

任方涛, 马凤颖. 基于组合模型的水质亚硝酸盐氮含量检测技术研究[J]. 智能计算机与应用, 2024, 14(9): 104-110. DOI: 10.20169/j.issn.2095-2163.240916

基于组合模型的水质亚硝酸盐氮含量检测技术研究

任方涛, 马凤颖

(信阳学院 大数据与人工智能学院, 河南 信阳 464000)

摘要: 本实验采集 51 份标准亚硝酸盐氮样品进行紫外可见波段全光谱扫描, 使用偏最小二乘算法从 6 种去噪光谱中优选出最佳预处理数据。由于单一的偏最小二乘模型对低浓度样本预测误差大, 该文提出一种组合模型, 即低浓度样本建立的光谱积分面积预测模型与高浓度样本建立的偏最小二乘预测模型, 实现低浓度到高浓度亚硝酸盐氮含量的准确检测。为了验证组合模型的预测精度, 在主成分分析的基础上, 建立了多元线性回归 (MLR)、支持向量机回归 (SVR) 等模型, 采用预测值与真实浓度值的平均绝对误差 (MAPE)、均方根误差 (RMSE) 等六项定量模型评价指标。结果表明, 组合模型的相对误差最为稳定, 并保持在较低水平, 且其它各项评价指标也较佳。另外, 该文提出的组合模型同样适用于具有相似光谱吸收特性的水质硝酸盐氮含量在线检测。

关键词: 亚硝酸盐氮; 组合模型; 光谱积分; 硝酸盐氮; 在线检测

中图分类号: TP391

文献标志码: A

文章编号: 2095-2163(2024)09-0104-07

Study on the methods of nitrite nitrogen content in water based on combination model

REN Fangtao, MA Fengying

(School of Big Data and Artificial Intelligence, Xinyang University, Xinyang 464000, Henan, China)

Abstract: This experiment collected 51 standard nitrite nitrogen samples for full spectrum scanning in the UV visible band, and used partial least squares algorithm to select the best preprocessed data from six types of denoised spectra. Due to the large prediction error of a single partial least squares model for low concentration samples, this paper proposes a combined model, namely the spectral integral area prediction model established for low concentration samples and the partial least squares prediction model established for high concentration samples, to achieve accurate detection of nitrite nitrogen content from low concentration to high concentration. In order to verify the prediction accuracy of the combination model, Multiple Linear Regression (MLR), support vector machine regression (SVR) and other models were established based on principal component analysis. Six quantitative model evaluation indicators were used, including the mean absolute error (MAPE) and root mean square error (RMSE) between predicted values and true concentration values. The results indicate that the relative error of the combined model is the most stable and remains at a low level, and other evaluation indicators are also good. In addition, the combination model proposed in this article is also applicable for online detection of nitrate nitrogen content in water with similar spectral absorption characteristics.

Key words: nitrite nitrogen; combined model; spectral integration; nitrate nitrogen; online monitoring

0 引言

中国地下水污染可分为氮化物污染、磷化物污染、重金属污染以及有机污染四大类, 作为工业废水中第二大污染物来源之一的亚硝酸盐氮 ($\text{NO}_2^- - \text{N}$), 俗称“硝酸盐 (NIT)”^[1], 易和铵氮 ($\text{NH}_4^+ - \text{N}$)、硝酸盐氮 ($\text{NO}_3^- - \text{N}$) 彼此之间相互转化, 对动物以及

人类健康产生严重危害。在日常生活中, 当 PH 处于 1~4 的酸性条件下, 饮入过量的亚硝酸盐氮水质容易引起人体血红蛋白丧失携氧能力, 诱发各种疾病, 并且各种洗涤剂的使用使得生活污水中氮含量明显超标, 易产生水体富营养化^[2]。在工业建筑领域, NIT 常被用于工业盐, 所以工业废水不慎流入地下会造成地下水污染^[3]。由此可见, 迫切需要一种

