

基于极限学习机的土壤硝态氮预测模型研究

张淼¹ 孔盼¹ 李雁华¹ 任海燕¹ 蒲攀^{1,2} 张丽楠²

(1. 中国农业大学现代精细农业系统集成研究教育部重点实验室, 北京 100083;

2. 中国农业大学农业部信息获取技术重点实验室, 北京 100083)

摘要: 利用极限学习机模型解译高氯离子干扰下盐碱土中硝酸根离子选择电极响应信号, 系统分析了漂移校正算法、能斯特及极限学习机模型对电极法硝态氮(NO_3^- -N)预测结果准确性的影响差异。结果表明, 漂移校正算法可明显提高传感器标定方程的重复性和一致性, 响应斜率及截距电位的波动范围分别缩小了3.67%和7.25%; 极限学习机模型的最优隐含层节点数为14; 基于极限学习机的电极法 NO_3^- -N质量浓度预测模型可较好抑制盐碱土中氯离子干扰, 与标准检测结果之间的最大绝对误差和均方根误差分别为6.36 mg/L和4.02 mg/L。相关研究结论可为电极法测土过程中的信号校正、数据处理模型和模型参数选取提供参考。

关键词: 土壤硝态氮; 离子选择电极; 能斯特模型; 极限学习机

中图分类号: S151.9⁺5; S126 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2016)06-0093-07

Prediction Model of Soil NO_3^- -N Concentration Based on Extreme Learning Machine

Zhang Miao¹ Kong Pan¹ Li Yanhua¹ Ren Haiyan¹ Pu Pan^{1,2} Zhang Li'nan²

(1. Key Laboratory on Modern Precision Agriculture System Integration Research, Ministry of Education,

China Agricultural University, Beijing 100083, China 2. Key Lab of Agricultural Information Acquisition Technology,

Ministry of Education, China Agricultural University, Beijing 100083, China)

Abstract: The soil nitrate-nitrogen (NO_3^- -N) is essential element for crop growth. Because of the obvious advantages on cost, applicability and easy-implementation, the nitrate ion-selective electrode (ISE) was demonstrated potentials in both laboratory and in-field researches on soil available nitrogen detections. However, problems of unidealistic selectivity and potential drift usually limited the application of ISE. The extreme learning machine algorithm was used to decouple the signals of nitrate ion-selective electrode from the interference of chloride. Three data processing algorithms, including drift correction, Nernstian model and extreme learning machine were systemically analyzed. Experiments were carried out on the self-designed multi-channel nutrient detection platform. Totally 150 soil samples were selected for the system validation. The experimental results indicated that the accuracy and consistency of sensor's scaling equations were effectively improved by drift correction algorithm. The variations of response slope and intercept potential were reduced by 3.67% and 7.25%, respectively. The neuron number in hidden layer of the extreme learning machine was 14, which were tested as optimized parameter. The extreme learning machine could effectively decouple the interference of chloride from nitrate ion-selective electrode in saline alkali soil. The maximum absolute error and root mean square error were 6.36 mg/L and 4.02 mg/L, respectively. In conclusion, the research results can provide references in the related studies for soil detection by ion-selective electrode.

Key words: soil nitrate-nitrogen; ion-selective electrodes; Nernst model; extreme learning machine

引言

离子选择电极 (Ion-selective electrode, ISE) 具有对目标离子直接测定、操作简单、量程大、灵敏性好等优点,因此在土壤主要速效养分在线检测和动态管理应用中已开展了一些积极的研究探索^[1-2]。但在测土应用中,离子选择电极法也反映出连续测定电位漂移及特异性不理想等问题^[3-4]。

部分研究人员尝试探讨数据预处理方法解决上述问题的可行性。依据离子选择电极的响应机理,一些研究人员使用线性统计模型解译传感器电位响应信号:王永等^[5]采用最小二乘法建模方法建立了由硝酸根(NO_3^-)、钾离子(K^+)、钙离子(Ca^{2+})等离子选择电极组成传感器阵列的响应模型,并且由此设计了温室营养液多养分含量在线测量系统;梅朵^[6]基于多元线性回归算法分析了标准溶液中多种离子共存时不同浓度梯度下电极信号的耦合响应,建立了基于离子选择电极阵列的测量模型;高云霞^[7]使用多元线性回归算法分析实际工业废水溶液中镉(Cd^{2+})和铅(Pb^{2+})的含量;KIM等^[8]建立了 Nikolskii - Eisenman 模型预测 Kelowna 浸提土壤溶液中硝态氮(NO_3^- -N)、速效磷和速效钾的浓度。经典数学模型分析电极法在土壤溶液中的响应信号时存在鲁棒性及抗干扰性不足的问题,模型预测结果不理想^[9]。

