

周云鹏. 基于人工神经网络的二次供水系统余氯时间模型[J]. 净水技术, 2025, 44(8): 189–192.

ZHOU Y P. Time model of residual chlorine for secondary water supply system based on artificial neural network [J]. Water Purification Technology, 2025, 44(8): 189–192.

基于人工神经网络的二次供水系统余氯时间模型

周云鹏*

(深圳市水务<集团>有限公司, 广东深圳 518000)

摘 要 【目的】 二次供水风险点多、设施分布广,是供水环节风险管控的重点难点。余氯是二次供水水质重要参数,通过预测二次供水出水余氯变化,为二次供水环节水质风险管控提供决策依据。【方法】 文章建立了具备实时、高频、连续的自动检测、分析、预警功能的水质在线监测系统,以深圳市已完成二次供水设施提标改造的某小区为例,对生活二次供水水池出水余氯实时监测,分析余氯与时间关系,结合人工神经网络建模训练预测余氯值。【结果】 余氯随时间呈明显周期变化,变化拐点滞后于用水高峰期 2 h 左右,模型输出值与真实监测值整体变化趋势保持一致,结果相近,大部分点相对误差均能控制在 5% 以内,输出值与真实监测值整体均方根误差为 0.023 8。【结论】 影响水池出水余氯的主要因素为市政进水量及水力停留时间,基于水质在线监测数据考虑时间因素对余氯参数的影响,结合人工神经网络工具实现对余氯数据的高精度预测,研究成果为更大范围的余氯预测研究及后续修正管网余氯模型、优化水厂药剂投放、稳定用水终端水质参数研究提供必要依据。

关键词 在线监测 余氯 人工神经网络 模型结构 预测

中图分类号: TU991 **文献标志码:** A **文章编号:** 1009-0177(2025)08-0188-05

DOI: 10.15890/j.cnki.jsjs.2025.08.024

Time Model of Residual Chlorine for Secondary Water Supply System Based on Artificial Neural Network

ZHOU Yunpeng*

(Shenzhen Water <Group> Co., Ltd., Shenzhen 518000, China)

Abstract [Objective] Risk points of secondary water supply are widely distributed by multiple facilities, which is the key and difficult point of risk control of water supply link. Residual chlorine is an important parameter of water quality of secondary water supply, and the change of residual chlorine in effluent of secondary water supply can be predicted to provide decision-making basis for water quality risk control of secondary water supply link. [Methods] An online water quality monitoring system with real-time, high-frequency and continuous automatic detection, analysis and early warning functions was established. Taking a community in Shenzhen City that had completed the upgrading of secondary water supply facilities as an example, the residual chlorine of domestic secondary water supply tank was monitored in real time, the relationship between residual chlorine and time was analyzed, and the residual chlorine value was predicted by artificial neural network modeling training. [Results] Residual chlorine showed an obvious periodic change with time, and the change turning point lagged behind the peak water consumption by about 2 hours. The overall change trend of the model output value was consistent with the real monitoring value, and the result were similar. The relative error of most points could be controlled within 5%, and the overall root-mean-square error of the output value and the real monitoring value was 0.023 8. [Conclusion] The main factors affecting residual chlorine in water discharge are municipal water intake and hydraulic residence time. Based on online water quality monitoring data, the influence of time factors on residual chlorine parameters is considered, and the high-precision prediction of residual chlorine data is achieved by combining artificial neural network tools. The research result provide a necessary basis for a larger range of residual chlorine prediction research and subsequent modification of the residual chlorine

[收稿日期] 2023-07-19

[通信作者] 周云鹏(1994—),男,硕士研究生,研究方向为二次供水改造及运维、在线监测技术、智慧水务建设等, E-mail: 1063278372@qq.com。

model of the pipe network, optimization of pharmaceutical delivery in the water treatment plant, and water quality parameters at the stable water terminal.

