

玉米光谱变分模态分解及其铜铅污染的 VMD-CR-ED 测度模型

杨可明*, 孙彤彤, 张伟, 程龙, 王晓峰
(中国矿业大学(北京)地球科学与测绘工程学院, 北京 100083)

摘要:农作物重金属污染监测是当今高光谱遥感研究的重要内容之一。重金属污染会引发农作物光谱畸变,但不同污染程度的作物光谱在形态上仍具有极高相似度,所以监测其畸变的关键问题之一是如何提取相似光谱间污染的弱差信息。本研究将变分模态分解(VMD)理论引入到光谱信息弱变化监测中,并结合包络线去除(CR)与欧式距离(ED)方法构建了光谱弱差信息的VMD-CR-ED测度模型,通过与光谱角(SA)与光谱相关系数(SCC)等常规光谱测度算法进行应用比较,证明VMD-CR-ED模型在有效区分玉米叶片的不同胁迫程度方面更具有优越性。同时,分析了VMD-CR-ED模型与玉米叶片光谱8个特征子波段的相关性。最后,基于检验数据验证了VMD-CR-ED测度模型在农作物铜铅污染监测方面具有可行性和可靠性。

关键词:光谱分析;变分模态分解;污染监测模型;农作物;铜铅重金属
中图分类号:TP7 **文献标识码:**A

Spectral variational mode decomposition and VMD-CR-ED model on measuring copper and lead pollution of corn

YANG Ke-Ming*, SUN Tong-Tong, ZHANG Wei, CHENG Long, WANG Xiao-Feng
(College of Geoscience and Surveying Engineering, China University of Mining & Technology (Beijing), Beijing 100083)

Abstract: The monitoring of heavy metal pollution in crops is one important application of hyperspectral remote sensing study. Heavy metal pollution can cause spectral distortion of crop, but the crop spectra of different pollution degrees still have very high similarity in shape, so one of the key problems in monitoring its distortion is how to extract the weak difference information between similar spectra. In this study, a VMD-CR-ED measurement model was established by introducing the variational mode decomposition (VMD) theory into weak change monitoring of spectral information and combining with the continuum removal (CR) and euclidean distance (ED) methods. The model was proved to be superior in distinguishing the different pollution degrees of corn leaves by compared with SA and SCC. At the same time, the correlation between VMD-CR-ED model and eight characteristic sub-bands of corn leaf spectrum was analyzed. Finally, based on the test data, it is proved that the VMD-CR-ED measurement model is feasible and reliable in the monitoring of copper and lead pollution of crops.

Key words: spectral analysis, Variational Mode Decomposition, pollution monitoring model, crop, copper and lead heavy metal

PACS: 84.40.Xb, 95.75.Mn

引言

20世纪以来,机动车尾气排放、污水灌溉、农药化肥使用以及矿产开采等人类活动造成了土壤、水

质和大气等严重的重金属污染,使人类付出了惨重的代价。铜(Cu)和铅(Pb)是土壤等重金属污染中的两种主要元素,Cu、Pb等重金属元素进入土壤后,很难再通过生物质循环和能量交换过程分解,更难

收稿日期:2017-06-26,修回日期:2017-09-05

Received date: 2017-06-26, revised date: 2017-09-05

基金项目:国家自然科学基金项目(41271436)

Foundation items: Supported by the National Natural Science Foundation of China (41271436)

作者简介(Biography): 杨可明(1969-),男,安徽含山人,博士,教授,研究方向:高光谱遥感、矿山地理与变形信息等. E-mail: ykm69@163.com

* 通讯作者(Corresponding author): E-mail: ykm69@163.com

以从土壤中迁出.当重金属在土壤中的含量超过背景值时,对土壤的理化性质,土壤生物特性和微生物群落结构产生不良影响^[1],而且农作物吸收重金属后严重危害其生长,并通过食物链传入人体内,对人体产生毒害. Cu、Pb 在人体内能和蛋白质及各种酶发生强烈的相互作用,使它们失去活性,也可能在人体的某些器官中富集,如果超过人体所能耐受的限度,会破坏人体的神经和免疫系统^[2],进而诱发一系列的并发症.因此,实时有效地监测农作物重金属污染显得尤为重要. 高光谱以精细的光谱分辨率和高精度的地物识别能力,为动态监测 Cu、Pb 重金属污染提供了可能.