另一些研究人员采用人工智能算法处理传感器信号在强背景干扰下的信号解译问题:GALLARDO等^[9]利用BP神经网络建立离子选择电极阵列检测模型,实现了对标准混合溶液中铵根离子(NH_4^+)和钾离子(K^+)浓度的同时测定,显著提高了电极检测的特异性;徐雅洁^[10]建立了最小二乘支持向量机(LS-SVR)和BP神经网络模型,用以预测温室营养液中的硫酸根(SO_4^{2-})和速效磷($\text{H}_2\text{PO}_4^{2-}$)含量。人工神经网络在预测过程中常存在所需建模样本量大、学习速率慢且易陷入局部极小点等缺点,对于共存离子浓度较高情况下的预测精度仍不理想。极限学习机算法(Extreme learning machine, ELM)是近年来提出的一种单隐含层前馈神经网络的学习算法,相较传统神经网络,该方法具有训练误差小、速度快、泛化性能强的优点^[11-12],已在图像处理、作物模型建立和药品鉴别等领域有所应用^[13-16]。

本文探讨 ELM 模型解译盐碱土中(高 Cl^- 干扰)硝酸根离子选择电极响应信号的可行性,系统分析漂移校正算法、ELM 模型及常规建模方法对离子选择电极预测 NO_3^- -N 含量的准确性影响差异,以

期为电极法测土过程中的信号校正、数据处理模型和模型参数选取提供参考。

1 材料与方法

1.1 理论基础

1.1.1 Nernst 模型

离子选择电极是一种利用膜电位测定溶液中离子活度或浓度的电化学传感器。当特异性敏感膜浸入待测溶液后,由于膜两侧目标离子活度(浓度)差异引起离子交换形成浓度差膜电势,该电位与待测溶液中的目标离子浓度之间服从 Nernst 方程。简化后的 Nernst 方程为

$$E = S \lg C + E_0 \quad (1)$$

式中 E_0 ——截距电位, mV

S ——响应斜率, mV/decade, decade 为 10 倍物质的量浓度电化学标准单位,在室温为 25℃ 的情况下,理论上的最优值为 59.16 mV/decade

C ——待测溶液目标离子物质的量浓度, mol/L, 1 mol/L 相当于 1 400 mg/L

1.1.2 极限学习机理论

极限学习机是一种单隐含层前馈神经网络的快速学习算法,训练前设置网络隐含层节点个数和激励函数,算法执行过程中自动匹配隐含层和输出层的输出权值^[11]。典型极限学习机结构如图 1 所示,由输入层、隐含层和输出层组成,两两之间由神经元连接。

图中,输入层有 t 个输入变量(x_1, x_2, \dots, x_t),对应相应的离子选择电极测得的响应电势值的测试次数;隐含层有 L 个神经元($\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_L$);输出层有 j 个输出变量 O_j ,本文中, $j=1$,对应预测输出的 NO_3^- -N 质量浓度。ELM 算法的计算步骤及代码参照文献[17]。

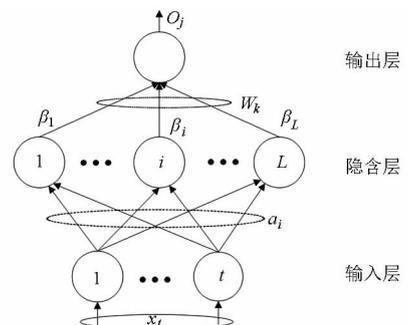


图 1 极限学习机网络结构图

Fig. 1 Structure diagram of extreme learning machine network

x_i 为 t 个输入变量, $\beta_1 \sim \beta_L$ 为 L 个神经元; a_i 为输入层与隐含层权值; W_k 为隐含层与输出层间的连

接权值; O_j 为输出变量。

1.2 材料与仪器

检测用硝酸根离子选择电极为美国 Thermo Scientific Orion 公司生产的 9707BNWP 型 PVC 膜电极,配套使用美国 Pinnacle 公司 M555 型离子计进行数据采集。土壤 NO_3^- -N 常规检测采用日本岛津公司生产的 UV2450 型紫外分光光度计。试剂配置采用岛津 BL-220H 型电子天平及北京金泉 Wi706 型回旋振荡器。所用仪器型号及主要技术参数见表 1。

