

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.01.020

# 基于 VMD - MSE 的玉米铜污染信息提取与预测模型

杨可明 李燕 程凤 高鹏 张超

(中国矿业大学(北京)煤炭资源与安全开采国家重点实验室,北京 100083)

**摘要:** 重金属污染会引起作物光谱畸变,本文通过挖掘光谱信息中微弱的畸变信息诊断玉米受污染程度。将变分模态分解(VMD)运用到高光谱弱信息探测中,并结合多尺度熵(MSE)构建 VMD - MSE 光谱弱信息探测模型,同时利用模型值 VM 进行  $\text{Cu}^{2+}$  含量回归分析与建模。结果表明:对原始光谱数据进行 3 次 VMD 分解后,可有效提取光谱奇异特征;计算 VMD 结果的 MSE 值,可获得 5 个尺度的模型值。各尺度模型值 VM 与玉米叶片中  $\text{Cu}^{2+}$  含量呈现显著负相关,其中第一尺度模型值( $\text{VM}_1$ )与叶片中  $\text{Cu}^{2+}$  相关性最好。对各尺度 VM 构建的  $\text{Cu}^{2+}$  含量预测模型应用结果进行比较,证明  $\text{VM}_1$  线性回归模型预测效果最优。表明 VMD - MSE 模型可为作物污染信息提取、污染诊断及  $\text{Cu}^{2+}$  含量预测提供思路与方法。

**关键词:** 重金属铜污染;玉米;光谱;变分模态分解;多尺度熵;弱信息探测

**中图分类号:** TP7 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2019)01-0189-06

## Model on Extracting and Predicting Pollution Information of Heavy Metal Copper in Corn Leaves Based on VMD - MSE

YANG Keming LI Yan CHENG Feng GAO Peng ZHANG Chao

(State Key Laboratory of Coal Resources and Safe Mining, China University of Mining and Technology (Beijing), Beijing 100083, China)

**Abstract:** Spectral reflectance of crop will be changed slightly when crop is stressed by heavy metal. The changes of crop spectral reflectance have considerable significance for crop contamination diagnosis. However, vegetation photosynthetic components are complex, which means that there may be no visible symptoms in leaf spectral reflectance when the crop is stressed by heavy metal. And therefore the object was to develop a weak information extraction method to excavate the vegetative stress signals through minimizing the effects of background materials, such as those caused by non-photosynthetic components. A VMD - MSE model was built to excavate and measure the weak information in corn leaves spectrum by introducing the variational mode decomposition (VMD) into hyperspectral weak information detection and combining with multiscale entropy (MSE). The model value could be obtained after treating corn leaves spectrum by VMD - MSE model. In addition, linear regression models between model values of corn leaves spectrum under different stress concentrations and  $\text{Cu}^{2+}$  contents in corn leaves were established. The results showed that the spectrum singular features of the original spectrum of corn leaves can be extracted effectively after three times decomposition of variational mode decomposition. Model values of five scales were obtained by calculating the multiscale entropy of the result of three-time variational mode decomposition. And  $\text{VM}_1$ , the model value at five scales, had a significant negative correlation with  $\text{Cu}^{2+}$  contents in corn leaves, and the most significant correlation was between the first-scale model value ( $\text{VM}_1$ ) and  $\text{Cu}^{2+}$  contents in leaves. The linear regression model established based on  $\text{VM}_1$  and  $\text{Cu}^{2+}$  contents in corn leaves was proved to be optimal by comparing the application results of five  $\text{Cu}^{2+}$  contents prediction models. Therefore, the VMD - MSE model can provide a new method for pollution information extraction, crop contamination diagnosis and  $\text{Cu}^{2+}$  contents prediction.

**Key words:** heavy metal copper pollution; corn; spectrum; variational mode decomposition; multiscale entropy; weak information detection

收稿日期: 2018-07-10 修回日期: 2018-08-25

**基金项目:** 煤炭资源与安全开采国家重点实验室开放基金项目(SKLCRSM17KFA09)、国家自然科学基金项目(41271436)和中央高校基本科研业务费专项资金项目(2009QD02)

**作者简介:** 杨可明(1969—),男,教授,博士生导师,主要从事高光谱遥感、矿山地理与形变信息研究,E-mail: ykm69@163.com

## 0 引言

近年来,矿山开采、污水排放、矿物肥料使用等造成的土壤重金属污染问题日益严重,给人类生产生活带来严重影响<sup>[1]</sup>。铜(Cu)是土壤重金属污染的主要元素之一,Cu在土壤中的累积对植被生长发育产生严重影响<sup>[2-3]</sup>。同时,通过食物链进入人体,将破坏人体神经系统和免疫系统<sup>[4]</sup>。因此,植被重金属污染的实时、有效监测显得尤为重要。研究表明,受重金属污染的植被光谱曲线会发生畸变<sup>[5-7]</sup>,因此很多学者利用高光谱遥感技术获取重金属胁迫下的植被光谱信息,旨在通过监测植被光谱特征变化来诊断重金属污染程度。