植物受到 Cu、Pb 污染时,其光谱会发生畸变.不同污染程度下植物叶片的光谱曲线存在不同程度细微差异,但相似性仍很高.在度量和提取相似光谱的差异性方面,常采用几何测度、编码测度、统计测度、特征测度和变换测度的五类方法,而其中编码测度易造成信息损失,度量精度较低;特征测度中光谱特征容易受到噪声和波段偏移等因素的干扰;基于微分光谱的变换测度会增加信息量,降低处理的效率.因此,现今相关研究主要侧重于光谱角(spectral angle, SA)、光谱相关系数(spectral correlation coefficient, SCC)、欧式距离(educlidean distance, ED)、光谱信息散度(spectral information divergence, SID)等几何或统计测度法.以上方法在光谱信息差异大时具有较好的区分效果,却很难区分微弱差异的光谱变化.一种具有很高信噪比,并适合于分析非线性、非平稳信号序列的线性稳态频谱分析方法,即经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)方法被认为是 21 世纪的一个重大突破,在处理非平稳及非线性数据上具有非常明显优势^[3].然而,EMD 在信号分解过程中也存在模态混叠现象^[4],为有效抑制这种现象, Konstantin Dragomiretskiy 等人于 2014 年提出了一种可预设尺度的非平稳信号处理方法—变分模态分解(Variational Mode Decomposition, VMD)^[5],VMD 目前主要应用于信号分析及故障特征提取等方面^[6-7],在高光谱数据分析方面的文献还较为鲜见.所以,本文拟基于 VMD 开展重金属污染下农作物光谱变异的弱差信息提取探索性研究,试利用 VMD 对 Cu、Pb 污染的玉米叶片光谱数据进行分解处理获取模态函数,并结合包络线去除(continuum removal, CR)和欧式距离(ED)构建 VMD-CR-ED 模型进行极相似光谱的弱差信息测度与污染变异性的区分分析,并通过实验验证该模型

的可行性和有效性.

1 理论与方法

1.1 变分模态分解(VMD)

VMD 是一种新的可变尺度的信号处理方法,信号分析过程中包含维纳滤波(wiener filtering)去噪,因此具有良好的去噪效果. VMD 可以将一个实际信号 $f(t)$ 分解成 L 个离散的模态 $u_l(l=1, 2, \dots, L)$. u_l 在频域中的带宽都具有特定的稀疏属性,是一个单分量的调幅调频(AM-FM)函数,如果 L 取值恰当,就可以有效地抑制 EMD 中出现的模态混叠现象. VMD 处理过程主要分为变分约束问题的建立和求解两部分,其中变分约束问题建立的具体过程为:①每个模态需通过 Hilbert 变换计算与之相关的解析信号;②对于每个模态,通过加入指数项来调整各自估计的中心频率;③通过解调信号的高斯平滑对带宽进行估计;④得到一个变分约束问题,可根据如式(1)所示的约束变分模型求解该问题.变分约束问题的求解就是在变分框架内通过搜索约束变分模型最优解来实现信号的自适应分解,可以看作寻找 L 个模态函数 $u_l(t)$,令每个模态的估计带宽之和最小,各模态之和等于输入信号 $f(t)$.

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

式中, t 表示时间; ∂_t 是对函数求时间 t 的偏导数; $\delta(t)$ 为单位脉冲函数; j 为虚数单位; $\{u\}$ 为分解得到的 L 个模态分量, $\{u\} = \{u_1, \dots, u_l, \dots, u_L\}$; $\{\omega\}$ 为各模态分量的中心频率, $\{\omega\} = \{\omega_1, \dots, \omega_l, \dots, \omega_L\}$; $l=1, 2, 3, \dots, L$; f 表示输入原始信号.为了求解上式约束变分问题的最优解,将约束性变分问题变为非约束性变分问题,引入二次惩罚因子 α 和拉格朗日算子 $\lambda(t)$,构成扩展的拉格朗日表达式为

$$\begin{aligned} L(\{u_l\}, \{\omega_l\}, \lambda) = & \alpha \sum_{l=1}^L \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) u_l(t) \right] e^{-j\omega_l t} \right\|_2^2 \\ & + \left\| f(t) - \sum_{l=1}^L u_l(t) \right\|_2^2 + \langle \lambda(t), f(t) - \sum_{l=1}^L u_l(t) \rangle, \end{aligned} \quad (2)$$