用于硝酸根离子选择电极和紫外分光光度计检测的硝酸钾(KNO_3)标定溶液质量浓度分别为 1、5、10、25、50、250 mg/L。文中所用其他试剂皆为北京试剂公司生产,分析纯等级,所有试液皆用去离子水配制。

土样采集地点为河北省廊坊市日光蔬菜大棚,地块面积约为 4 800 m^2 ,采样路线按“S”形覆盖田块全部区域,采样深度为 0~25 cm。采样时间为 2014 年 5—9 月份,共采集 5 批次土壤,每批次采样 30 个,共采集 150 个代表性耕层土样。土壤样品经 60℃ 低温干燥 24 h、研碎、1 mm 筛网过筛后均分 2 份,1 份送至中国农业大学资源与环境

学院进行土壤理化分析(国标法),另 1 份在试验室内用离子选择电极测量。送检土样理化指标如表 2 所示。

表 1 实验仪器及技术参数

Tab.1 Experimental equipment and technical parameters

序号	仪器名称	厂家及型号	主要技术参数
1	干燥箱	上海一恒	温度精度:0.1℃
			控温范围:20~250℃
			温度波动:±1℃
2	粉碎机	天津泰斯特	最大转速:1 400 r/min
			粉碎效果:30~200 目
3	PVC-NS ISE	美国 Thermo 9707BNWP	工作时间:连续
			测量范围: $1.0 \times 10^{-7} \sim 1.4 \times 10^{-3}$
4	离子计	美国 Pinnacle M555	仪器级别:0.01 级
			测量范围:0~14 pX, -1 999~1 999 mV
5	紫外分光光度计	UV2450 型	分辨率:0.001 pX, 0.001 mV
			波长范围:190~900 nm
6	电子天平	日本岛津 BL-220H 型	分辨率:0.1 nm
			分辨率:0.000 1 g
7	振荡器	北京金泉 Wi706 型	调速范围:0~400 r/min
			振幅:20 mm

表 2 土样理化性质

Tab.2 Physical and chemical properties of soil samples

样本	取值	NO_3^- -N 质量浓度/ ($\text{mg} \cdot \text{L}^{-1}$)	速效磷质量浓度/ ($\text{mg} \cdot \text{L}^{-1}$)	速效钾质量浓度/ ($\text{mg} \cdot \text{L}^{-1}$)	氯离子质量浓度/ ($\text{mg} \cdot \text{L}^{-1}$)	电导率/ ($\mu\text{S} \cdot \text{cm}^{-1}$)	pH 值
训练集 90 个	最小值	10.82	12.24	35.00	26.67	300.80	8.14
	最大值	86.76	40.14	68.91	329.23	1094.90	8.52
验证集 30 个	最小值	11.01	11.23	24.69	35.62	195.36	8.03
	最大值	75.29	27.31	21.11	301.52	999.99	8.49
预测集 30 个	最小值	29.14	15.38	20.96	29.56	252.93	8.01
	最大值	76.69	32.56	45.05	299.38	1054.32	8.56

根据送检结果,土壤 NO_3^- -N 质量浓度范围为 10.82~86.76 mg/L,速效磷质量浓度范围为 11.23~40.14 mg/L,利用火焰光度计检测的速效钾质量浓度范围为 20.96~68.91 mg/L,电极法测得的氯离子质量浓度范围为 26.67~329.23 mg/L,土壤酸碱度(pH 值)为微碱性。

1.3 仪器设备与数据采集

自主设计的土壤养分检测系统由数据采集器、自动溶液进样控制器、离子选择电极传感器、蠕动泵及上位机等组成,可实现电极数据实时记录,待测溶液自动进样、排样,以及底层采集数据串口上传等功能。根据前期测试^[18]:平台检测通道输入阻抗达到 $10^{12} \Omega$ 量级,较电极内阻超出 4 个数量级以上,可实现与离子选择电极的阻抗匹配;测量通道输入电流

