

基于小波变换和BP神经网络的水稻冠层重金属含量反演

李旭青^{1,2} 李 龙^{1,2} 庄连英¹ 刘玮琦¹ 刘湘南³ 李 杰¹

(1. 北华航天工业学院计算机与遥感信息技术学院, 廊坊 065000;

2. 河北省航天遥感信息处理与应用协同创新中心, 廊坊 065000;

3. 中国地质大学(北京)信息工程学院, 北京 100083)

摘要: 自然农田生态系统中, 农作物的各种生化参数受重金属污染胁迫后虽表现异常, 但其特征往往极为微弱, 极不稳定。利用处理非稳定信号方法中常用的信号处理方法——小波分析法(Db-5), 对水稻的光谱反射率数据进行处理, 有效提取光谱信号中受重金属污染胁迫而潜藏的一些“突变”弱信息。利用Db-5小波基进行小波变换, 从中选取具有异常光谱特征的奇异点, 利用奇异点对应波段(716、745、766 nm)的光谱反射率构建反向传播(BP)神经网络模型, 对水稻冠层4种重金属含量进行反演。将利用模型得到的预测值与实测值进行相关性分析, 结果表明, 基于BP神经网络的水稻冠层重金属含量反演模型对于实验区镉、铅、汞、砷4种重金属胁迫, 具有良好的反演效果。

关键词: 小波变换; 高光谱; 重金属胁迫; 农作物污染; 反演模型

中图分类号: S127 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2019)06-0226-07

Inversion of Heavy Metal Content in Rice Canopy Based on Wavelet Transform and BP Neural Network

LI Xuqing^{1,2} LI Long^{1,2} ZHUANG Lianying¹ LIU Weiqi¹ LIU Xiangnan³ LI Jie¹

(1. Institute of Computer and Remote Sensing Information Technology, North China Institute of Aerospace Engineering, Langfang 065000, China

2. Aerospace Remote Sensing Information Processing and Application Collaborative Innovation Center of Hebei Province, Langfang 065000, China

3. School of Information Engineering, China University of Geosciences(Beijing), Beijing 100083, China)

Abstract: In the “natural farmland ecosystem”, although the biochemical parameters of crops are abnormal under the stress of heavy metal pollution, their characteristics are often very weak, with small changes and extreme unstability. Wavelet analysis, a common signal processing method in unstable signal processing, was used to process spectral reflectance data of crops (rice) and effectively extract weak information of “mutation” hidden in spectral signals under the stress of heavy metal pollution. Wavelet transform was carried out by using Db-5 wavelet basis, and singular points with abnormal spectral characteristics were selected. Back propagation neural network model (BPNN) was constructed by using spectral reflectance of corresponding bands of singular points (716 nm, 745 nm and 766 nm) to invert the contents of four heavy metals in rice canopy. Correlation analysis was conducted between the predicted and measured values of the model, and the results showed that the inversion model of heavy metal content in rice canopy based on BP neural network had a good inversion effect on the stress of cadmium, lead, mercury and arsenic in the experimental area.

Key words: wavelet transform; hyperspectra; heavy metal stress; crop pollution; inversion model

收稿日期: 2018-11-19 修回日期: 2018-12-12

基金项目: 国家高分辨率对地观测系统重大专项(67-Y20A07-9002-16/17)、国家自然科学基金项目(41371407)、河北省青年科学基金项目(D2018409029)、河北省高等学校科学技术研究重点项目(ZD2016126)、北华航天工业学院博士基金项目(BKY-2015-02)和河北省航天遥感信息处理与应用协同创新中心开放课题项目(XTZXKF201701)

作者简介: 李旭青(1987—),女,讲师,博士,主要从事农业遥感研究,E-mail: meililixuqing@163.com

0 引言

食品安全是关系国家安全稳定与民生的重要问题。近年来,随着城市化进程的不断推进,工厂大量扩张、农业用地大量占用使得农作物被污染程度越来越严重,污水直接灌溉更是农作物受重金属污染的主要原因之一^[1]。根据2018年最新研究结果,我国主要粮食产区耕地土壤重金属的点位超标率为21.49%,整体以轻度污染为主,其中轻度、中度和重度污染比例分别为13.97%、2.50%和5.02%^[2]。重金属是一类不能被微生物植物等分解的物质,但其却可以通过生物链的层级作用而进入人体,并且在人体内产生大量聚集,最后可能引发人体的重金属慢性中毒^[3]。因此,迫切需要一种能够进行大面积监测土地污染情况的方法,为国家食品安全与国计民生的稳定发展提供依据。利用遥感手段监测耕地土壤重金属污染状况是一种解决方案。