式(2)中, α 可以在高斯噪声存在的情况下保证信号的重构准确度; $\lambda(t)$ 是用来保持约束条件的严格性.利用交替方向乘子算法(Alternating Direction Method of Multipliers, ADMM)迭代搜索求取上述扩

展的拉格朗日函数的鞍点,即为式(1)约束变分模型的最优解,其中解得模态分量 u_l 及中心频率 ω_l 分别为

$$\hat{u}_l^{n+1}(\omega) = \frac{\hat{f}(\omega) - \sum_{i \neq l} \hat{u}_i(\omega) + \frac{\hat{\lambda}(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_l)^2}, \quad (3)$$

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

VMD 具体实现过程如下:

(1) 初始化 $\{\hat{u}_l^1\}$ 、 $\{\hat{\omega}_l^1\}$ 、 $\hat{\lambda}^1$ 、 n , 令其初始值均为 0, 将分解模态数 L 设置为某个合适的正整数.

(2) 根据式(3)和式(4)分别更新 u_l 和 ω_l .

(3) 更新 $\hat{\lambda}^1$. $\hat{\lambda}^{n+1}(\omega) \leftarrow \hat{\lambda}^n(\omega) + \tau [f(\omega) - \sum_l \hat{u}_l^{n+1}(\omega)]$.

(4) 给定判定精度 $\varepsilon > 0$, 若满足停止条件 $\sum_l \|\hat{u}_l^{n+1} - \hat{u}_l^n\|_2^2 / \|\hat{u}_l^n\|_2^2 < \varepsilon$, 则停止迭代, 输出结果; 否则返回步骤 2.

1.2 包络线去除

光谱曲线的“包络线”从直观上来看, 相当于光谱曲线的“外壳”, 因为实际的光谱曲线由离散的样点组成, 所以用连续的折线段来近似表示光谱曲线的包络线. 包络线通常定义为逐点直线连接光谱曲线上那些凸出的峰值点, 并使折线在峰值点上的外角大于 180° . 包络线去除 (CR) 是一种有效增强感兴趣吸收特征的光谱分析方法, 它可以有效突出光谱曲线的吸收和反射特征, 并将反射率归一化为 0 ~ 1. 以原始光谱曲线上的值除以包络线上对应的值, 即为光谱的 CR, 则, 波段 j 的 CR 值 (R_{Cj}) 计算方法为

$$R_{Cj} = \frac{R_j}{R_{\text{start}} + \frac{R_{\text{end}} - R_{\text{start}}}{\lambda_{\text{end}} - \lambda_{\text{start}}} \cdot (\lambda_j - \lambda_{\text{start}})}, \quad (5)$$

式中: λ_j 是第 j 波段波长值; R_j 是波段 j 的原始光谱反射率; R_{end} 和 R_{start} 是在凸出的峰值点间某一段吸收曲线里的起始点和末端点的原始光谱反射率; λ_{end} 和 λ_{start} 是在该段吸收曲线里的起始点波长和末端点波长.

1.3 欧式距离

ED 可以计算 2 条光谱曲线在幅度上的细微差别, 是 2 个光谱向量的各波段光谱反射率差异的总贡献. 假设存在波段数为 n 的 2 条光谱 X 和 Y , 其矢

量定义为 $X = (x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_n)$, $Y = (y_1, y_2, \dots, y_i, \dots, y_n)$, 其中 x_i, y_i 为第 i 波段的光谱反射率, 则 ED 的计算式可表示为

$$D = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}. \quad (6)$$

2 实验数据及应用模型

2.1 实验材料与方法

(1) 植株培养. 采用有底漏花盆进行“中糯 1 号”玉米种子培育. 胁迫实验设置 0 $\mu\text{g/g}$ 、250 $\mu\text{g/g}$ 和 500 $\mu\text{g/g}$ 三个浓度梯度 $\text{CuSO}_4 \cdot 5\text{H}_2\text{O}$ 和 $\text{Pb}(\text{NO}_3)_2$ 分析纯溶液的 Cu^{2+} 、 Pb^{2+} 胁迫, 其相应梯度分别标注为 Ck(0)、Cu(250)、Cu(500) 和 Ck(0)、Pb(250) 和 Pb(500), 每个胁迫梯度平行培育 3 盆盆栽. 2014 年 5 月 6 日进行玉米种子催芽, 5 月 8 日在含有不同浓度 $\text{CuSO}_4 \cdot 5\text{H}_2\text{O}$ 和 $\text{Pb}(\text{NO}_3)_2$ 的盆栽土壤中加入适量的等量 NH_4NO_3 、 KH_2PO_4 和 KNO_3 营养液. 培育期内保持各盆栽生长条件一致, 大棚通风良好并定期给玉米浇水.