均小于 1 pA,满足离子计检定规程对检测仪表通用性的要求^[19];数据采集测量误差小于 0.5%,采集精度达到 0.1 mV^[20]。系统的总体结构如图 2 所示。

平台的工作流程如下:首先,上位机发送指令控制蠕动泵 1 入液;入液完成后,平台采集电极检测电势,并回传上位机;检测结束,蠕动泵 2 根据控制指令完成出液操作,上位机可选择保存本次测量数据。

利用检测平台进行溶液的检测流程如图 3 所示。首先利用标准溶液进行 6 个浓度梯度的电极标定,再依次检测制备后的 30 个土壤溶液。

图 3 中, D 表示土样轮次,取值范围为 1~5; i 表示标准溶液数,取值范围为 1~6; j 表示待测土样数,取值范围为 1~30。

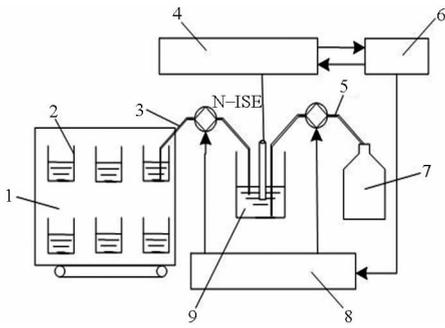


图2 系统总体结构图

Fig. 2 Diagram of system structure

1. 样品盘 2. 样品杯 3. 蠕动泵1及管 4. 数据采集器 5. 蠕动泵2及管 6. 上位机 7. 废液池 8. 流体控制器 9. 检测池

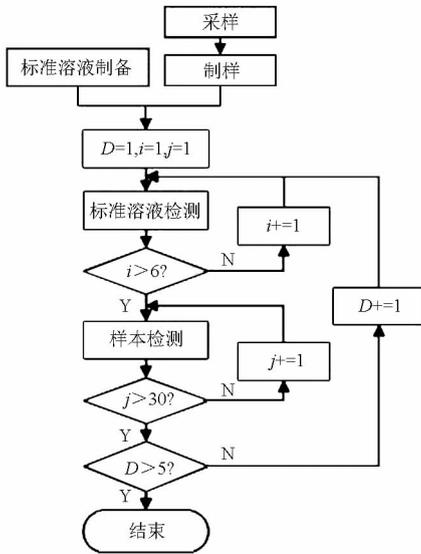


图3 样本检测流程图

Fig. 3 Flowchart of samples detection

1.4 数据处理与建模参数选取

1.4.1 漂移校正

基于前期研究结果^[4],本文采用最小二乘法对离子选择电极在检测过程中发生的电势漂移进行线性校正,实验中选用6组标准溶液作为标定点,电极校正方程,表示为

$$\bar{E}_c = \frac{1}{6} \sum_{i=1}^6 E_{ci} \quad (2)$$

$$\bar{E}_d = \frac{1}{6} \sum_{i=1}^6 E_{di} \quad (3)$$

$$\hat{b} = \frac{\sum_{i=1}^6 (E_{di} - \bar{E}_d)(E_{ci} - \bar{E}_c)}{\sum_{i=1}^6 (E_{di} - \bar{E}_d)^2} \quad (4)$$

$$\hat{a} = \bar{E}_c - \hat{b} \bar{E}_d \quad (5)$$

$$\hat{E}_{s_N} = \hat{a}E_{s_N} + \hat{b} \quad (6)$$

式中 E_{ci} ——初始状态标定溶液中电极响应电势
 \bar{E}_c ——标定溶液初始平均电势, mV
 E_{di} ——长时间使用后,电极发生漂移后,标

定溶液中电极的响应电势

\bar{E}_d ——标定溶液漂移后平均电势, mV

E_{s_N} ——长时间使用后,电极在样本中的原始检测电势

\hat{E}_{s_N} ——漂移校正后,电极的校正电势

N ——样本编号

1.4.2 建模参数及模型评价参数选择

采用极限学习机人工神经网络方法建模,在150个土壤样品中随机抽取90个土壤样品数据作为建模集,30个作为验证集,30个作为预测集。通过ELM模型训练确定网络参数,隐含层激活函数依据经验选择“sig”,通过模型训练结果确定隐含层节点数。