作者简介: 马凤颖 (1994-), 女, 硕士, 助教, 主要研究方向: 图像处理, 目标检测。

通讯作者: 任方涛 (1992-), 男, 硕士, 助教, 主要研究方向: 水质检测技术, 电磁波探测技术。Email: 18888515262@163.com

收稿日期: 2024-03-16

哈尔滨工业大学主办 ◆ 专题设计与应用

水质中亚硝酸盐氮含量快速在线检测方法,防止对生态环境和人体造成危害。

常用的地下水中,亚硝酸盐氮的分析测量方法有荧光光谱法、气相分子吸收光谱法、电化学法、氧化法等。由于以上传统方法的检测过程繁琐、耗时长、成本高,而且部分实验过程中需要添加一定量化学试剂,易对环境造成二次污染,难以在实际生活中广泛应用。呼尔西旦·吾斯曼^[4]对比分析了离子色谱法和分光光度法,对10份不同水样的亚硝酸盐氮含量进行检测发现,离子色谱法操作简便、自动化程度更高,但二者整体检测精准度误差不大。黄凌霄等^[5]通过将中性红-碳纳米复合材料涂抹在玻碳电极表面对其进行修饰,然后采用计时电流对亚硝酸盐氮进行检测,检出限较低,但所需要复合材料较为昂贵。唐嘉怡等^[6]利用过氧化氢将食盐溶液中的 NO_2^+-N 氧化为 NO_3^+-N ,通过测量 NO_3^+-N 值,间接得到 NO_2^+-N 的含量。李晶等^[7]通过气相分子吸收光谱法测定海水中亚硝酸盐氮,但是该方法只适用于亚硝酸盐氮浓度高于 0.03 mg/L 的情况,否则检测误差较大。

近年来,紫外吸收光谱法(UV法)在水质定性定量分析取得了一定成效,主要原因是其简便、快捷、无需对水样加入化学试剂等。李庆波等^[8]采集3组样本D1、D2、D3的亚硝酸盐氮吸收光谱,基于D1和D2建立偏最小二乘(PLSR)模型,对测试集D3检测的平均绝对误差MAPE为2.19%,优于同类文献的测量精度。姜吉光等^[9]采用连续投影算法对水质化学需氧量的紫外吸收光谱特征波长进行筛选,建立支持向量机回归预测模型,实现化学需氧量和浊度两种水质指标的同步预测。陈庆等^[10]建立卷积神经网络模型对5类不同污染源实现快速分

类,准确度高达99%,并且能够快速定位污染源。蔡树向等^[11]对氨气在 $190\sim 235\text{ nm}$ 波长区间的吸光度进行傅里叶滤波预处理,采用最小二乘法拟合出峰值与样本浓度的线性关系,为氨氮浓度的检测提供了新方法。由此可见,紫外可见(UV-Vis)光谱技术广泛应用在水质环境监测领域,故本文在利用紫外可见分光光度计对实验室配制的不同浓度的亚硝酸盐氮和硝酸盐氮量样品全光谱扫描,结合机器学习算法对其建模分析研究。

1 实验

1.1 仪器设备

实验中采用国产岛津UV-2450的分光光度计,采集波长 $190\sim 1100\text{ nm}$,该波段覆盖紫外、可见和近红外3个波段^[12],分辨率采用常规设置为 0.5 nm 。待仪器开机半小时后进行性能测试,性能测试通过后对每个实验样本采集光谱,采集有效波长段为 $190\sim 400\text{ nm}$ 。实验前,先将配置的样品在室温下静置一个小时,以进一步提高测量光谱的准确性。光谱采集软件是UV Probe,建模软件利用Matlab2016a,光谱预处理软件采用The Unscrambler V9.7。

1.2 溶液配制

经称重干燥的亚硝酸钠粉末 0.4926 g 与去离子水 1000 ml 相溶,得到母液(亚硝酸盐氮含量) 100 mg/L ,经过去离子水稀释,依次得到51个不同浓度的样本标液。对每个样本测量3次光谱,取吸光度平均值作为最终光谱数据。为保证实验公平性,从每种梯度样本适当选择部分样品作为测试集。各样本溶液的浓度、测试集与训练集样本信息见表1。