电磁波在传播过程中不可避免受到大气等影响而产生噪声,噪声对光谱数据中污染信息的解读造成极大干扰<sup>[8]</sup>,寻找一种有效提取作物污染弱信息的方法成为高光谱遥感重金属污染监测领域的研究热点。近年来越来越多的特征提取方法被引入到高光谱遥感领域,主要有小波变换<sup>[9-10]</sup>(Wavelet transform, WT)、分形特征提取法<sup>[11-12]</sup>(Fractal dimension, FD)、经验模态分解<sup>[13]</sup>(Empirical mode decomposition, EMD)等。上述方法在一定程度上均可较好地提取出光谱变异信息,但仍存有一定局限性。WT难以选择合适的小波基函数,FD受到信号长度的影响,EMD分解过程中存在模态混叠现象。变分模态分解(Variational mode decomposition, VMD)是近年来提出的一种新的自适应性信号分解方法,该方法解决了EMD方法的问题,并具有很好的噪声鲁棒性<sup>[14]</sup>,目前被广泛应用于信号分析及故障特征提取等方面<sup>[15-16]</sup>,而在高光谱遥感领域鲜见报道。

本文引入VMD理论,并结合多尺度熵(Multiscale entropy, MSE)构建一种基于变分模态分解的MSE光谱弱信息提取及定量描述模型(VMD-MSE)。利用VMD对受Cu<sup>2+</sup>污染的玉米光谱数据进行分解获得模态分量,以MSE方法对其进行定量描述获得VMD-MSE模型值(VM),探讨VM值与玉米叶片中Cu<sup>2+</sup>含量的相关关系,并基于VM值构建玉米叶片中Cu<sup>2+</sup>含量预测模型,以实现玉米重金属污染程度的诊断,为农作物重金属污染监测研究提供参考。

## 1 理论与方法

### 1.1 变分模态分解(VMD)

VMD分解过程实质为变分问题的求解过程,主

要分为变分约束问题的建立和求解两部分,最终将信号分解为若干个有限带宽的固有模态分量<sup>[17-18]</sup>。该过程包含自适应滤波组,表现了较好的噪声鲁棒性。

#### (1) 变分约束问题的建立

假设每个“模态”是具有中心频率的有限带宽,变分问题描述为寻求 $K$ 个模态函数 $u_k(t)$ ( $k=1,2,\dots,K$ ),使得每个模态的估计带宽之和最小,约束条件为各模态之和等于输入信号 $f$ 。具体步骤如下:  
①每个模态通过Hilbert变换计算与之相关的解析信号。  
②对于每个模态,通过加入指数项调整各自估计的中心频率,把模态的频谱变换到基带上。  
③通过对解调信号进行H1高斯平滑对带宽进行估计。  
④得到一个变分约束问题

$$\begin{cases} \min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[ \left( \delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) u_k \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \\ \text{s. t. } \sum_{k=1}^K u_k = f \end{cases} \quad (1)$$

其中  $(u_1, u_2, \dots, u_K) = \mathbf{u}$   
 $(\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_K) = \boldsymbol{\omega}$

式中  $\delta(t)$ ——单位脉冲函数  
 $\mathbf{u}$ ——分解得到的 $K$ 个模态分量  
 $\boldsymbol{\omega}$ ——各模态分量的中心频率  
 $f$ ——输入的原始信号

最后求解该问题。

#### (2) 变分约束问题的求解

①引入二次惩罚因子 $\alpha$ 和拉格朗日算子 $\lambda(t)$ ,将约束性变分问题变为非约束性变分问题,构成扩展的拉格朗日表达式为

$$\begin{aligned} L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = & \alpha \sum_k \left\| \partial_t \left[ \left( \delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \\ & \left\| f(t) - \sum_k u_k(t) \right\|_2^2 + \left\langle \lambda(t), f(t) - \sum_k u_k(t) \right\rangle \end{aligned} \quad (2)$$