传统监测方法是实地采样与实验室化验相结合,测量精度虽高,却耗时耗力,不具备速度快、范围广、成本低的优势,且无法较好地获取空间上的连续分布信息。相比较而言,遥感作为空间技术具有视野开阔、信息丰富、可快速获取数据的特点,为遥感技术在土壤重金属污染调查与监测方面发挥更大作用提供了可能,目前已经成为解决农田面源重金属污染问题的最优方法之一^[4-7]。一些学者开始对“自然农田生态系统中”耕地土壤及作物重金属污染状况开展遥感监测方面的研究,目前涉及到的方法有:探求敏感波段或光谱指数与作物重金属含量的关系^[8-10],利用多维光谱指数空间^[9]、小波变换、分形等方法选取受重金属胁迫后光谱奇异性特征,从而构建模型^[11-12]。这些研究都是从不同角度探索受重金属胁迫后作物在生理生态参数上的变化,通过构建光谱指数提取变化信息从而构建模型,说明基于遥感技术建立耕地土壤及作物重金属含量反演模型在机理和技术上可行。

本文利用小波分析法(Db-5)进行小波变换,从中选取具有异常光谱特征的奇异点,利用奇异点对应波段(716、745、766 nm)的光谱反射率构建BP神经网络模型,对水稻冠层4种重金属含量进行反演,并对利

用模型得到的预测值与实测值进行相关性分析。

1 数据与方法

1.1 研究区概况

研究区位于湘江下游地段的湖南省株洲市,地处湖南省的东部。地理坐标位于北纬26°03′05″~28°01′07″,东经112°57′30″~114°07′15″。株洲市四季分明,夏季高温多雨,冬季温和潮湿,光线充足,雨量充沛,是亚热带季风性湿润气候。土壤的主要类型是一种有机质质量分数(2%~3%)非常大的红壤,是适合作物生长的土壤类型。该地区年平均无霜期达286 d以上,年平均气温16~18℃,适合多种农作物的种植与栽培,是湖南省的主要粮食产区,同时也是国家重要的商品粮食基地。主要种植的水稻类型是杂交稻博优9083,其生长期大约为100 d,通常移栽时间为6月上旬,收获时间为9月中旬。主要生长期为分蘖期、拔节孕穗期、抽穗扬花期和成熟期4个时期。株洲市是一个重工业基地,矿产开发、冶炼等造成流域水、土、作物污染,严重影响了农业生产^[13]。湘江及其支流的工业污水被用来直接灌溉农田,造成稻田不可逆转性的重金属污染^[14]。

本实验在株洲市设置了3个实验区:芦淞区五里墩乡陈家坝村、株洲县南阳桥乡横江村、天元区马加河镇中路社区(标记地点为A、B、C),如图1所示。3个实验区均为典型的水稻种植区域,实验田面积为1 km×1 km,根据GB 15618—2018《土壤环境质量标准》,将3块实验田重金属胁迫等级分别定为:无胁迫、中度胁迫、重度胁迫3个污染水平,如表1所示。实验区内的温湿度、降水、气候等一切自然地理情况相同。同时,水稻灌溉、施肥等对水稻生长状态等有影响的各种环境条件也基本一致。

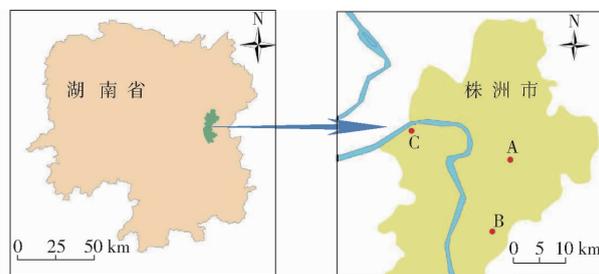


图1 研究区地理位置图

Fig. 1 Location map of experiment sites

表1 实验田基本信息

Tab. 1 Basic information of test fields

| 实验区 | 中心坐标 | 镉质量比/ ($\text{mg}\cdot\text{kg}^{-1}$) | 铅质量比/ ($\text{mg}\cdot\text{kg}^{-1}$) | 汞质量比/ ($\text{mg}\cdot\text{kg}^{-1}$) | 砷质量比/ ($\text{mg}\cdot\text{kg}^{-1}$) | 污染程度 |
|-----|---------------------|---|---|---|---|------|
| A | (27°47'N, 113°10'E) | 0.84 | 78.33 | 0.35 | 10.23 | 无胁迫 |
| B | (27°40'N, 113°10'E) | 2.31 | 91.05 | 0.24 | 17.34 | 中度胁迫 |
| C | (27°50'N, 113°02'E) | 3.28 | 120.75 | 0.51 | 18.15 | 重度胁迫 |