表1 实验样本信息

Table 1 Sheet of sample information

样本浓度范围/ ($\text{mg}\cdot\text{L}^{-1}$)	梯度/ ($\text{mg}\cdot\text{L}^{-1}$)	样本数量	测试集选取/ ($\text{mg}\cdot\text{L}^{-1}$)	测试集 样本数	训练集:测试集
0.1~0.18	0.02	5	0.14	1	训练集:测试集=43:8
0.2~0.95	0.05	16	0.5,0.9	2	
1~9.5	0.50	18	5.9	2	
10~18	2	5	14	1	
20~50	5	7	35,50	2	

1.3 光谱模型

1.3.1 光谱噪声去除

为了进一步提升建模的预测精准度,需要对原始光谱数据进行预处理从而有效消除噪声干扰、基

线漂移等因素的影响^[13-14]。实验采用6种去噪预处理方法,如Savitzky-Golay平滑、标准正态变换(SNV)、一阶微分(First-Derivative)等,且结合定量模型评价指标对以上去噪方法进行分析。

1.3.2 定量模型构建与评价

本文采用6种定量模型评价指标,即相关系数(r)、相对误差(e)、决定系数(R^2)、平均绝对误差(MAE)、平均绝对百分比误差($MAPE$)和均方根误差($RMSE$)。通过内部交叉验证,以及预测集样本外部验证检验建模效果,具体参数计算如下:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})(\hat{y}_i - \bar{y}^p)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y}^p)^2}} \quad (1)$$

相关系数 r 值的大小用来评价实际值和预测值之间的相关程度,其值越接近1,表示预测值和实际值关联度越大,用 r_c 和 r_v 分别表示建模集和预测集的相关系数。

$$e_i = \frac{|\hat{y}_i - y_i|}{y_i} \times 100\% \quad (2)$$

相对误差 e_i 表示预测值偏离实际值的程度,其值越小,表示预测值与实际值越接近。

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (3)$$

决定系数(R^2)越接近1,表示建模效果越好, R_c^2 和 R_v^2 分别代表建模集和预测集决定系数。

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|}{n} \quad (4)$$

平均绝对误差 MAE 能较好地说明预测值与实际值误差的情况, MAE_c 和 MAE_v 分别表示建模集和预测值的平均绝对误差。

$$MAPE = \sum_{i=1}^n \frac{|y_i - \hat{y}_i|}{y_i} \times \frac{1}{n} \quad (5)$$

平均绝对百分比误差 $MAPE$ 表示预测值与实际值相对误差的平均值,其值越小说明模型性能越好, $MAPE_c$ 和 $MAPE_v$ 分别表示建模集和预测集的平均绝对百分比误差。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (6)$$

均方根误差 $RMSE$ 值的大小反映出实际值和预测值之间的偏差情况,其值越接近0,说明模型的预测能力越佳, $RMSE_c$ 和 $RMSE_v$ 分别为建模集和预测集均方根误差。

上述参数表达式中 y_i 和 \hat{y}_i 分别表示亚硝酸盐

氮浓度的实际值与模型的预测值, \bar{y} 和 \bar{y}^p 分别表示亚硝酸盐氮浓度实际值和预测值的平均值, n 表示实验样本个数。

2 结果分析

2.1 UV/Vis 光谱图

图1为不同浓度的亚硝酸盐氮原始光谱曲线图。从图中可以看出,亚硝酸盐氮溶液的吸收波长主要分布在190~400 nm之间,且吸收强度在190~250 nm之间较强,在210 nm处左右出现第一个吸收峰,该吸收峰随着样本浓度的增大会出现向右移动的现象,简称“红移”。在350 nm处出现第二个吸收峰,该吸收峰随着样本浓度的增大,提升地较为缓慢且对应的波长固定。