Keywords on-line monitoring residual chlorine artificial neural network(ANN) model structure forecast

市政管网水压无法直接满足高层用户需求,需要进行建筑二次供水。二次供水涉及水池储水、水泵加压过程。二次供水设施材料锈蚀、水池超期未清洗以及污染物从水池人孔、溢流孔、通气孔侵入;设备老旧、能耗高、稳定性差,水压过高导致爆管,水压过低影响正常用水,水压波动大影响用水体验;二次供水设施管理单位管理制度不健全,日常巡检、设备维保、水池清洗、应急处置等不到位,问题处理不专业、不及时、不彻底,造成水质污染、停水、水压波动,影响水质安全及供水保障。二次供水风险点多、设施分布广,是供水环节风险管控的重点难点,余氯是二次供水水质重要参数^[1]。为提升供水水质和服务质量,完善供水基础设施“最后一公里”建设,常州、上海、西安、无锡等城市先后实施了生活二次供水设施改造^[2-5]。深圳市于 2018 年全面开展居民小区二次供水设施提标改造工作,改造完成后部分二次供水水池出水位置安装水质在线监测设备,对水质余氯数据监测实时上传二次供水管理系统,实现对水质监测,对异常情况报警,有效保障供水水质安全。

以 2021 年完成二次供水设施提标改造的深圳某小区为例,监测生活二次供水水池出水余氯变化,分析余氯变化的原因,结合人工神经网络,对样本数据进行训练,降低模型预测值与真实监测值误差,建立余氯时间模型,实现对余氯时间因素的高精度预测,研究成果为更大范围的余氯预测研究及后续修正管网余氯模型、优化水厂药剂投放、稳定用水终端水质参数研究提供必要依据。

1 水质在线监测系统

传统化学分析法^[6-9]、生物分析法^[10-11]、色谱分析法^[12]等水质检测方法存在采样误差、消耗大量人力、水质信息滞后、水质信息不连续及检测成本高等缺点。而该小区生活二次供水出水端设置的水质在线监测设备采用覆膜式三电极电流法监测余氯值,具有无试剂消耗、二次污染及废液排出等优点。设备余氯监测值为 0~5 mg/L,监测极限值 ≤ 0.005 mg/L,监测精度 $\geq \pm 2\%$,单次测量时间 ≤ 15 s。监测系统如图 1 所示,水质监测设备采集信号,通过

RS485 串口通信传输至远程测控终端(RTU),再通过专线网络通信传输至二次供水管理平台,平台将监测结果及预警信息推送至手机、电脑等终端,实现实时、高频、连续、自动的检测、分析、预警功能,为运维单位管理者提供决策依据,提高城市供水水质安全保障。同时有效减少人工水质检测所需频次,降低人工成本,以及二次供水设施整体运维成本。



图 1 监测系统

Fig. 1 Monitoring System

2 余氯时间监测数据分析

2.1 余氯时间监测数据

该小区 2021 年完成二次供水设施提标改造,改造后为低位水池+变频泵的供水方式,生活水池贴上食品级瓷砖,平均水力停留时间不超过 6 h,管道采用 316L 不锈钢,阀门采用 304 不锈钢,水池出水总管设置旁通紫外线消毒设备用于水质低于标准时的应急处置,从硬件设施层面已建立多道防线保障水质。又因为小区位于管网末梢以及管网水流速偏低区域,根据《深圳市二次供水设施技术规程》(SJG 79—2020)要求,在水池出水位置设置了水质在线监测设备,可实现对余氯长期、实时、在线监测。以该小区 7 d 监测数据为例,水池出水余氯监测数据如图 2 所示。余氯随时间波动变化,最大值为第 6 d 1:00 的 0.51 mg/L,最小值为第 5 d 6:00 的 0.24 mg/L,平均余氯质量浓度为 0.34 mg/L,余氯在所有时间段均满足深圳市《生活饮用水水质标准》(DB4403/T 60—2020)管网和管网末梢水中余氯超过 0.05 mg/L 的要求。