1.2 数据采集

于2014年选择晴朗无风天气,分别在分蘖期(7月3日)、拔节孕穗期(7月29日)、抽穗扬花期(8月29日)和成熟期(9月16日)采集水稻光谱数据。

采集时间为10:30—14:00。选用FieldSpec 4光谱仪采集光谱数据。每次测量前,先打开光谱仪进行预热,预热时间为10~30 min,然后用标准白板进行校正,其中标准白板的反射率为1,视场角为10°,光谱采集过程中,传感器探头始终保持垂直向下,距水稻冠层约1 m处,光谱仪的波段范围为350~2 500 nm,分辨率为10 nm。350~1 000 nm波段范围内采样间隔为1.4 nm,1 000~2 500 nm波段范围内采样间隔为2 nm。采样点均匀分布于实验田。每块样地选择30个采样点,每次测量10条光谱数据,并对10条光谱数据进行取平均处理,平均值作为该样本的结果数据,因为水分吸收带噪声严重,实验中选取的波段范围是350~1 000 nm。

在采集高光谱数据的同时,采集对应水稻植株样本,本实验中所有重金属含量的测定标准均参考国家相关测定标准,分别为:GB/T 5009.15—2003(镉)、GB/T 5009.12—2003(铅)、GB/T 5009.17—2003(汞)、GB/T 5009.11—2003(砷)。

1.3 实验方法

国内外基于小波变换的遥感图像去噪方法众多,小波变换在遥感图像去噪方面已经成为学者们研究的热点,不同学者对小波阈值、小波系数等进行了改进优化^[15-20]。小波变换的主要特点是可以表征信号的局部特征,而信号的突变点和奇异点等不规则部分通常包含重要信息。MAIREG等^[21]将小波分析应用于反射光谱并利用逐步多元回归方法反演叶片叶绿素含量,取得了较好的反演精度。小波变换可通过Matlab快速实现。已有研究表明,对实验区光谱数据在波长350~1 000 nm范围内做Db-5小波5层分解,可使光谱信号的噪声减弱,奇异信息增强。

自MORLET和ARENS初步提出小波概念后,小波分析被广泛应用于图像处理、信号处理等众多领域。小波可以把数据分解成频率不同的组成成分,通过对数据时域和频域的分解来表示数据局部特征,本文对光谱数据分析是指对高光谱数据波长进行小波分析,对母小波 $\psi(t)$ 进行伸缩和平移,产生一组小波基函数。

$$\psi_{ab}(t) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (1)$$

式中 a ——小波宽度 b ——小波位置
 ψ_{ab} ——小波基函数

对任意函数的小波变换表示为

$$w_f(a, b) = \langle f, \psi_{ab} \rangle = |a|^{-\frac{1}{2}} \int_R \overline{\psi}\left(\frac{t-b}{a}\right) f(t) dt \quad (2)$$

式中 w_f ——小波变换函数

f ——反射光谱 R ——窗口尺寸

$\langle \cdot \rangle$ ——内积 $\overline{\psi}$ —— ψ 的共轭

BP神经网络的基本思想是梯度下降法,利用梯度搜索技术,使网络的实际输出值和期望输出值的误差均方差为最小。基本BP算法包括信号的前向传播和误差的反向传播两个过程。即计算误差输出时按从输入到输出的方向进行,而调整权值和阈值则从输出到输入的方向进行。基本参数包括网络层数、网络初始权值和阈值、隐含层层数、最大训练步数、网络学习步长和速率等。本研究中,选择输入层、隐含层和输出层建立反向传播算法的BP神经网络,需应用newff函数,在确保模型精度的情况下,神经元个数越少,越有助于避免过拟合现象,提高模型的泛化能力。人工神经网络具有极强的非线性映射能力,非常适合于函数逼近,即找出2组数据之间的关系^[22-26]。人工神经网络结构由输入层、输出层、1或2个隐含层构成,网络的好坏取决于网络结构、隐含层个数、神经元个数、传递函数、训练函数等^[26],在实验中需要通过不断地尝试才能进行确定。水稻受到重金属污染胁迫会有光谱响应,水稻重金属含量和光谱响应之间呈复杂的非线性关系,其复杂的非线性关系用统计回归模型难以模拟^[23]。