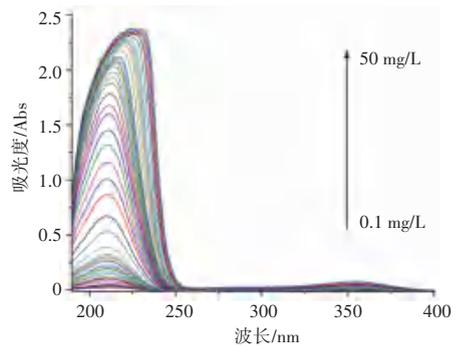


图1 原始样本光谱图

Fig. 1 Original sample spectrogram

2.2 基于全波长的单一 PLS 模型

为了评价不同预处理方法的去噪性能,采用最小二乘回归算法 PLS 分别对基线校正、标准正态变换 SNV、一阶微分等6种预处理后的光谱数据进行建模分析,并与未经过任何预处理的原始光谱数据对比分析,建模见表2。

通过比较不同预处理方法在该波段的建模参数发现,在建模集和预测集样本中,基于去趋势获得最高决定系数和最低均方根误差,其建模集和预测集的均方根误差总和仅为0.2882,与原始光谱建模效果相比得到大幅度提升,其最佳预处理如图2所示。

经过偏最小二乘算法建模的训练集和预测集效果如图3和图4所示。训练集的相关系数为0.9999963,预测集的相关系数为0.999936,二者皆趋近于1;其建模集和预测集的回归拟合直线斜率依次是0.9999、1.0002,预测值和真实浓度值坐标点基本都在拟合直线上,说明经过去趋势预处理建立的 PLS 模型取得较好的预测能力。

表2 不同预处理的PLS建模效果

Table 2 PLS modeling effects of different pre-treatments

建模方法	预处理方法	建模集			预测集			Total RMSE
		主成分数	R_C^2	$RMSE_C$	主成分数	R_V^2	$RMSE_V$	
PLS	无	8	0.999 8	0.141 4	8	0.999 5	0.385 9	0.527 4
	基线校正	8	0.999 7	0.148 5	8	0.999 3	0.456 7	0.605 2
	SNV	5	0.967 1	1.901 3	5	0.961 7	3.377 1	5.278 5
	S-G平滑	8	0.999 8	0.136 8	8	0.999 5	0.386 0	0.522 8
	去趋势	9	0.999 9	0.090 5	9	0.999 8	0.197 7	0.288 2
	一阶微分	5	0.997 1	0.559 0	5	0.999 6	0.303 4	0.862 7
	归一化	8	0.982 7	1.378 0	8	0.977 9	2.571 3	3.949 3

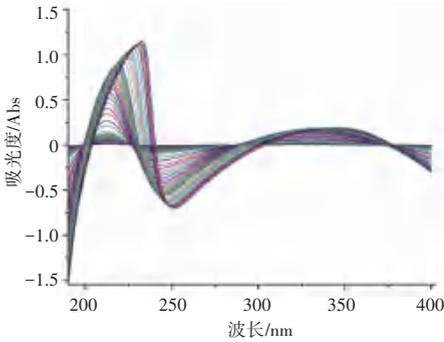


图2 去趋势预处理

Fig. 2 De-trending pretreatment

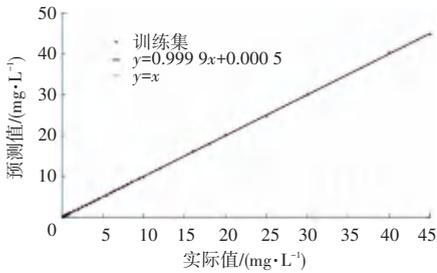


图3 训练集实际值与预测值的关系

Fig. 3 Relationship between the actual value and the predicted value of the training set

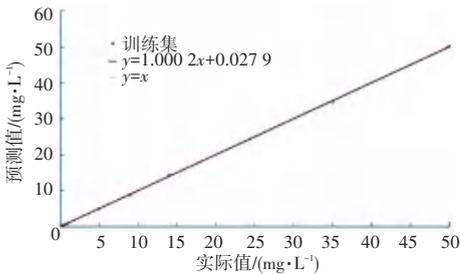


图4 预测集实际值与预测值的关系

Fig. 4 Relationship between the actual value and the predicted value of the prediction set