(2) 叶片反射光谱测量. 2014 年 7 月 18 日使用 SVC HR-1024I 地物光谱仪采集玉米叶片反射光谱, 为了准确测定叶片光谱数据, 光谱测量时使用光源为 50W 卤素灯, 探头视场角为 4° 并垂直于叶片表面 40 cm, 叶片放于黑色硬板片上, 用专用白板标准化光谱反射系数. 分别对不同 Cu^{2+} 和 Pb^{2+} 胁迫梯度下生长的玉米叶片进行光谱测量时, 各叶片的测量光谱是由 3 条原始输出光谱自动平均获得.

(3) 叶片中叶绿素以及 Cu^{2+} 、 Pb^{2+} 含量测定. 在玉米叶片光谱数据采集同时, 也使用 SPAD-502 叶绿素仪测定了玉米叶片的叶绿素含量. 之后将不同 Cu^{2+} 、 Pb^{2+} 胁迫梯度的玉米叶片经过洗净、烘干、粉碎装入样品袋, 经高纯硝酸、高氯酸消化处理及定容后通过 WFX-120 原子吸收分光光度计测定 Cu^{2+} 的含量; 用 Perkin Elmer, Elan DCR-e 等离子体质谱分析仪测定 Pb^{2+} 的含量.

2.2 光谱弱差信息测度的 VMD-CR-ED 模型

联合变分模态分解 (VMD)、包络线去除 (CR) 和欧式距离 (ED) 方法, 构建 VMD-CR-ED 测度模型, 可用于玉米重金属 Cu、Pb 污染的光谱变异分析与程度污染区分. 图 1 所示为实验所测定 Cu、Pb 不同胁迫梯度下生长的玉米叶片光谱, 其中 Ck(0) 的叶片光谱为无重金属污染对照光谱, Cu(250)、Cu

(500) 和 Pb(250)、Pb(500) 的叶片光谱为测试光谱. 以 Ck(0) 对照光谱和 Cu(250) 测试光谱为例, 分析 VMD-CR-ED 模型的光谱弱差信息测度过程:

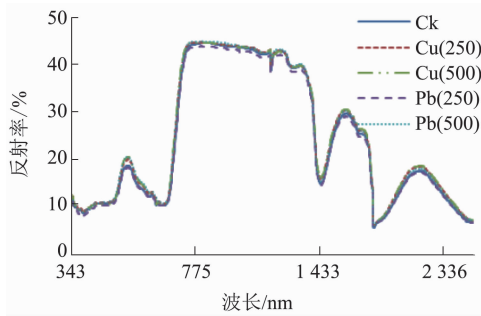


图1 不同胁迫梯度的玉米老、中、新叶片平均光谱
Fig.1 Average spectra of old, middle, new corn leaves under different stress gradients

(1) 对 CK(0) 和 Cu(250) 光谱进行分解次数 h 为 1~9 次 VMD 处理, 获得各自的模态函数 u_i , 如图 2 所示, 根据模极大值理论^[8], 随着分解次数增大, 光谱信噪比越来越小, 即光谱噪声越来越强. 图 2 中光谱噪声较强的 1000 nm 和 1800 nm 波长处为光谱通道拼接点位, 属于需去除的干扰信息. 分解次数 $h=3$ 时, 1000 nm 和 1800 nm 处噪声较弱, 且全波段内光谱奇异性显著, 同时可实现模态分离. 从 $h=4$ 开始光谱波形产生了高频噪声, 所以选择 $h=3$ 既最大程度保留了原始光谱信息, 又有效抑制噪声, 能有效地区分玉米 Cu、Pb 污染信息.