由于在“自然农田生态系统”中,重金属对作物的影响在光谱上的反映不便于捕捉,而小波分析又具有放大微小信号变化的特性。已有研究表明,Daubechies小波系中的Db-5小波函数能够有效检测重金属污染胁迫下的水稻光谱异常信号^[27],而且小波变换能够把其他对水稻原始光谱信号有影响的因素进行有效的排除,如背景影响、设备工作时产生的噪声以及大气的散射、反射和吸收。所以本实验采用小波变换方法,利用Db-5小波基对水稻原始光谱进行小波变换处理,将敏感波段波谱反射率作为BP神经网络模型输入层,建立水稻冠层重金属含量反演模型。

2 水稻重金属污染胁迫水平评估模型

2.1 光谱反射率奇异点分析

首先分别对4次测量的若干条光谱数据进行均值处理,求得实验田平均水稻光谱反射率曲线。对原始光谱反射率信号进行Db-5小波基的小波分解变换,分解层级设置为5,把原始的光谱反射率信

号分解为两部分,即高频信号与低频信号。经过多层分解之后,即可把原始光谱反射率信号(图 2)转换为多个子信号(图 3)。根据前人研究以及前文分析可知,原始水稻光谱反射率曲线的异常信息突变

点和小波变换后的奇异点相互对应。一些作物受到重金属污染的异常光谱反射率信息可以通过这些奇异点被放大表现出来。对受 3 种不同重金属胁迫污染的地区,进行数据奇异点分析,结果如表 2 所示。