由图5可知,随着样本浓度的增大,整体误差趋于先减小后保持平稳的趋势,和高浓度的样本相比较,低浓度的水质亚硝酸盐氮含量预测误差较大,需要进一步改进。

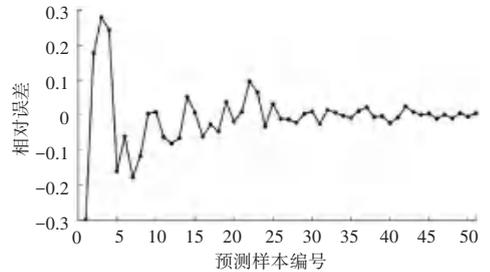


图5 PLS所有样本预测相对误差

Fig. 5 Relative error of PLS prediction for all samples

2.3 组合预测模型分析

通过光谱积分的方法筛选出临界浓度值,所有样本的光谱积分如图6所示。由图中可见,单个光谱积分面积随着波长增加呈现先快速上升后保持平稳状态。

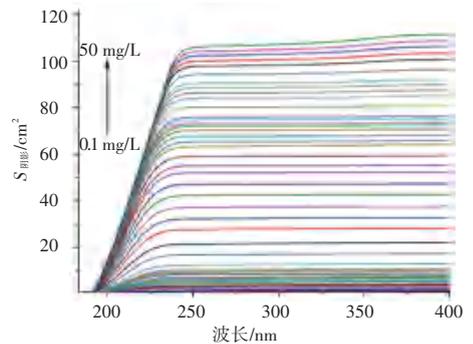


图6 全波段光谱积分

Fig. 6 Full band spectral integral

采取光谱曲线积分法对所有样本进行线性回归拟合,积分区间对应的波长是190~400 nm,二者拟合曲线如图7所示。可以发现,当浓度低于5 mg/L时,样本浓度C与光谱积分面积S相关性较好,相关系数r为0.998 5,当样本浓度较高时,二者不具备一定线性关系。鉴于此,采取组合模型实现低浓度到高浓度的准确预测,即低浓度样本采取光谱积分面积预测与高浓度样本采取偏最小二乘回归预测组合,进而弥补单一模型对低浓度样本预测误差大的

情况。组合模型的全样本回归拟合如图8所示,可以看出,针对所有样本的亚硝酸硝酸盐氮浓度的实际值与预测值拟合效果基本在一条直线上,相关系数 r 为 0.999 9,表明该模型预测性能较好。

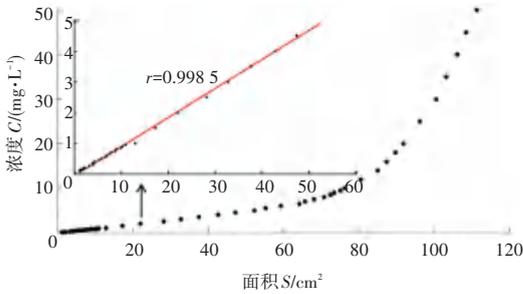


图7 全光谱积分值与浓度关系曲线

Fig. 7 Relation curve between full spectral integral value and concentration

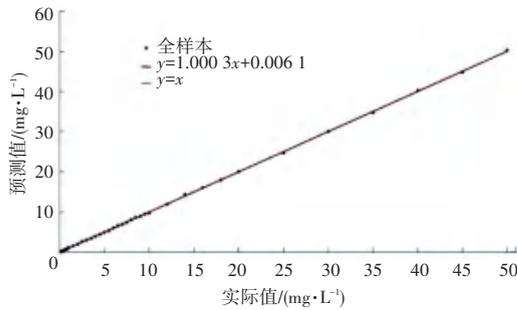


图8 组合模型的全样本回归拟合

Fig. 8 Full sample regression fitting of the combined model

观察图9可知,针对全样本预测误差其最大值为0.15左右,相比较于单一的偏最小二乘回归模型其最大误差值0.3有所改善,且针对低浓度样本,采取组合模型的相对误差整体较小。

2.4 组合模型与其他模型的对比分析

为了去除冗余信息和多重共线性问题,采取主成分分析法对数据降维处理^[15-16],提高模型效率,其原始样本190~400 nm之间的421个点的吸光度数据,经过PCA降维处理后的得分情况见表3。鉴