为保证ELM具有良好的泛化能力,实验中采用遍历隐含层节点数的方法进行模型参数的选取,每个隐含层节点数重复训练50次取最优。

采用均方根误差和绝对误差评价模型预测的精度和准确度。

2 结果与讨论

2.1 漂移校正

解析硝酸根离子选择电极在1、5、10、25、50、250 mg/L标准KNO₃溶液中的原始响应电势及漂移校正情况,如图4所示。图中,横坐标为实验组序;纵坐标为该组标准溶液中电极的响应电势平均值(单位为mV);黑色点线为电极原始数据,空心点线为校正数据。

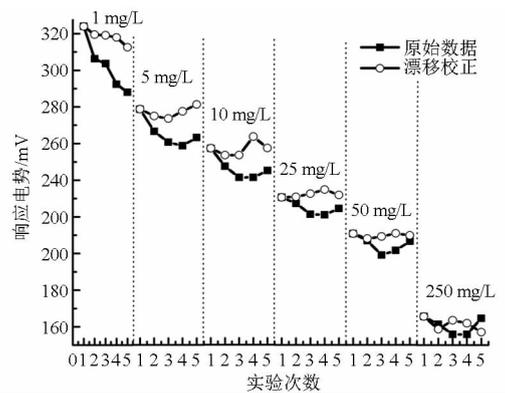


图4 漂移校正前后标准溶液响应电势

Fig. 4 Response potential of standard solution before and after drift correction

如图4所示,同一标准溶液下电极检测数据随时间明显漂移,低浓度时电极漂移问题尤为严重:1 mg/L和250 mg/L溶液中电极法第1次较第5次结果的零电势偏差分别达到36 mV和10 mV。

数据经漂移校正后,数据波动问题得到明显改善:1 mg/L和250 mg/L时,不同组次间传感器响应

平均偏差缩小至 11 mV 和 8 mV,传感器响应电势数据随溶液浓度变化的梯度更为明显。

分别利用原始数据及预处理校正数据计算离子选择电极标定方程,统计结果如表 3 所示。由表可知,利用 5 轮次标准溶液测定结果建立传感器 Nernst 标定模型:原始数据组 Nernst 标定模型响应

斜率及截距电位的波动范围分别达 7.93% 和 20.09%;漂移校正的响应斜率保持在理想能斯特斜率范围,截距电位较为稳定,2 个参数的波动范围均优于原始数据,分别缩小至 1.56% 和 7.48%。因此,漂移校正算法可明显提高传感器标定方程的重复性和一致性。

表 3 漂移校正前后标定方程的斜率与截距

Tab.3 Slope and intercept of calibration equation before and after drift correction

轮次	原始数据		漂移校正	
	响应斜率 $S/(mV \cdot decade^{-1})$	截距电位 E_0/mV	响应斜率 $S/(mV \cdot decade^{-1})$	截距电位 E_0/mV
1	66.26 ± 0.35	48.46 ± 2.58	66.26 ± 0.36	48.45 ± 2.58
2	60.04 ± 1.40	58.35 ± 6.22	67.27 ± 1.56	41.71 ± 6.95
3	61.28 ± 1.42	49.13 ± 5.49	64.51 ± 1.50	51.14 ± 5.78
4	56.76 ± 3.04	60.61 ± 5.92	66.33 ± 1.81	49.27 ± 3.45
5	52.16 ± 0.37	77.63 ± 1.38	65.54 ± 0.47	48.16 ± 1.73
均值	59.30	58.84	65.98	47.75
标准偏差	4.70	11.82	1.03	3.57

2.2 极限学习机模型隐含层节点数优化

选取 90 组土壤样本和 6 组标准溶液做建模集,30 组土壤样本作为验证集,进行模型参数的最优选取。分别利用原始数据与漂移校正 2 组数据分析极限学习机模型隐含层节点数对预测模型均方根误差的影响,隐含层节点数变化范围为 [3, 20],依据预测均方根误差选取最佳隐含层节点数,均方根误差值越小则判定模型拟合性越好。隐含层节点数对检测结果的影响如图 5 所示。