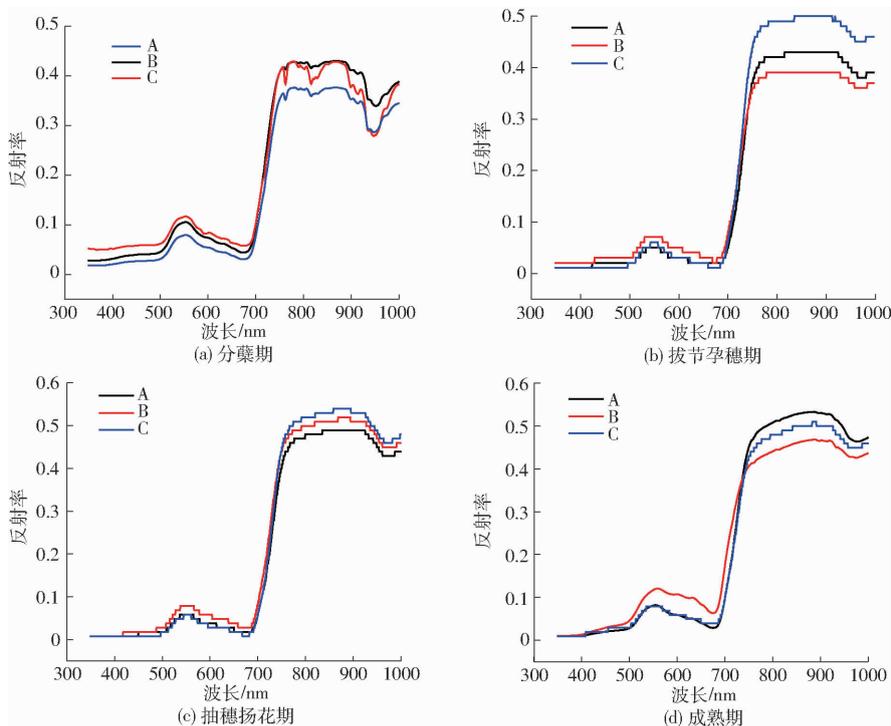


图 2 A、B、C 各时期原始光谱反射率曲线

Fig. 2 Original spectral curves of A, B and C in different periods

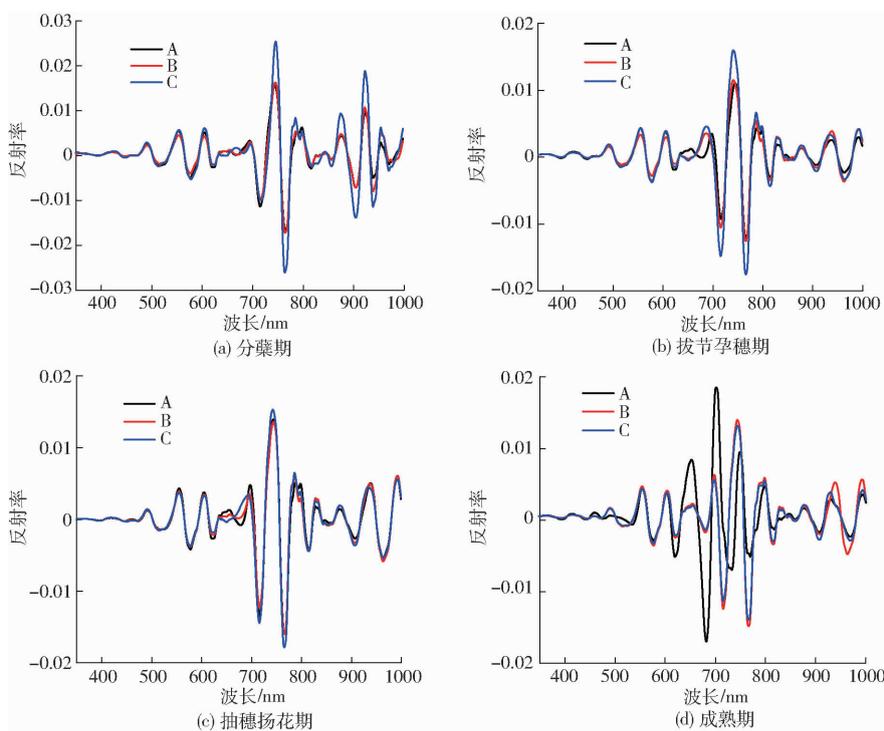


图 3 A、B、C 各时期小波变换结果

Fig. 3 Wavelet transform result of A, B, C in each period

据表 1 可知,实验区只有土壤重金属含量超标而无其他环境因素异常,在 350 ~ 1 000 nm 范围内光谱奇异性是由重金属污染胁迫所致。在株洲市的 3

个实验田中,在不同的重金属胁迫水平下生长的水稻,其高光谱数据的奇异点所对应的波段会表现出一些不同之处,但依旧会在某些特定的波段出现相

同的奇异点。通过对 4 次测量数据的对比研究,得出 3 个实验田里水稻光谱反射率相同的极大值波段有 492、555、605、694、745、798、877、937 nm 共 8 个奇异点对应波段,3 个实验田共同的极小值波段有 516、578、624、716、766、817、907、963 nm 共 8 个奇异点对应波段。处于相同的重金属胁迫水平下生长的

水稻,其对应的奇异点的分布情况也与之对应相同。反之,处于不同的重金属胁迫水平下生长的水稻,其对应的奇异点的分布情况有一定的差异。同理,不同生长环境、生长区域下生长的水稻,对应的奇异点的分布情况也不尽相同^[28]。所以通过对奇异点进行分析研究,可以快速找到其对应波段。

表 2 实验区水稻光谱反射率奇异点对应波段

Tab.2 Band corresponding to singular point of rice spectral reflectance in test fields

| 实验田 | 奇异点 | | | | | | | | |
|---------|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|
| | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | |
| 极大值点/nm | A | 492 | 555 | 605 | 696 | 745 | 798 | 876 | 938 |
| | B | 492 | 555 | 605 | 692 | 745 | 798 | 877 | 938 |
| | C | 491 | 555 | 606 | 696 | 745 | 799 | 877 | 935 |
| 极小值点/nm | A | 516 | 578 | 623 | 716 | 766 | 818 | 906 | 963 |
| | B | 516 | 578 | 623 | 716 | 766 | 816 | 908 | 963 |
| | C | 515 | 578 | 625 | 716 | 766 | 816 | 907 | 964 |

通过对株洲市 3 块实验田水稻光谱反射率奇异点对应波段(表 2)进行统计分析,选出在不同重金属污染胁迫条件下,光谱反射率奇异点相同的几个波段作为构建水稻冠层重金属含量反演模型的自变量。这些相同的波段分别是 555、578、716、745、766 nm 5 个波段。相关研究表明,农作物在重金属污染胁迫条件下,光谱反射率在 750 nm 波段附近表现最为明显^[29-31]。因此,选择 716、745、766 nm 3 个波段来构建水稻冠层重金属含量反演模型。

2.2 水稻重金属污染胁迫水平评估模型构建

输入层有 3 个输入量,分别为 X_1 、 X_2 、 X_3 ; 隐含层 1 有 3 个神经元节点,分别为 L_{11} 、 L_{12} 、 L_{13} , 隐含层 2 有两个神经元节点,分别为 L_{21} 、 L_{22} , 隐含层 3 有一个神经元节点 L_{31} ; 最后为输出层 Y , 如图 4 所示。采用实验区地面实测光谱数据作为 BP 神经网络模型的训练集建立水稻冠层重金属含量反演模型, A、B、C 实验区分别有 16、29、13 个样本。经反复实验,结果表明,学习函数为 learnqdm(梯度下降动量函数)、训练函数为 traingdm(梯度下降动量 BP 算法函数)、学习速率为 0.2、动量系数为 0.2、隐含层神经元传递函数均为 tansig、输出层神经元