于原始光谱经过去趋势预处理所含噪声较少,前6个主成分几乎可以覆盖原始光谱的100%有用信息,故把压缩后的数据作为对比模型建模的基础数据来源。

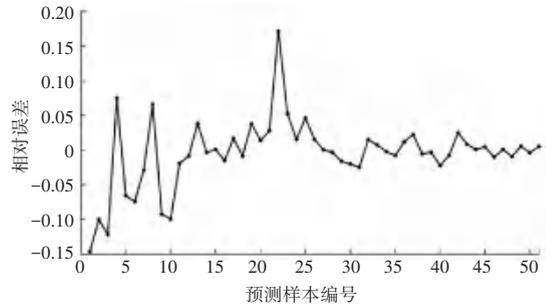


图9 组合模型全样本预测误差

Fig. 9 Prediction error of the combined model in full sample

表3 主成分上的得分分布

Table 3 Score distribution on principal components

主成分	贡献率/%	累积贡献率/%
1	77.10	77.10
2	22.24	99.34
3	0.57	99.91
4	0.06	99.97
5	0.01	99.98
6	0.01	99.99
其他	0.01	100.00

由图10可知,当样本浓度较小时,SVR与PLS模型的预测值与实际浓度值的相对误差较高,二者相对误差上限波动比较大,而组合模型的相对误差变化最为平稳,并且保持在最低水平。由表4可知,相比较于PLS、MLR、SVR、BPNN 4种模型,所提组合模型的回归相关系数 r 和决定系数都在0.999以上,且MAE、MAPE和RMSE均是5种模型中最小的。由此可见,组合模型预测效果明显优于其他几种定量分析模型,进而实现水质亚硝酸盐氮含量的准确预测。

表4 不同分析模型评价参数对比

Table 4 Comparison of evaluation parameters of different analysis models

建模方法	全样本					预测集				
	r	R^2	MAE	MAPE	RMSE	r	R^2	MAE	MAPE	RMSE
组合模型	0.999 9	0.999 9	0.035 1	0.021 4	0.086 5	0.999 9	0.999 9	0.129 4	0.024 5	0.196 1
PLS	0.999 9	0.999 9	0.078 4	0.048 5	0.114 4	0.999 9	0.999 9	0.140 5	0.052 1	0.197 7
MLR	0.999 9	0.999 8	0.086 6	0.033 1	0.151 3	0.999 9	0.999 8	0.179 2	0.023 6	0.248 7
SVR	0.999 2	0.997 8	0.223 9	0.228 4	0.489 6	0.994 3	0.973 8	1.119 1	0.253 6	2.795 0
BPNN	0.999 9	0.999 8	0.052 6	0.021 5	0.157 8	0.999 9	0.997 9	0.439 4	0.052 6	0.794 4

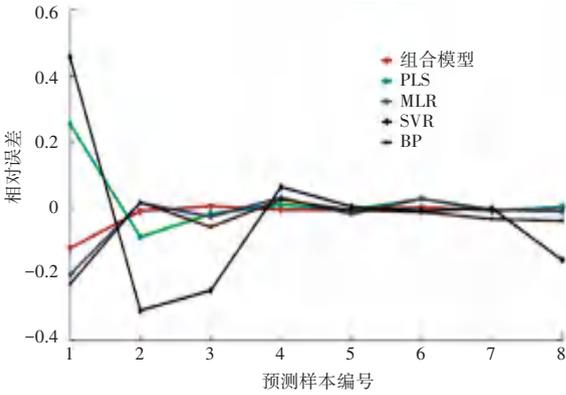


图 10 不同模型相对误差

Fig. 10 Relative errors of different models

2.5 水质硝酸盐氮含量检测模型的适用性

鉴于水质硝酸盐氮紫外吸收光谱特性与本文中研究的亚硝酸盐氮具有相似之处,将本文提出的组合模型对其进行建模分析。观察 74 个不同浓度的硝酸盐氮原始光谱(图 11)可以发现,低浓度样本吸光度值增幅比较快,随着样本浓度的升高,光谱重叠现象比较严重,且会出现“红移”现象^[17]。采用组合模型对水质硝酸盐氮含量预测结果如图 12 所示。据图 12 可知,预测值与实际值之间的相关系数和决定系数都在 0.999 以上,均方根误差 $RMSE$ 为 1.987 8,平均绝对百分比误差 $MAPE$ 为 0.038 3,平均绝对误差 MAE 为 0.911 5,预测值和实际值的回归拟合曲线为 $y = 1.004 2x - 0.247 8$,与 $y = x$ 直线基本重合。由此表明,通过组合模型对水质硝酸盐氮含量的预测取得相当不错效果,故本文提出的组合模型对具有相似光谱特性的硝酸盐氮具有良好的适用性。