式中  $\alpha$ ——二次惩罚因子,在高斯噪声存在的情况下可以保证信号的重构准确度

$\lambda(t)$ ——拉格朗日算子,用来保持约束条件的严格性

②利用ADMM算法迭代搜索求取上述扩展的拉格朗日函数的鞍点,即式(1)约束变分模型的最优解,其中解得模态分量 $u_k$ 及中心频率 $\omega_k$ 分别为

$$\hat{u}_k^{n+1}(\boldsymbol{\omega}) = \frac{\hat{f}(\boldsymbol{\omega}) - \sum_{i \neq k} \hat{u}_i(\boldsymbol{\omega}) + \frac{\hat{\lambda}(\boldsymbol{\omega})}{2}}{1 + 2\alpha(\boldsymbol{\omega} - \omega_k)^2} \quad (3)$$

$$\omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega | \hat{u}_k(\omega) |^2 d\omega}{\int_0^\infty | \hat{u}_k(\omega) |^2 d\omega} \quad (4)$$

VMD 具体实现过程为: ①初始化  $\{\hat{u}_i^1\}$ 、 $\{\hat{\omega}_i^1\}$ 、 $\hat{\lambda}$ 、 $n$ , 令其初始值均为 0, 将分解模态数  $K$  设置为某个合适的正整数。②根据式(3)和式(4)分别更新  $u_k$  和  $\omega_k$ 。③更新  $\hat{\lambda}$ 。  $\hat{\lambda}^{n+1}(\omega) \leftarrow \hat{\lambda}^n(\omega) + \tau \left[ \hat{f}(\omega) - \sum_l \hat{u}_l^{n+1}(\omega) \right]$ 。④若满足停止条件  $\| \hat{u}_i^{n+1} - \hat{u}_i^n \|_2^2 / \| \hat{u}_i^n \|_2^2 < \varepsilon$ , 则停止迭代, 输出结果; 否则返回步骤②。

## 1.2 多尺度熵(MSE)

MSE 是基于样本熵(Sample entropy, SpEn)的一种时间序列复杂性的度量方法, 用于从不同尺度度量时间序列的复杂程度<sup>[19]</sup>。假设原始数据为  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ , 则 MSE 的具体计算步骤如下<sup>[20]</sup>:

(1) 给定嵌入维数  $m$ 、相似容限  $r$  及尺度因子  $\tau = 1, 2, \dots, \tau_{\max}$ , 建立新的粗粒序列

$$y_j(\tau) = \frac{1}{\tau} \sum_{i=(j-1)\tau+1}^{j\tau} x_i \quad \left( 1 \leq j \leq \frac{N}{\tau} \right) \quad (5)$$

对于每个  $\tau$ , 原序列被分为  $N/\tau$  个长度为  $\tau$  的粗粒序列。

(2) 计算样本熵

①由步骤(1)所得的粗粒化序列组成  $m$  维向量

$$Y(i) = (y_i(\tau), y_{i+1}(\tau), \dots, y_{i+m-1}(\tau)) \quad (1 \leq i \leq N-m) \quad (6)$$

②计算  $Y(i)$ 、 $Y(j)$  间的距离

$$d(i, j) = \max_{k=0,1,\dots,m-1} |y_i(\tau) - y_j(\tau)| \quad (1 \leq i \leq N-m, j \neq i) \quad (7)$$

③对每个  $i$ , 统计  $d(i, j) < r$  的数目, 计算此数目与距离总数  $N-m+1$  的比值, 记作  $B_i^m(r)$ , 其平均值记作  $B^m(r)$ , 即

$$B_i^m(r) = \frac{[d(i, j) < r]}{N-m+1} \quad (8)$$

$$B^m(r) = \frac{1}{N-m} \sum_{i=1}^{N-m} B_i^m(r) \quad (9)$$

④将维数增至  $m+1$ , 重复①~③, 得到  $B^{m+1}(r)$ 。

⑤此序列的样本熵为

$$\text{SampnEn}(m, r) = \lim_{N \rightarrow \infty} \left( -\ln \frac{B^{m+1}(r)}{B^m(r)} \right) \quad (10)$$

当  $N$  取有限值时, 式(10)表示为

$$\text{SampnEn}(m, r, N) = -\ln \frac{B^{m+1}(r)}{B^m(r)} \quad (11)$$

利用式(6)~(11)计算每个尺度序列的 SampnEn, 即可得到

$$\text{MSE}(X) = \text{SampnEn}(y(\tau), m, r) \quad (12)$$

由以上计算过程可知, MSE 由  $\tau$ 、 $m$  和  $r$  3 个参数决定。经过多次实验分析, 选取  $\tau_{\max} = 5$ ,  $m = 2$ ,  $r = 0.15\delta$  (其中  $\delta$  为  $X$  的标准差) 时, 光谱奇异信息规律性最显著, 能够较好地反映光谱信号中的弱信息特征。