传递函数为 logsig(对数传递函数)时,模型精度较高。

选取约 2/3 的样本(40 个)作为训练集进行建模,约 1/3 的样本(18 个)作为验证集对模型结果进行检验。以决定系数 R^2 和均方根误差(RMSE)作为评价指标,对模型结果的优越性进行评价(表 3)。将基于 BP 神经网络构建的水稻冠层重金属含量反演模型预测结果与实际污染水平进行比较,效果较好(表 4)。结果显示, A 区无重金属污染胁迫, B 区

表 3 基于 BP 神经网络的污染胁迫水平估测模型

Tab.3 Pollution stress level estimation models based on BP neural network model

| 污染类别 | 建模集 | | 验证集 | |
|------|-------|---|-------|---|
| | R^2 | RMSE/ ($\text{mg}\cdot\text{kg}^{-1}$) | R^2 | RMSE/ ($\text{mg}\cdot\text{kg}^{-1}$) |
| 镉 | 0.960 | 0.276 | 0.986 | 0.300 |
| 铅 | 0.991 | 0.284 | 0.996 | 0.334 |
| 汞 | 0.986 | 0.289 | 0.984 | 0.328 |
| 砷 | 0.973 | 0.295 | 0.974 | 0.322 |

表 4 BP 神经网络结构模型污染胁迫水平预测结果

Tab.4 Prediction results of pollution stress level using BP neural network model

| 实验区 | 样本数 | 实际污染水平 | 模型预测污染水平 | | 判别精度/% |
|-----|-----|--------|----------|-----|--------|
| | | | 预测水平 | 样本数 | |
| A | 16 | 无胁迫 | 重度胁迫 | 0 | 100 |
| | | | 中度胁迫 | 0 | |
| | | | 无胁迫 | 16 | |
| B | 29 | 中度胁迫 | 重度胁迫 | 0 | 100 |
| | | | 中度胁迫 | 29 | |
| | | | 无胁迫 | 0 | |
| C | 13 | 重度胁迫 | 重度胁迫 | 13 | 100 |
| | | | 中度胁迫 | 0 | |
| | | | 无胁迫 | 0 | |

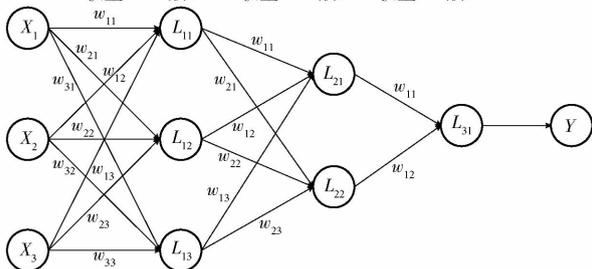


图 4 基于 BP 神经网络构建的水稻重金属含量反演模型
Fig.4 Inversion model of heavy metal content in rice based on BP neural network

为中度胁迫,C区为重度胁迫,这一结果与研究区实际情况相符。最终表明,水稻冠层重金属含量与水稻光谱之间并非简单的线性关系,利用BP神经网络方法评估污染胁迫有较好效果。

3 结论

(1)Db-5小波变换能够有效增强作物受到重金属胁迫污染后的弱光谱信息,选取716、745、766 nm 3个波段构建水稻冠层重金属含量反演模

型。在反演模型中,通过光谱反射率对水稻冠层重金属含量进行预测,精度较好,相关性较高,模型具有一定的实用性。

(2)在BP神经网络模型中,当学习函数为 learn_gdm(梯度下降动量函数)、训练函数为 train_gdm(梯度下降动量BP算法函数)、学习速率为0.2、动量系数为0.2、隐含层神经元传递函数均为 tansig、输出层神经元传递函数为 logsig(对数传递函数)时,模型精度最高。