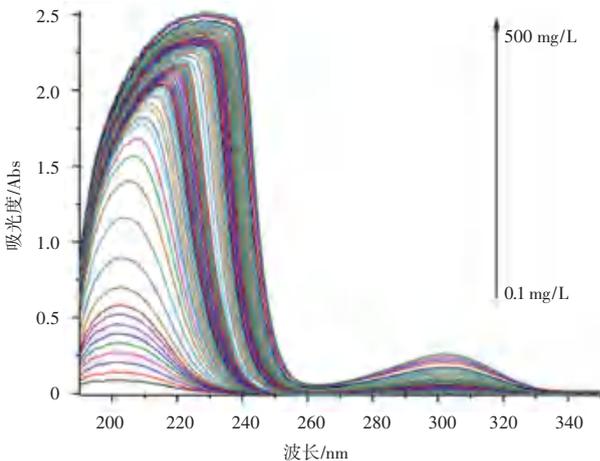


图 11 不同浓度的硝酸盐氮原始样本光谱图

Fig. 11 Spectra of original nitrate samples with different concentrations

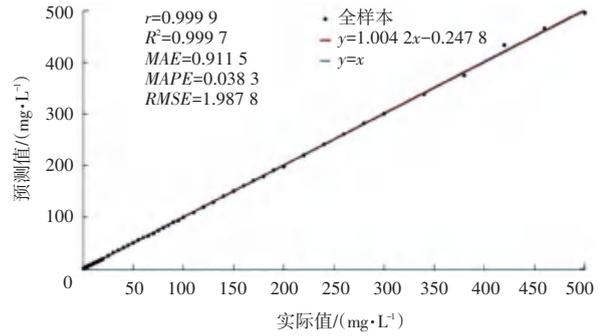


图 12 组合模型的水质硝酸盐氮回归预测

Fig. 12 Regression prediction of nitrate in water quality by the combined model

3 结束语

本文提出了一种将紫外光谱与组合模型相结合的水质亚硝酸盐氮含量定量检测的新方法,经对比实验检测,得出如下结论:

(1)采用单一的偏最小二乘模型对所有样本进行回归分析,整体回归效果较好,但针对低浓度的样本相对误差较大,预测效果不理想。

(2)对所有样本进行光谱积分,通过光谱积分面积与样本真实浓度值线性拟合,筛选出临界浓度值 5 mg/L,将样本分为低浓度、高浓度两部分,分别建立光谱积分面积预测模型和偏最小二乘(PLS)回归预测模型,以准确实现低浓度到高浓度硝酸盐氮的准确检测。

(3)相比较于其他定量模型,组合模型预测值和实际值回归系数 r 以及决定系数 R^2 均在 0.999 以上,其相对误差在 5 种模型中最低。综合各项评价指标发现,该文提出的组合模型预测效果明显优于其他单一定量检测模型。与文献[18-19]中的测量方法相比,该组合模型可以方便、快捷的检测水质亚硝酸盐氮含量,并且不需要化学试剂、无二次污染。与文献[20]相比较,检测浓度上限从 2 mg/L 提升到几十 mg/L。

(4)为了验证该方法对其他水质指标检测的适用性,把具有相似光谱特性的硝酸盐氮采用本文组合模型方法进行定量分析,结果显示预测效果较佳。

参考文献

[1] 黄艳荣,张忠俊,向刚,等. 污染场地地下水“三氮”空间分布研究[J]. 环境工程, 2023,41(S2):203-205,208.
 [2] 次仁卓嘎,央拉,扎西穷达,等. 紫外检测测定食品中的亚硝酸盐含量[J]. 现代食品, 2023, 29(14):211-213.
 [3] POURDARBANI R, SABZI S, ROHBAN M, et al. Metaheuristic algorithms in visible and near infrared spectra to detect excess