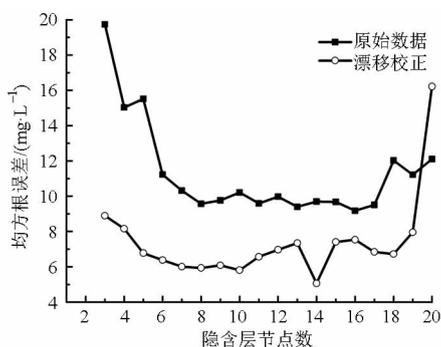


图 5 隐含层节点影响

Fig.5 Effect of nodes in hidden layer

由图 5 可知,所测隐含层节点范围内,利用漂移校正数据的预测均方根误差普遍低于原始数据组,进一步印证了漂移校正预处理算法对提高检测结果重现性的影响。其中:最小值出现在隐含层节点数为 14 处,此时均方根误差为 5.06 mg/L。为使模型有较好的对比性,选取极限学习机模型的隐含层节点数为 14。

2.3 模型对比

能斯特方程和极限学习机建立的模型得到的 NO_3^- -N 质量浓度的预测值与光学标准方法得到的

期望值之间的线性回归关系如图 6 所示。

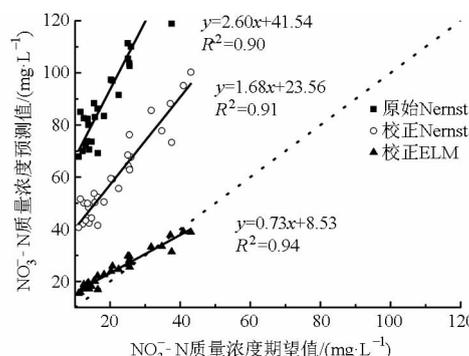


图 6 不同模型下 NO_3^- -N 质量浓度预测值与期望值之间的线性关系

Fig.6 Linear relationship of predicted and expected NO_3^- -N concentrations of different models

验证集 30 组土样的能斯特和极限学习机模型 NO_3^- -N 预测含量与光学法检测结果间绝对误差绝对值及均方根误差信息统计,如表 4 所示。

由图 6 及表 4 可知,原始数据建立的 Nernst 模型预测的 NO_3^- -N 质量浓度与标准光学方法得到的期望值之间的线性曲线为 $y = 2.60x + 41.54$,模型决定系数 R^2 为 0.90,截距为 41.54 mg/L,斜率标准差为 0.16,绝对误差绝对值范围为 52.7 ~ 117 mg/L,均方根误差为 78.30 mg/L,预测结果的准确性较差;漂移校正后,回归方程为 $y = 1.68x + 23.56$,两者间线性关系更为显著,且截距为 23.56 mg/L,曲线的斜率由 2.60 变为 1.68,预测值与期望值的绝对误差绝对值范围缩小至 25 ~ 57.22 mg/L,均方根误差降低至 39.17 mg/L。针对 30 组验证集土样的测定结果,对比漂移校正前后数据建立的 Nernst 预测模型可知,校正 Nernst 模型预测结果较标准方法

表4 不同模型下电极法与光学法预测土壤硝态氮(NO_3^- -N)质量浓度的关系Tab.4 Relationships of ISE and optical method predicted soil NO_3^- -N concentrations of different models

模型	线性回归方程	决定系数 R^2	自由度	p	显著性	绝对误差/ ($\text{mg}\cdot\text{L}^{-1}$)	均方根误差/ ($\text{mg}\cdot\text{L}^{-1}$)
原始数据 + Nernst	$y = 2.60x + 41.54$	0.90	29	0	*	52.70 ~ 117.00	78.30
漂移校正 + Nernst	$y = 1.68x + 23.56$	0.91	29	0	*	25.00 ~ 57.22	39.17
漂移校正 + ELM	$y = 0.73x + 8.53$	0.94	29	0	*	0.05 ~ 6.36	4.02

注: * 表示影响极显著, $p < 0.01$ 。

测得 NO_3^- -N 质量浓度真值间的误差更小一些; 漂移校正后, ELM 模型预测的 NO_3^- -N 质量浓度与期望值之间的线性相关曲线为 $y = 0.73x + 8.53$, 决定系数 R^2 为 0.94, 绝对误差的最大值为 6.36 mg/L, 均方根误差为 4.02 mg/L。ELM 土壤 NO_3^- -N 质量浓度预测模型与标准方法检测结果间表现为更好的一致