## 1.3 VMD - MSE 模型

基于不同浓度  $\text{Cu}^{2+}$  胁迫梯度下的玉米叶片光谱形态仍极为相似的特点, 难以利用其进行有效的污染诊断, 提出了一种 VMD - MSE 光谱特征提取及定量描述模型: 将各胁迫梯度下的玉米叶片光谱经 VMD 分解, 选取能够表征光谱奇异特征的模态函数  $u_k$ , 计算其多尺度熵, 实现光谱变异特征的定量描述。算法流程如图 1 所示。

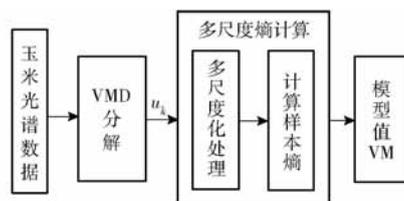


图 1 VMD - MSE 模型流程

Fig. 1 Flow chart of VMD - MSE model

## 2 实验数据及模型应用

### 2.1 实验数据获取

(1) 植株培养: 选用有底漏的盆钵进行“中糯 1 号”玉米种子培育。设置胁迫浓度为 0 (ck)、100、200、300、400、700、800、900  $\mu\text{g/g}$  的  $\text{CuSO}_4 \cdot 5\text{H}_2\text{O}$  溶液, 将其翻土加入到玉米实验盆钵中, 每梯度设置 3 组平行实验, 共 24 盆。2016 年 5 月 6 日对玉米种子进行催芽处理, 出苗后向盆栽中添加  $\text{NH}_4\text{NO}_3$ 、 $\text{KH}_2\text{PO}_4$  和  $\text{KNO}_3$  营养液。玉米培育期间定期通风与浇水, 保持适宜的培育温度与湿度。

(2) 光谱数据采集: 2016 年 7 月 17 日对玉米叶片反射光谱进行测量。在 50 W 卤素灯光源照射下, 将光谱范围为 350 ~ 2500 nm 的 SVC HR - 1024I 型地物光谱仪探头视场角设置为  $4^\circ$  并垂直于叶片进行光谱采集, 采集的光谱使用平面白板进行标准化。选取每盆玉米植株的老、中、新 3 种代表性叶片进行光谱测试, 每盆获得 3 组数据。各胁迫梯度光谱由 3 组平行实验的 9 条光谱数据求均值所得。各胁迫梯度下的玉米叶片光谱曲线如图 2 所示。

(3)  $\text{Cu}^{2+}$  含量测定: 2016 年 9 月 16 日对采集过光谱数据的叶片进行冲洗、干燥、粉碎等样品预处理, 再经高纯硝酸和高氯酸消化处理后用 WFX - 120 型原子吸收分光光度计对叶片中  $\text{Cu}^{2+}$  含量进行测定, 每梯度测量 3 次后取平均值作为该梯度叶片

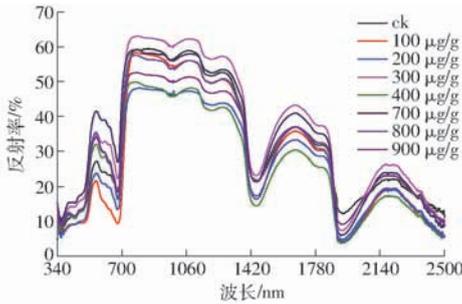


图2 不同浓度 Cu<sup>2+</sup> 胁迫下玉米叶片光谱数据

Fig.2 Spectral data of corn leaves stressed by different Cu<sup>2+</sup> concentrations

中的 Cu<sup>2+</sup> 含量,测量结果如表 1 所示。随着胁迫梯度的增大,叶片中 Cu<sup>2+</sup> 含量的总体趋势表现为先增大后减小,原因可能是随着土壤中 Cu<sup>2+</sup> 增加,玉米对其吸收逐渐增大;而当土壤中 Cu<sup>2+</sup> 浓度过高时,对植被根系产生毒害作用,造成根部受损,对 Cu<sup>2+</sup> 吸收逐渐降低。本文选取胁迫梯度为 0、100、200、300、400 μg/g 的 5 组 Cu<sup>2+</sup> 含量数据用于建立回归模型,胁迫梯度为 700、800、900 μg/g 的 3 组数据用于模型验证。