- nitrogen content in tomato plants [J]. *Journal of Near Infrared Spectroscopy*, 2022, 30(4):197-207.
- [4] 呼尔西旦·吾斯曼. 离子色谱法和分光光度法测定地下水中亚硝酸盐氮的对比[J]. *皮革制作与环保科技*, 2022, 3(9):35-37.
- [5] 黄凌霄, 赵敏, 鲍彦舟, 等. 基于中性红-碳纳米复合材料的化学修饰电极检测亚硝酸盐[J]. *现代化工*, 2023(11):243-248.
- [6] 唐嘉怡, 郑杨杨, 黄雪婷, 等. 过氧化氢氧化与阀切换离子色谱法检测食盐中的亚硝酸盐[J]. *药物分析杂志*, 2023, 43(12):2105-2112.
- [7] 李晶, 孙炜, 刘莉莹, 等. 气相分子吸收光谱法测定水中亚硝酸盐氮的样品保存时间分析[J]. *中国资源综合利用*, 2022, 40(11):11-17.
- [8] 李庆波, 何林倩, 崔厚欣, 等. 地表水亚硝酸盐氮浓度紫外可见光谱检测方法的基础研究[J]. *光谱学与光谱分析*, 2020, 40(4), 1127-1131.
- [9] 姜吉光, 石磊, 苏成志, 等. 基于 SPA-SVR 的紫外光谱水质污染物含量解耦预测方法[J]. *激光与光电子学进展*, 2023, 60(7):394-403.
- [10] 陈庆, 汤斌, 龙邹荣, 等. 卷积神经网络的紫外-可见光谱水质分类方法[J]. *光谱学与光谱分析*, 2023, 43(3):731-736.
- [11] 蔡树向, 孙冰, 冯巍巍, 等. 基于紫外吸收光谱法的水中氨氮浓度测量方法研究[J]. *光电子·激光*, 2021, 32(8):888-893.
- [12] 赵佳琦. 基于 UV-Vis 光谱技术的便携式 COD 检测仪的研究[D]. 长春: 吉林大学, 2023.
- [13] 马鑫. 基于机器学习的多光谱水质检测研究[D]. 南京: 南京林业大学, 2023.
- [14] 孙嘉豪, 张伟, 施鉴琴, 等. 光谱数据预处理策略选择及应用[J]. *计量学报*, 2023, 44(8):1284-1292.
- [15] CHENG L, CHEN L L, WANG Q, et al. Liquor quality recognition using magnetic resonance spectrum based on Kernel principal component analysis and convolutional neural network [J]. *Journal of Vibration Testing and System Dynamics*, 2022, 6(1):13-20.
- [16] 陈壮, 贾成贺, 姜红. 基于主成分分析和 K-means 的便利贴显微共聚焦激光拉曼光谱分类[J]. *中国人民公安大学学报(自然科学版)*, 2022, 28(3):9-14.
- [17] ZHU X, YU K, ZHU X, et al. An improved algorithm for measuring nitrate concentrations in seawater based on deep-ultraviolet spectrophotometry: A case study of the aoshan bay seawater and western pacific seawater. [J]. *Multidisciplinary Digital Publishing Institute*, 2021, 21(3):965-985.
- [18] 赵文斌. 上游水库水体中氨氮、亚硝酸盐氮、硝酸盐氮、总氮的测定和关系探究[J]. *分析测试技术与仪器*, 2022, 28(2):222-227.
- [19] 王彩玲, 王波, 纪童, 等. 流动注射在线分析法测定海水中的亚硝酸盐氮[J]. *光谱学与光谱分析*, 2022, 42(7):2181-2186.
- [20] 孙红宾, 臧慧媛, 张欣. 流动注射法测定咸水和半咸水中的硝酸盐氮和亚硝酸盐氮[J]. *岩矿测试*, 2023, 42(5):934-943.