性。以预测模型的绝对误差和均方根误差衡量 3 种土壤 NO_3^- -N 质量浓度预测模型的精确度和稳定性, 则 ELM 模型对测试土样的预测性能最优。

利用多重比较分析对基于电极法的 3 种预测模型与标准 NO_3^- -N 质量浓度测定结果之间的绝对偏差进行差异性分析, 结果如表 5 所示。

表5 电极法检测土壤硝态氮(NO_3^- -N)质量浓度的预测模型间的多重比较分析Tab.5 LSD multiple comparison analysis (ANOVA) of prediction models for ISE detection of soil NO_3^- -N concentration

模型(A)	平均绝对误差/($\text{mg}\cdot\text{L}^{-1}$)	模型(B)	均值差 $A - B$ /($\text{mg}\cdot\text{L}^{-1}$)	p	显著性
原始 Nernst	76.47	校正 + Nernst	38.14	0	*
		校正 + ELM	72.88	0	*
校正 Nernst	38.33	原始数据 + Nernst	-38.14	0	*
		校正 + ELM	34.74	0	*
校正 ELM	3.59	原始数据 + Nernst	-72.88	0	*
		校正 + Nernst	-34.74	0	*

注: * 表示影响极显著, $p < 0.01$ 。

3 种模型的平均绝对误差分别为 76.47、38.33、3.59 mg/L, 统计结果显示 3 者之间存在显著差异性。校正 ELM 模型与标准 NO_3^- -N 质量浓度检测结果间的平均绝对误差明显优于常规 Nernst 模型, 与校正及原始数据建立的经典模型间平均误差的差值分别为 34.74 mg/L 和 72.88 mg/L。

因此, 离子选择电极检测数据经漂移校正处理后, 利用 ELM 算法建立的预测模型可较好地抑制盐碱土中 Cl^- 干扰, 此时电极法可实现对土壤 NO_3^- -N 的准确测定。

3 结论

(1) 漂移校正算法可明显提高传感器标定方程重复性和一致性, 响应斜率及截距电位分别控制在

(65.98 ± 1.03) mV/decade 和 (47.75 ± 3.57) mV 范围内, 波动范围较原始数据分别缩小了 3.67% 和 7.25%。

(2) 隐藏层的神经元数量是 ELM 模型中降低均方根误差的一个关键因素。基于离子选择电极法的 NO_3^- -N 质量浓度预测 ELM 模型经过训练, 获取优化的隐含层节点数为 14, 此时训练集均方根误差为 5.06 mg/L。

(3) 基于 ISE 法的 ELM 土壤 NO_3^- -N 质量浓度预测模型可较好抑制盐碱土中 Cl^- 干扰, 预测准确性显著优于常规 Nernst 模型, 与标准检测结果之间的平均绝对误差和均方根误差分别为 3.59 mg/L 和 4.02 mg/L。

参 考 文 献

- 1 SETHURAMASAMYRAJA B, ADAMCHUK V I, DOBERMANN A, et al. Agitated soil measurement method for integrated on-the-go mapping of soil pH, potassium and nitrate contents[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2008, 60(2): 212 - 225.
- 2 SINFIELD J V, FAGERMAN D, COLIC O. Evaluation of sensing technologies for on-the-go detection of macro-nutrients in cultivated soils [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2010, 70(1): 1 - 18.
- 3 KIM H J, SUDDUTH K A, HUMMEL J W. Soil macronutrient sensing for precision agriculture [J]. Journal of Environmental Monitoring, 2009, 11(10): 1810 - 1824.
- 4 林建涵. 基于电化学原理的土壤养分快速检测方法与系统集成研究[D]. 北京: 中国农业大学, 2006.
- 5 LIN Jianhan. Electrochemical sensor based soil nutrient rapid detection methods and system integration technology [D]. Beijing:

- China Agricultural University, 2006. (in Chinese)
- 5 王永, 司炜, 孙德敏, 等. 温室营养液循环检测系统中离子选择电极的数学建模与测量[J]. 农业工程学报, 2003, 19(4): 230-233.
WANG Yong, SI Wei, SUN Demin, et al. Modeling and measurement of ion-selective electrode of nutrient solution measuring system in greenhouse [J]. Transactions of the CSAE, 2003, 19(4): 230-233. (in Chinese)
- 6 梅朵. 离子选择电极分析法多组分同时测定研究[D]. 天津: 天津大学, 2005.
MEI Duo. Studies on simultaneous determination of multicomponent by ion-selective electrodes analytical method [D]. Tianjin: Tianjin University, 2005. (in Chinese)
- 7 高云霞. 多元线性回归离子选择电极法同时测定铅和镉的研究[D]. 天津: 天津大学, 2006.
GAO Yunxia. Research on simultaneous determination of lead and cadmium by using the multiple linear regression ion-selective electrode [D]. Tianjin: Tianjin University, 2006. (in Chinese)
- 8 KIM H J, SUDDUTH K A, HUMMEL J W, et al. Validation testing of a soil macronutrient sensing system [J]. Transactions of the ASABE, 2013, 56(1): 23-31.
- 9 GALLARDO J, ALEGRET S, MUNOZ R, et al. An electronic tongue using potentiometric all-solid-state PVC-membrane sensors for the simultaneous quantification of ammonium and potassium ions in water [J]. Analytical and Bioanalytical Chemistry, 2003, 377(2): 248-256.
- 10 徐雅洁. 营养液多组分检测的关键技术研究[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2011.
XU Yajie. Research on the key technology of multi-component detection of nutrient solution [D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2011. (in Chinese)
- 11 HUANG G B, ZHOU H, DING X, et al. Extreme learning machine for regression and multiclass classification [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, 2012, 42(2): 513-529.
- 12 HUANG G B, DING X, ZHOU H. Optimization method based extreme learning machine for classification [J]. Neurocomputing, 2010, 74(1-3): 155-163.
- 13 LIU Tong, HU Liang, MA Chao, et al. A fast approach for detection of erythematous-squamous diseases based on extreme learning machine with maximum relevance minimum redundancy feature selection [J]. International Journal of Systems Science, 2015, 46(5): 919-931.
- 14 冯禹, 崔宁博, 龚道枝, 等. 基于极限学习机的参考作物蒸散量预测模型[J]. 农业工程学报, 2015, 31(增刊1): 153-160.
FENG Yu, CUI Ningbo, GONG Daozhi, et al. Prediction model of reference crop evapotranspiration based on extreme learning machine [J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(Supp. 1): 153-160. (in Chinese)
- 15 孙俊, 卫爱国, 毛罕平, 等. 基于高光谱图像及 ELM 的生菜叶片氮素水平定性分析[J]. 农业机械学报, 2014, 45(7): 272-277.
SUN Jun, WEI Aiguo, MAO Hanping, et al. Discrimination of lettuce leaves' nitrogen status based on hyperspectral imaging technology and ELM [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(7): 272-277. (in Chinese)
- 16 刘振丙, 蒋淑洁, 杨辉华, 等. 基于波形叠加极限学习机的近红外光谱药品鉴别[J]. 光谱学与光谱分析, 2014, 34(10): 2815-2820.
LIU Zhenbing, JIANG Shujie, YANG Huihua, et al. Drug discrimination by near infrared spectroscopy based on summation wavelet extreme learning machine [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2014, 34(10): 2815-2820. (in Chinese)
- 17 王小川. MATLAB 神经网络 43 个案例分析[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2013.
- 18 张森, 盛明雅, 张丽楠, 等. 基于电极阵列的土壤速效养分快速检测系统[J]. 农业机械学报, 2012, 43(增刊): 277-282.
ZHANG Miao, SHENG Mingya, ZHANG Li'nan, et al. Development of soil available macronutrients detection system based on ion-selective electrodes array [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2012, 43(Supp.): 277-282. (in Chinese)
- 19 国家质量监督检验检疫总局. 离子计检定规程(JJG 757—2007)[S]. 北京: 中国标准出版社, 2007.
- 20 张丽楠, 张森, 盛明雅, 等. 基于单片机的四通道数据采集器的设计[J]. 计算机测量与控制, 2011, 19(12): 3172-3174.
ZHANG Li'nan, ZHANG Miao, SHENG Mingya, et al. A 4-channel soil nutrient data logger based on microcontroller [J]. Computer Measurement & Control, 2011, 19(12): 3172-3174. (in Chinese)