2.2 VMD - MSE 光谱弱信息探测

以 0、100 μg/g 胁迫浓度下的玉米叶片光谱数据为例,分析 VMD - MSE 模型的特征提取与描述

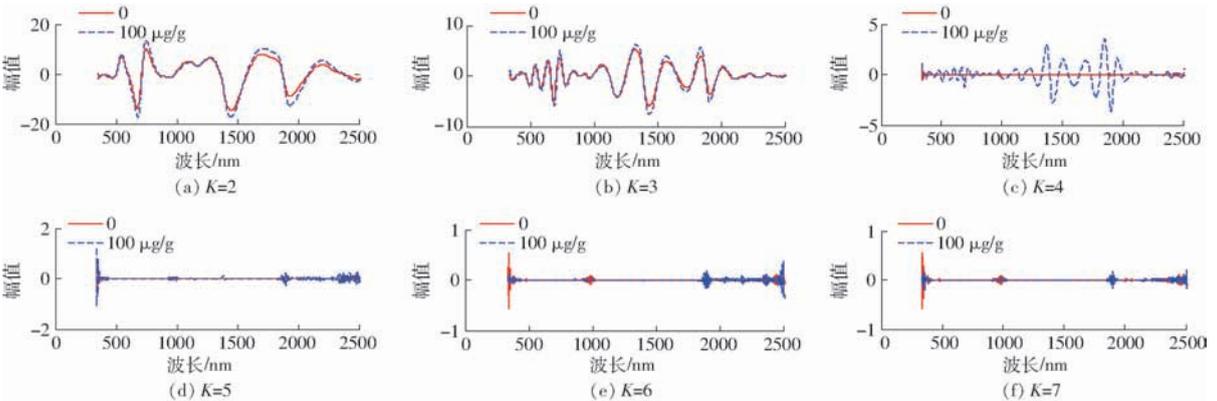


图3 VMD 分解结果

Fig.3 Results of decomposition of VMD

(2) 计算由 VMD 分解得到的第 3 模态函数 u<sub>3</sub> 的多尺度熵,即为 VMD - MSE 的模型值(记为 VM),不同尺度下的模型值记为 VM<sub>i</sub> (i = 1, 2, ..., τ<sub>max</sub>)。

3 结果与分析

3.1 VMD - MSE 污染监测

对 0、100、200、300、400 μg/g 胁迫浓度下的玉米叶片光谱应用 VMD - MSE 模型进行污染信息提取与测度。各胁迫浓度下的玉米叶片光谱的 VM 值如图 4 所示。不同胁迫浓度下,VM 曲线变化趋势有所差异,但总体而言,曲线变化趋势相似,即随着

表 1 不同胁迫浓度下的玉米叶片中 Cu<sup>2+</sup> 含量

Tab.1 Cu<sup>2+</sup> contents in corn leaves stressed by different

copper concentrations		μg/g
胁迫梯度	叶片中 Cu <sup>2+</sup> 含量	
0	9.768 4	
100	29.610 8	
200	31.286 6	
300	75.777 5	
400	40.551 6	
700	114.788 2	
800	62.246 0	
900	30.945 5	

过程:

(1) 对叶片光谱进行分解模态数 K 为 2 ~ 7 的 VMD 处理,获得第 K 模态函数 u<sub>k</sub>,如图 3 所示。由植被反射光谱特性曲线可知,在 960 nm 和 1900 nm 附近,植被光谱受水分和大气的影响,出现较大干扰信息。由图 3 可知,光谱信号噪声随着分解次数的增大而增大。K = 3 时,960 nm 和 1900 nm 处噪声较弱,且全波段奇异信息显著;从 K = 4 开始,1000 nm 和 1900 nm 处噪声开始出现,且奇异信息逐渐弱化。因此选择 K = 3 既实现模态分离,又有效抑制噪声,可有效提取玉米铜污染胁迫信息。

τ 的增大而增大。在所有尺度因子上,VM 值与作物受污染程度呈负相关关系,即受污染越严重,VM 值越小。显然,各胁迫浓度下的光谱细节特征通过不同尺度 VM(即 VM<sub>i</sub>) 得到体现,能更好地揭示光谱曲线畸变特征。

不同胁迫浓度下,VM<sub>i</sub> 与叶片中 Cu<sup>2+</sup> 含量的相关变化如图 5 所示,两者呈现相反的变化趋势。随着胁迫浓度的增加,叶片中 Cu<sup>2+</sup> 含量先增加后减小,相应地 VM<sub>i</sub> 表现为先减小后增大的趋势,两者相关系数绝对值均大于 0.90,其中 VM<sub>1</sub> 与 Cu<sup>2+</sup> 相关性最强,相关系数为 -0.968。据此可认为,各尺度 VM 均可在一定程度上诊断玉米受铜胁迫程度,其