2.2 余氯相对变化关系

将每日各时间点余氯浓度除以当天 0:00 余氯浓度,得到水池出水余氯相对变化如图 3 所示,7 d 各对应时间段余氯变化趋势相近。

其中,0:00—6:00 时间段余氯整体趋势下降,平均下降速率为 0.025 mg/(L·h),为全天时间段最

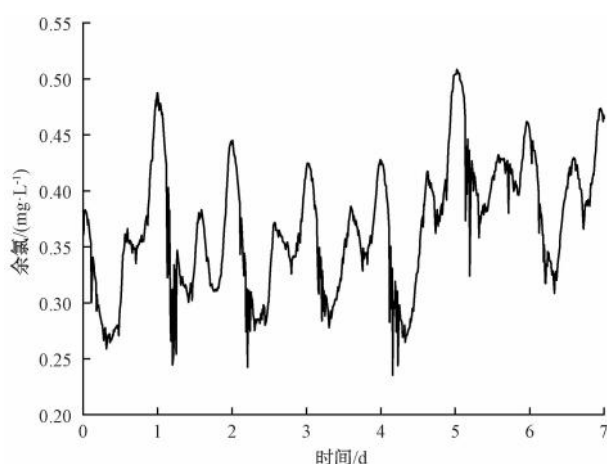


图2 7 d水池出水余氯监测数据

Fig. 2 Monitoring Data of Residual Chlorine in Tank
Outflow for 7 days

大,该时间段为深夜,居民用水量少,市政补水少,此时间段影响出水余氯的主要因素为水力停留时间,停留时间越长,余氯衰减越多;6:00—7:00时间段余氯整体呈增大趋势,这是因为夜间少量用水,水池水位降低液压浮球阀开启,市政补水余氯较高,增加整体余氯值;7:00—8:00时间段余氯下降,下降速率与0:00—6:00时间段相近,此时间段影响出水余氯的主要因素为水力停留时间;8:00—14:00时间段出水余氯整体增加,该时间段白天用水量较大,余氯较高的市政供水持续给水池补水,为该时间段出水余氯增加主要因素;12:00—20:00时间段出水余氯随时间增长而下降,此时间段影响出水余氯的主要因素为水力停留时间,但由于居民少量用水、市政持续进水等原因,出水余氯值随时间下降速率低于0:00—6:00时间段;20:00—24:00时间段出水余氯随时间增长而增加,增长速率高于白天8:00—14:00时间段,与深圳市居民夜间用水量较大,水池水位较低,市政持续进水有关,此时间段市政进水量为影响水池出水余氯的主要因素。

根据余氯比与时间关系曲线,出水余氯变化拐点出现时间在10:00、20:00附近,比小区用水高峰期也就是水泵运行记录出水流量较高的8:00、16:00滞后2 h左右,出水余氯下降起始时间在0:00、14:00附近,比水泵运行记录出水流量较高的22:00、12:00滞后2 h左右。该水池市政进水位置与水池出水口水域距离为14 m,受到市政进水量、水池出水量、池内水流速率、余氯扩散速率等因素影

响,所以水池出水余氯变化拐点滞后于小区用水高峰期。

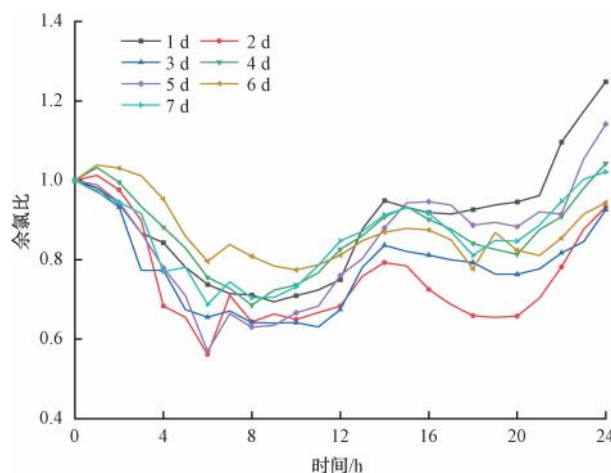


图3 水池出水余氯相对变化

Fig. 3 Relative Change of Residual Chlorine in Tank Outflow

3 人工神经网络模型

人工神经网络无需给定公式就能通过模拟人类神经元信号处理方式对样本数据训练,根据计算过程中预测值与期望值的误差大小持续调整权重值及界限值,使预测值逐步逼近期望值,最终实现自主建立数据之间的关联。典型的人工神经网络模型由输入层、隐藏层以及输出层组成。学者^[13-15]将人工神经网络应用于水质预测模型的研究,并且取得了较好的预测效果。本研究使用人工神经网络建立生活二次供水出水余氯与时间的关系。