参 考 文 献

- [1] 肖相芬,张经廷,周丽丽,等. 中国水稻重金属镉与铅污染 GAP 栽培控制关键点分析[J]. 中国农学通报,2009,25(21):130-136.
XIAO Xiangfen, ZHANG Jingting, ZHOU Lili, et al. Analysis on key points for controlling cadmium and lead contamination during rice production[J]. Chinese Agricultural Science Bulletin, 2009, 25(21):130-136. (in Chinese)
- [2] 尚二萍,许尔琪,张红旗,等. 中国粮食主产区耕地土壤重金属时空变化与污染源分析[J]. 环境科学,2018,39(10):4670-4683.
SHANG Erping, XU Erqi, ZHANG Hongqi, et al. Spatial-temporal trends and pollution source analysis for heavy metal contamination of cultivated soils in five major grain producing regions of China[J]. Environment Science, 2018, 39(10):4670-4683. (in Chinese)
- [3] GEORGE J W. Accumulation of cadmium in crop plants and its consequences to human health[J]. Advances in Agronomy, 1993, 51:173-212.
- [4] 周铮鹏. 水稻叶绿素遥感反演及其与土壤重金属的相关性研究[D]. 长沙:长沙理工大学,2015.
ZHOU Zhengpeng. Remote sensing quantitative inversion of the chlorophyll of paddy and research on the correlation between chlorophyll and soil heavy-metal[D]. Changsha:Changsha University of Science & Technology, 2015. (in Chinese)
- [5] 张秋霞,张合兵,张会娟,等. 粮食主产区耕地土壤重金属高光谱综合反演模型[J/OL]. 农业机械学报,2017,48(3):148-155.
ZHANG Qiuxia, ZHANG Hebing, ZHANG Huijuan, et al. Hybrid inversion model of heavy metals with hyperspectral reflectance in cultivated soils of main grain producing areas[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(3):148-155. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20170319&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.03.019. (in Chinese)
- [6] LI Xuqing, LIU Xiangnan, LIU Meiling, et al. A hyperspectral index sensitive to subtle changes in the canopy chlorophyll content under arsenic stress[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2015, 36:41-53.
- [7] 熊文成,聂忆皇,王桥,等. 土壤污染遥感研究进展及应用展望[J]. 环境与可持续发展,2017,42(6):51-54.
XIONG Wencheng, NIE Yihuang, WANG Qiao, et al. Progress in soil pollution remote sensing and its application prospect[J]. Environmental and Sustainable Development, 2017, 42(6):51-54. (in Chinese)
- [8] KOOISTRA L, SALAS E A L, CLEVERS J, et al. Exploring field vegetation reflectance as an indicator of soil contamination in river floodplains[J]. Environmental Pollution, 2004, 127(2):281-290.
- [9] REN H Y, ZHUANG D F, PAN J J, et al. Hyper-spectral remote sensing to monitor vegetation stress[J]. Journal of Soils and Sediments, 2008, 8(5):323-326.
- [10] LIU Y L, CHEN H, WU G F, et al. Feasibility of estimating heavy metal concentrations in *Phragmites australis* using laboratory-based hyperspectral data—a case study along Le'an River, China [J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2010, 12(Supp. 2):166-170.
- [11] 邬登巍,吴昀昭,马宏瑞. 植物污染胁迫遥感监测研究综述[J]. 遥感技术与应用,2009,24(2):238-245.
WU Dengwei, WU Yunzhao, MA Hongrui. Review on remote sensing monitoring on contaminated plant[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2009, 24(2):238-245. (in Chinese)
- [12] LIU M L, LIU X N, DING W C, et al. Monitoring stress levels on rice with heavy metals pollution from hyperspectral reflectance data using wavelet-fractal analysis[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2011, 13(2):246-255.
- [13] 雷鸣,秦普丰,铁柏清. 湖南湘江流域重金属污染的现状与分析[J]. 农业环境与发展,2010,27(2):62-65.
LEI Ming, QIN Pufeng, TIE Boqing. Current situation and analysis of heavy metal pollution in Xiangjiang river basin in Hunan Province[J]. Agro-Environment and Development, 2010, 27(2):62-65. (in Chinese)
- [14] 胡杨,许涛. 湖南湘江流域重金属污染现状及建议[J]. 民营科技,2016(8):220.
HU Yang, XU Tao. Status and suggestions of heavy metal pollution in the Xiangjiang river basin in Hunan Province[J]. Non-