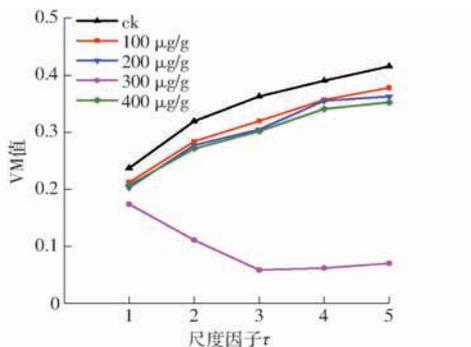


图 4 不同胁迫浓度下玉米叶片光谱的 VM 值

Fig. 4 VM values of corn leaf spectrum under different

stress concentrations

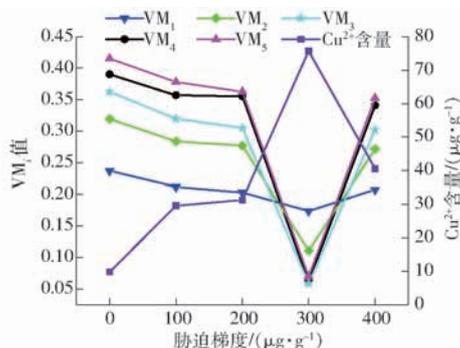


图 5 不同胁迫梯度下各尺度 VM 值与玉米叶片中 Cu²⁺ 含量相关关系

Fig. 5 Relationships between VM on five scales and Cu²⁺

contents in corn leaves stressed by different Cu²⁺ concentrations

中 VM<sub>1</sub> 效果最优。

### 3.2 VM 值与玉米铜含量的回归分析

为了进一步确定 VMD - MSE 模型值与玉米铜胁迫的定量关系,以不同胁迫浓度下玉米叶片中 Cu<sup>2+</sup> 含量为因变量  $y$ ,以 VM <sub>$i$</sub>  为自变量  $x$  进行回归分析,VM <sub>$i$</sub>  值与铜含量的线性回归方程、决定系数 ( $R^2$ ) 和均方根误差 (RMSE) 如表 2 所示。VM<sub>1</sub> ~ VM<sub>5</sub> 的回归决定系数均大于 0.88,且显著性水平  $P < 0.05$ 。整体上,从 VM<sub>1</sub> 到 VM<sub>4</sub>,  $R^2$  逐渐减小, RMSE 逐渐增大,这可能是由于随时间序列复杂度的增加,样本熵估计准确率下降所致。

为了验证上述模型的可靠性与准确度,选用 700、800、900  $\mu\text{g/g}$  3 个胁迫浓度下的样本数据对模型进行检验,图 6 描述了玉米叶片中 Cu<sup>2+</sup> 含量实测值与模型预测值的相关变化。各预测模型的 Cu<sup>2+</sup> 含量预测值与实测数据具有很好一致性。VM<sub>1</sub> 和 VM<sub>2</sub> 回归模型的预测结果较优,相关系数大于 0.70,其中 VM<sub>1</sub> 模型预测结果最优,相关系数为 0.992; VM<sub>3</sub> ~ VM<sub>5</sub> 回归模型预测效果较差,相关系数小于

0.650,可能是由于随着污染程度的增加,光谱信号的奇异信息随机性增加,且随度量尺度的增大,熵估计准确率下降,使 VM<sub>3</sub> ~ VM<sub>5</sub> 模型稳定性及适用性变差。因此,通过 VMD - MSE 模型值 VM<sub>1</sub> 可以建立玉米 Cu 污染程度的预测模型,从而实现监测玉米 Cu 污染状况的目的。

表 2 基于不同尺度 VM 值的玉米叶片中 Cu<sup>2+</sup> 含量回归模型

Tab. 2 Regression models for VM on different scales with Cu<sup>2+</sup> content in corn leaves

各尺度 VM	预测模型	$R^2$	RMSE
VM <sub>1</sub>	$y = -1\,038.0x + 251.90$	0.936	7.067
VM <sub>2</sub>	$y = -287.6x + 110.00$	0.935	7.127
VM <sub>3</sub>	$y = -192.7x + 89.31$	0.918	7.976
VM <sub>4</sub>	$y = -168.5x + 88.12$	0.884	9.532
VM <sub>5</sub>	$y = -165.0x + 89.50$	0.904	8.648

