TUHOVCAK L, TAUS M. Using artificial neural network models to assess water quality in water distribution networks [J]. *Procedia Engineering*, 2014, 70: 399–408.
- [11] D'SOUZA C D, KUMAR M S M. Comparison of ANN models for predicting water quality in distribution systems [J]. *Journal American Water Works Association*, 2010, 102 (7): 92–106.
- [12] 杨航, 李敏, 俞国平. 基于人工神经网络的市政管网水质模型研究[J]. *给水排水*, 2012, 38 (增刊): 471–475.  
YANG Hang, LI Min, YU Guoping. Water quality model of municipal network based on artificial neural network [J]. *Water & Wastewater Engineering*, 2012, 38 (S): 471–475 (in Chinese).

- [13] CHOWDHURY S, CHAMPAGNE P, MCLELLAN P J. Models for predicting disinfection byproduct (DBP) formation in drinking waters: a chronological review[J]. Science of the Total Environment, 2009, 407: 4189 – 4206.
- [14] SUNG W, REILLEY-MATTHEWS B, O' DAY D K, *et al.* Modeling DBP formation [J]. Journal American Water Works Association, 2000, 92(5): 53 – 63.
- [15] 吴艳. 配水管网系统中消毒副产物的研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2006.
- WU Yan. Research on Disinfection By-products in Water Distribution System [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2006 (in Chinese).
- [16] WERT E C, BOLDING J, REXING D J, *et al.* Real-time modeling of trihalomethane formation in a full-scale distribution system [J]. Journal of Water Supply Research Technology – Aqua, 2012, 61(6): 352 – 363.
- [17] 吴维, 刘旭, 吕宝和, 等. 天津城市供水系统中卤乙酸含量的研究[J]. 中国给水排水, 2009, 25(3): 92 – 94.
- WU Wei, LIU Xu, LÜ Baohe, *et al.* Study on haloacetic acids content in municipal water supply system of Tianjin [J]. China Water & Wastewater, 2009, 25(3): 92 – 94 (in Chinese).
- [18] ZHANG Y P, MARTINEZ D, COLLINS C, *et al.* Modelling of haloacetic acid concentrations in a United Kingdom drinking water system [J]. Journal of Water Supply Technology – Aqua, 2011, 60(5): 275 – 285.
- [19] CHHIPI-SHRESTHA G K, RODRIGUEZ M, SADIQ R. Framework for cost-effective prediction of unregulated disinfection by-products in drinking water distribution using differential free chlorine [J]. Environmental Science: Water Research & Technology, 2018, 4(10): 1564 – 1576.
- [20] GUILHERME S, RODRIGUEZ M J. Models for estimation of the presence of non-regulated disinfection by-products in small drinking water systems [J]. Environmental Monitoring Assessment, 2017, 189(11): 577.
- [21] FRANCIS R A, VANBRIESEN J M, SMALL M J. Bayesian statistical modeling of disinfection byproduct (DBP) bromine incorporation in the ICR database [J]. Environment Science & Technology, 2010, 44(4): 1232 – 1239.
- [22] 赵志领, 赵洪宾, 何文杰, 等. 城市给水管网的水质变化规律研究[J]. 中国给水排水, 2006, 19(2): 44 – 46.
- ZHAO Zhiling, ZHAO Hongbin, HE Wenjie, *et al.* Study on variation of water quality in water distribution system [J]. China Water & Wastewater, 2006, 19(2): 44 – 46 (in Chinese).
- [23] 王志丹. 输配水系统水质统计模型的研究[D]. 天津: 天津大学, 2005.
- WANG Zhidan. Study of Water Quality Statistical Model in Water Distribution Systems [D]. Tianjin: Tianjin University, 2005 (in Chinese).
- [24] DANSO-AMOAKO E, PRASAD T D. ANN model to predict the influence of chemical and biological parameters on iron and manganese accumulation [J]. Procedia Engineering, 2014, 70: 409 – 418.

作者简介: 林晓丹(1989 – ), 女, 辽宁鞍山人, 在读博士, 主要研究方向为管网水质转化机理及模型。

E-mail: linxiaodan0223@163.com

收稿日期: 2019 – 08 – 30

修回日期: 2019 – 11 – 22

(编辑: 丁彩娟)

水利工程补短板, 水利行业强监管