- Governmental Science & Technology,2016(8):220. (in Chinese)
- [15] DEVORE R A, LUCIER B J. Fast wavelet techniques for near-optimal image processing [C] // IEEE Military, Communications, Conference. IEEE Communications Society,1992:1129 - 1135.
- [16] DONOHO D L. Nonlinear wavelet method for recovery of signals densities, and spectra from indirect and noisy data [C] // Proceeding of Symposia in Applied Mathematics,1993:47.
- [17] SHANKAR B. Multi-resolution biological transient extraction applied to respiratory crackles[J]. Compute. Boil. Med.,1996, 26(1):25 - 39.
- [18] 陈劲松,朱博勤,邵芸. 基于小波变换的多波段遥感图像条带噪声的去除[J]. 遥感信息,2003(2):6 - 9.
CHEN Jinsong,ZHU Boqin,SHAO Yun. Destriping multi-sensor imagery based on wavelet transform [J]. Remote Sensing Information,2003(2):6 - 9. (in Chinese)
- [19] 陈涛,李兵海. 基于小波变换去除遥感图像非高斯条纹噪声方法探讨[J]. 地质与勘探,2008,44(1):94 - 96.
CHEN Tao,LI Binghai. Removal of non-Gaussian stripe noise in images based on wavelet [J]. Geology and Prospecting,2008, 44(1):94 - 96. (in Chinese)
- [20] 李明慧. 基于小波理论和 BiShrink 算法的遥感图像去噪研究[D]. 乌鲁木齐:新疆大学,2012.
LI Minghui. Research of remote sensing image denoising based on wavelet theory and BiShrink algorithm [D]. Urumchi: Xinjiang University,2012. (in Chinese)
- [21] MAIREG L,FRANCOIS C,DUFRENE E. Towards universal broad leaf chlorophyll indices using prospects imulated database and hyperspectral reflectance measurements[J]. Remote Sensing of Environment,2004,89(1):1 - 28.
- [22] SIMON H. Neural networks;a comprehensive foundation[M]. 2版.北京:清华大学出版社,2001.
- [23] 王平,刘湘南,黄方. 受污染胁迫玉米叶绿素含量微小变化的高光谱反演模型[J]. 光谱学与光谱学分析,2010,30(1): 197 - 201.
WANG Ping, LIU Xiangnan, HUANG Fang. Retrieval model fot subtle variation of contamination stressed marize chlorophyll using hyperspectral data[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis,2010,30(1): 197 - 201. (in Chinese)
- [24] 张德丰. MATLAB 神经网络应用设计[M]. 北京:机械工业出版社,2009.
- [25] GAUTAM R, PANIGRAHI S, FRANZEN D. Neural network optimisation of remotely sensed maize leaf nitrogen with a genetic algorithm and linear programming using five performance parameters[J]. Biosystems Engineering,2006,95(3): 359 - 370.
- [26] 姚付启,张振华,杨润亚,等. 基于主成分分析和 BP 神经网络的法国梧桐叶绿素含量高光谱反演研究[J]. 测绘科学, 2010,35(1):109 - 112.
YAO Fuqi, ZHANG Zhenhua, YANG Runya, et al. Research on *Platanus orientalis* L chlorophyll concentration estimation with hyperspectral data based on BP-artificial neural network and princial component anaylsis [J]. Science of Surveying and Mapping,2010,35(1): 109 - 112. (in Chinese)
- [27] LIU Meiling, LIU Xiangnan, WU Ling, et al. Wavelet-based detection of crop zinc stress assessment using hyperspectral reflectance[J]. Computers & Geosciences,2011,37(9):1254 - 1263.
- [28] 刘美玲. 融合多元环境因子的水稻重金属污染水平遥感评估模型[D]. 北京:中国地质大学(北京),2011.
LIU Meiling. Remote sensing evaluation model of heavy metal pollution level in rice with multi-environmental factors [D]. Beijing: China University of Geosciences (Beijing),2011. (in Chinese)
- [29] 陈思宁,刘新会,侯娟,等. 重金属锌胁迫的白菜叶片光谱响应研究[J]. 光谱学与光谱分析,2007,27(9):1797 - 1801.
CHEN Sining,LIU Xinhui,HOU Juan,et al. Spectral response of cabbage leaf under heavy metal zinc stress [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis,2007,27(9):1797 - 1801. (in Chinese)
- [30] 任红艳,庄大方,潘剑君,等. 铅污染水稻的冠层高光谱特征研究[J]. 地球信息科学学报,2008,10(3):314 - 319.
REN Hongyan,ZHUANG Dafang,PAN Jianjun,et al. Study on canopy hyperspectral characteristics of lead-contaminated rice [J]. Journal of Geomatic Information Science,2008,10(3):314 - 319. (in Chinese)
- [31] 刘美玲,刘湘南,李婷,等. 水稻锌污染胁迫的光谱奇异性分析[J]. 农业工程学报,2010,26(3):191 - 197.
LIU Meiling,LIU Xiangnan,LI Ting,et al. Spectral singularity analysis of zinc pollution in rice [J]. Transactions of the CSAE, 2010,26(3):191 - 197. (in Chinese)