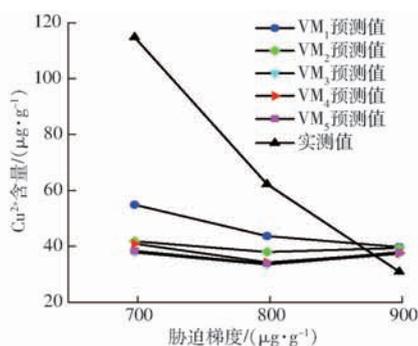


图 6 玉米叶片中 Cu<sup>2+</sup> 含量实测值与预测值的相关关系

Fig. 6 Relationships between measured and predicted values of Cu<sup>2+</sup> contents in corn leaves

## 4 结论

(1) 将 VMD 运用到高光谱信息提取中,从相似光谱信号中挖掘有利于诊断重金属 Cu 污染的畸变信息。结果表明,对原始光谱数据进行 3 次 VMD 分解后,可有效抑制噪声,实现模式分离,从而提取出隐藏在光谱噪声中的污染弱信息。

(2) 将 MSE 方法应用于 VMD 分解结果,揭示了污染信息不同尺度的内在差异。

(3) 基于 VMD 和 MSE 构建的 VMD - MSE 模型可有效诊断作物铜污染程度,模型值 VM 与玉米叶片中 Cu<sup>2+</sup> 含量呈现显著负相关,两者回归精度达到 0.88 以上,其中 VM<sub>1</sub> 模型预测效果最优。本研究构建的预测模型能在一定程度上预测玉米受污染程度,但具有一定局限性,即预测精度随污染程度增大而降低,这种情况可通过增加样本数量对模型进行优化而得到改善。