3.1 模型参数设定

随机选取707组真实监测数据作为训练组,剩余301组真实监测数据作为验证组,以天数、时间点作为人工神经网络输入层,出水余氯作为人工神经网络输出层。时变步长使用自适应步长,其中增量为1.1,减量为0.9,最大为1;训练步距为10 000步;鲁棒性设置为均方根增长超过0.1%,则降低学习率,递减因子为0.5。用人工神经网络输出值与真实监测数据的均方根表征人工神经网络模型预测误差。

3.2 确定隐藏层数量

通过设置训练步距为10 000步,比较不同隐藏层数量下训练组、验证组中人工神经网络输出值与真实值的均方根误差大小,得到均方根与隐藏层数量关系如图4所示。均方根误差随隐藏层数量增加呈减小趋势;隐藏层为1~8,人工神经网络输出值与

真实监测数据误差较大,且误差随隐藏层数量增加急剧减小;隐藏层为9~20,人工神经网络输出值与真实监测数据误差较小,均方根在0.024 0~0.028 2,大小变化区域平稳。隐藏层为16时,训练组、测试组均方根整体较小,其均方根值分别为0.024 2、0.024 1,从而确定了本研究余氯时间人工神经网络模型结构为2-16-1。

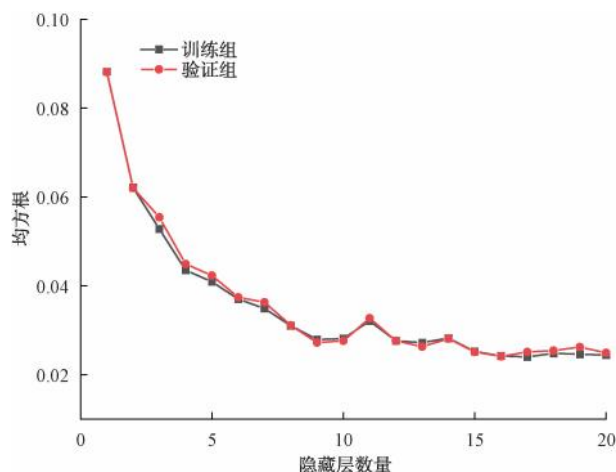


图4 均方根与隐藏层数量关系

Fig. 4 Relationship between Root Mean Square and Numbers of Hidden Layers

3.3 建立人工神经网络模型

通过将训练步距增加到100 000步,进一步提高人工神经网络输出精度,得到该条件下的训练组人工神经网络模型输出值与真实值对比如图5所示。模型输出值与真实监测值整体变化趋势保持一致,结果相近,大部分点相对误差均能控制在5%以内,输出值与真实监测值均方根误差进一步下降到0.023 8,这也说明通过增加训练步距,输出值误差进一步降低,训练组数据已建立了更为精确的输入层与输出层的模型关系。

3.4 验证人工神经网络模型

为验证该人工神经网络模型能实现较高精度的预测,达到输入任意天数、时间点就能预测出水余氯的效果,将测试组各组数据中余氯值项均改为0后,将验证组代入人工神经网络模型,得到验证组中人工神经网络输出值与实际监测值对比如图6所示。验证组中人工神经网络输出值与实际监测值总体变化趋势保持一致,大部分时间点对应的余氯相对误差均能有效控制在5%以内。通过验证组中人工神经网络输出值与实际监测值的对比,证明了人工神