## 参 考 文 献

[1] 李荣华, 冯静, 李晓龙, 等. 陕西某关闭冶炼厂土壤重金属污染评价与工程修复[J/OL]. 农业机械学报, 2015,

- 46(10): 223–228. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=20151029&journal\\_id=jcsam](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20151029&journal_id=jcsam). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.10.029.
- LI Ronghua, FENG Jing, LI Xiaolong, et al. Heavy metal polluted soil environment assessment and engineering remediation practice in closed smelter in Shanxi province[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(10): 223–228. (in Chinese)
- [2] 潘攀, 杨俊诚, 邓仕槐, 等. 土壤-植物体系中农药和重金属污染研究现状及展望[J]. 农业环境科学学报, 2011, 30(12): 2389–2398.
- PAN Pan, YANG Juncheng, DENG Shihuai, et al. Proceedings and prospects of pesticides and heavy metals contamination in soil-plant system[J]. Journal of Agro-Environment Science, 2011, 30(12): 2389–2398. (in Chinese)
- [3] SRIVASTAVA V, SARKAR A, SINGH S, et al. Agroecological responses of heavy metal pollution with special emphasis on soil health and plant performances[J]. Frontiers in Environmental Science, 2017, 5: 64.
- [4] RAJKUMAR M, VARA PRASAD M N, FREITAS H, et al. Biotechnological applications of serpentine soil bacteria for phytoremediation of trace metals[J]. Critical Reviews in Biotechnology, 2009, 29(2): 120–130.
- [5] 朱叶青, 屈永华, 刘素红, 等. 重金属铜污染植被光谱响应特征研究[J]. 遥感学报, 2014, 18(2): 335–352.
- ZHU Yeqing, QU Yonghua, LIU Suhong, et al. Spectral response of wheat and lettuce to copper pollution[J]. Journal of Remote Sensing, 2014, 18(2): 335–352. (in Chinese)
- [6] SRIDHAR M B B, HAN F X, DIEHL S V, et al. Monitoring the effects of arsenic and chromium accumulation in Chinese brake fern (*Pteris vittata*) [J]. International Journal of Remote Sensing, 2007, 28(5): 1055–1067.
- [7] 王明常, 应申, 任福, 等. 基于稳健估计的白桦叶片铜元素含量反演[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2017, 42(5): 637–642.
- WANG Mingchang, YING Shen, REN Fu, et al. Inversion model for the copper element in birch leaves based on robust estimation[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2017, 42(5): 637–642. (in Chinese)
- [8] 杨可明, 汪国平, 付萍杰, 等. HHT 时频分析土壤光谱的重金属铜离子污染信息提取模型[J]. 光谱学与光谱分析, 2018, 38(2): 564–569.
- YANG Keming, WANG Guoping, FU Pingjie, et al. A model on extracting the pollution information of heavy metal copper ion based on the soil spectra analyzed by HHT in time-frequency[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2018, 38(2): 564–569. (in Chinese)
- [9] 何汝艳, 乔小军, 蒋金豹, 等. 小波法反演条锈病胁迫下冬小麦冠层叶片全氮含量[J]. 农业工程学报, 2015, 31(2): 141–146.
- HE Ruyan, QIAO Xiaojun, JIANG Jinbao, et al. Retrieving canopy leaf total nitrogen content of winter wheat by continuous wavelet transform[J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(2): 141–146. (in Chinese)
- [10] WANG J, WANG T, SHI T, et al. A wavelet-based area parameter for indirectly estimating copper concentration in carex leaves from canopy reflectance[J]. Remote Sensing, 2015, 7(11): 15340–15360.
- [11] 杜华强, 金伟, 葛宏立, 等. 用高光谱曲线分形维数分析植被健康状况[J]. 光谱学与光谱分析, 2009, 29(8): 2136–2140.
- DU Huaqiang, JIN Wei, GE Hongli, et al. Using fractal dimensions of hyperspectral curves to analyze the healthy status of vegetation[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2009, 29(8): 2136–2140. (in Chinese)
- [12] 黄芝. 水稻重金属污染胁迫遥感监测特征尺度研究[D]. 北京: 中国地质大学(北京), 2017.
- HUANG Zhi. Deriving the characteristic scale for heavy metal stress monitoring in rice based on the remote sensing data[D]. Beijing: China University of Geosciences (Beijing), 2017. (in Chinese)
- [13] 程龙, 杨可明, 王晓峰, 等. 作物重金属铜污染的 HHT 边际谱特征与污染预测模型[J]. 中国环境科学, 2018, 38(1): 340–347.
- CHENG Long, YANG Keming, WANG Xiaofeng, et al. Characteristic changes of HHT marginal spectra and pollution predicting models on crop polluted by the heavy metal copper[J]. China Environmental Science, 2018, 38(1): 340–347. (in Chinese)
- [14] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3): 531–544.
- [15] 贾亚飞, 朱永利, 王刘旺, 等. 基于 VMD 和多尺度熵的变压器内绝缘局部放电信号特征提取及分类[J]. 电工技术学报, 2016, 31(19): 208–217.
- JIA Yafei, ZHU Yongli, WANG Liuwang, et al. Feature extraction and classification on partial discharge signals of power transformers based on VMD and multiscale entropy[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2016, 31(19): 208–217. (in Chinese)
- [16] 王建国, 陈帅, 张超. 基于 VMD 与多特征融合的齿轮故障诊断方法[J]. 机械传动, 2017, 41(3): 160–165.
- WANG Jianguo, CHEN Shuai, ZHANG Chao. Fault diagnosis method of gear based on VMD and multi-feature fusion[J]. Journal of Mechanical Transmission, 2017, 41(3): 160–165. (in Chinese)
- [17] 刘长良, 武英杰, 甄成刚. 基于变分模态分解和模糊 C 均值聚类的滚动轴承故障诊断[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(13): 3358–3365.
- LIU Changliang, WU Yingjie, ZHEN Chenggang. Rolling bearing fault diagnosis based on variational mode decomposition and fuzzy C means clustering[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(13): 3358–3365. (in Chinese)
- [18] 钱林, 康敏, 傅秀清, 等. 基于 VMD 的自适应形态学在轴承故障诊断中的应用[J]. 振动与冲击, 2017, 36(3): 227–233.
- QIAN Lin, KANG Min, FU Xiuqing, et al. Application of adaptive morphology in bearing fault diagnosis based on VMD[J]. Journal of Vibration and Shock, 2017, 36(3): 227–233. (in Chinese)
- [19] 陈慧, 张磊, 熊国良, 等. 滚动轴承的 MSE 和 PNN 故障诊断方法[J]. 噪声与振动控制, 2014, 34(6): 169–173.
- CHEN Hui, ZHANG Lei, XIONG Guoliang, et al. Fault diagnosis of rolling bearings using MSE and PNN[J]. Noise and Vibration Control, 2014, 34(6): 169–173. (in Chinese)
- [20] 杨松山, 周灏, 赵海洋, 等. 基于 LMD 多尺度熵与 SVM 的往复压缩机轴承故障诊断方法[J]. 机械传动, 2015, 39(2): 119–123.
- YANG Songshan, ZHOU Hao, ZHAO Haiyang, et al. Fault diagnosis method for the bearing of reciprocating compressor based on LMD multiscale entropy and SVM[J]. Journal of Mechanical Transmission, 2015, 39(2): 119–123. (in Chinese)