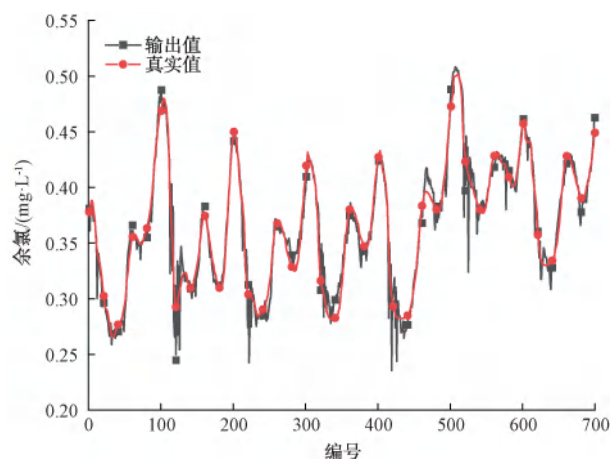


图5 训练组输出值与真实值对比

Fig. 5 Comparison of Output Values of Training Group and Real Values

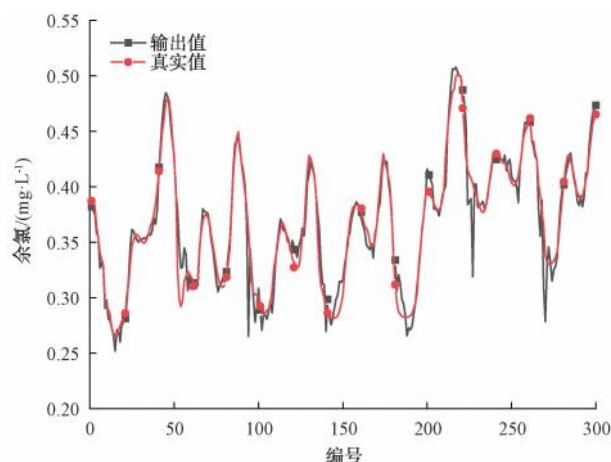


图6 验证组输出值与真实值对比

Fig. 6 Comparison between Output Values of Verification Group and Real Values

经网络模型建立余氯时间模型的适用性、正确性及准确性。

本研究建立的余氯时间模型能实现对单个小区生活二次供水出水余氯的高精度预测。后续可对二次供水出水余氯影响因素深入研究,扩大研究空间范围,并开展单条供水管线、片区、街道以及水厂供水范围的余氯时间预测模型研究,实现基于少量监测点预测临近范围二次供水出水水质,从而实现全局水质在线监测,也为修正管网余氯模型、优化水厂药剂投放、稳定用水终端水质参数研究提供必要依据。

4 结论

通过对深圳市某二供改造完成小区进行水池出水余氯在线监测数据分析,结合人工神经网络建立

余氯时间模型,得到了以下结论。

(1)水池出水余氯随时间变化拐点滞后于用水高峰期,影响水池出水余氯的主要因素为市政进水量及水力停留时间。

(2)通过训练组建立余氯时间模型,测试组证明该人工神经网络模型的正确性,该模型能实现对二次供水生活水池出水余氯值的高精度预测。

(3)通过预测用水终端余氯值,为更大范围的余氯预测研究及后续修正管网余氯模型、优化水厂药剂投放、稳定用水终端水质参数研究提供必要依据。

参考文献

- [1] 范晶璟, 耿冰, 刘书明. 基于水池(箱)余氯衰减规律的龙头水质提升策略[J]. 净水技术, 2023, 42(s1): 76-79, 92.
FAN J J, GENG B, LIU S M. Proposals for improvement of tap water quality based on the chlorine attenuation rate variation of water pool (tank)[J]. Water Purification Technology, 2019, 42(s1): 76-79, 92.
- [2] 郭杨, 林国峰. 江苏省居民二次供水设施建设改造及管理[J]. 中国给水排水, 2019, 35(4): 30-34.
GUO Y, LIN G F. Reconstruction and management of resident secondary water supply facilities in Jiangsu Province[J]. China Water & Wastewater, 2019, 35(4): 30-34.
- [3] 张铁磐. 上海市住宅小区二次供水设施改造调研分析[J]. 给水排水, 2019, 45(6): 104-108.
ZHANG T P. Investigation and analysis on the renovation of secondary water supply facilities in residential districts of Shanghai City[J]. Water & Wastewater Engineering, 2019, 45(6): 104-108.
- [4] 王团伟, 曹仙桃, 茹鑫, 等. 西安市加强和改进二次供水管理的实践与成效[J]. 城镇供水, 2021(2): 75-80.
WANG T W, CAO X T, RU X, et al. Analysis of paths and methods to strengthen and improve secondary water supply management in Xi'an[J]. City and Town Water Supply, 2021(2): 75-80.
- [5] 杨贺, 杨海波, 张智军, 等. 二次供水分类化改造的难点总结及特例探讨: 以无锡老旧小区改造为例[J]. 净水技术, 2023, 42(s1): 347-352.
YANG H, YANG H B, ZHANG Z J et al. Summary of difficulties and discussion on special cases of classified reconstruction of secondary water supply: Case of reconstruction of old residential districts in Wuxi [J]. Water Purification Technology, 2019, 42(s1): 347-352.
- [6] 刘悦. 水样中重金属铬的测定方法研究进展[J]. 当代化工研究, 2018, 28(4): 19-20.
LIU Y. Research progress on determination methods of heavy metal chromium in water samples[J]. Contemporary Chemical Research, 2018, 28(4): 19-20.
- [7] 于桂莲. 化学分析法在实践应用中的影响因素分析[J]. 化工管理, 2017(3): 23-23.
YU G L. Analysis of influencing factors of chemical analysis in practical application [J]. Chemical Engineering Management, 2017(3): 23-23.
- [8] 关凯丹. 水质检验中重金属的化学检验[J]. 中国资源综合利用, 2021, 39(2): 131-133.
GUAN K D. Chemical inspection of heavy metals in water quality inspection[J]. China Comprehensive Utilization of Resources, 2021, 39(2): 131-133.
- [9] 王福冬. 滴定分析在水质检测中的应用[J]. 质量安全与检验检测, 2020, 30(4): 99-100.
WANG F D. Application of titration analysis in water quality detection [J]. Quality Safety Inspection and Testing, 2020, 30(4): 99-100.
- [10] VALBONESI P, PROFITA M, VASUMINI I, et al. Contaminants of emerging concern in drinking water: Quality assessment by combining chemical and biological analysis [J]. Science of the Total Environment, 2020, 758: 143624. DOI: 10.1016/j.scitotenv.2020.143624.
- [11] HURTADO-MARTINEZ M, MUÑOZ-PALAZON B, ROBLES-ARENAS V M, et al. Biological nitrate removal from groundwater by an aerobic granular technology to supply drinking water at pilot-scale[J]. Journal of Water Process Engineering, 2020, 40: 101786. DOI: 10.1016/j.jwpe.2020.101786.
- [12] 王晓燕. 水质检测分析方法探讨[J]. 黑龙江科技信息, 2014(9): 26-26.
WANG X Y. Discussion on water quality testing and analysis methods[J]. Heilongjiang Science and Technology Information, 2014(9): 26-26.
- [13] 王志龙, 袁勇, 潘有江. BP神经网络在水质检测中的应用[J]. 云南大学学报(自然科学版), 2008, 30(s2): 250-252, 256.
WANG Z L, YUAN Y, PAN Y J. Application of BP neural network in water quality testing [J]. Journal of Yunnan University (Natural Sciences Edition), 2008, 30(s2): 250-252, 256.
- [14] 葛新越, 王宜怀, 周欣. GA-BP神经网络在NB-IoT水质监测系统中的应用研究[J]. 现代电子技术, 2020, 43(24): 30-33, 37.
GE X Y, WANG Y H, ZHOU X. Application of GA-BP neural network in water quality monitoring system based on NB-IoT[J]. Modern Electronic Technology, 2020, 43(24): 30-33, 37.
- [15] 徐俊, 周永华, 艾娇燕, 等. 遗传神经网络在水质监测点优化布局中的应用[J]. 环境工程, 2019, 37(6): 177-183.
XU J, ZHOU Y H, AI J Y, et al. Application of genetic neural network in layout optimization of water quality monitoring points [J]. Environmental Engineering, 2019, 37(6): 177-183.