(2) 对 VMD 的第 3 次分解模态函数 u_3 进行 CR 处理, 把数据归一化到一致的光谱背景上, 以突出光

谱的特征位置(图 3), 从而有利于与其它光谱曲线进行特征数值的比较, 以便提取特征波段可供光谱测度分析. 需要说明的是, 一般光谱的反射率都为大于 0 的值, 所以光谱的 CR 值为在 0~1 间; 而模态函数 u_i 的值可正可负, 则模态函数 u_i 的 CR 值会出小于 -1 的负值.

(3) 基于 CK(0) 和 Cu(250) 光谱分解次数 $h=3$ 时 VMD 结果的 CR 处理数据, 求解 CK(0) 和 Cu(250) 的 CR 数据欧式距离(ED 值), 即为 VMD-CR-ED 模型值(记为 VCE 值), 就可实现光谱变异信息的测量.

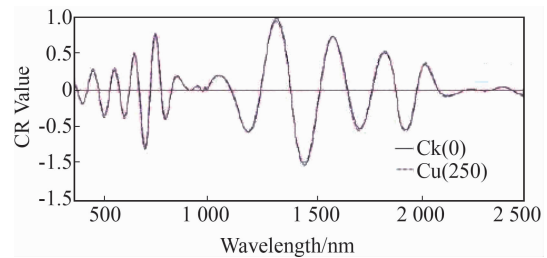


图3 模态函数 u_3 的 CR 结果
Fig.3 The CR results of the Mode function u_3

3 结果与分析

3.1 模型应用与对比分析

以 Ck(0) 为对照光谱, 分别与 Cu(250)、Cu(500) 和 Pb(250)、Pb(500) 测试光谱进行光谱变异的污染信息测量, 对比分析 VMD-CR-ED 模型的测度值与 SA、SCC 方法的应用结果(见表 1). 为了

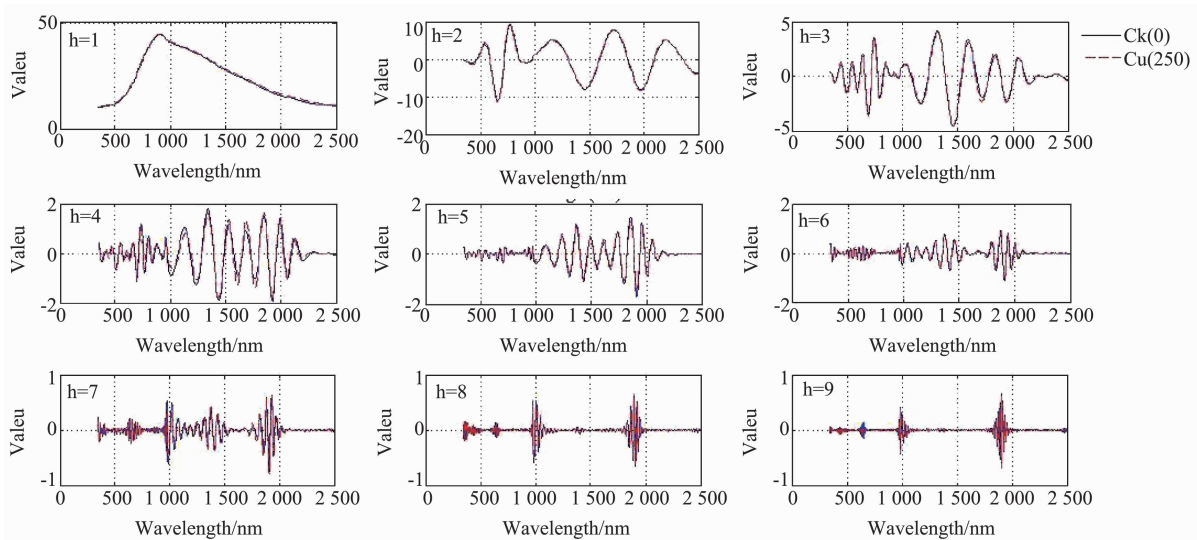


图2 VMD 的 9 次分解结果
Fig.2 The 9 decomposition results based on the VMD method

消除 SA、SCC 和 VMD-CR-ED 模型之间的量纲影响,采用 min-max 标准化 (Min-Max Normalization) 对数据进行了归一化处理,使得各指标处于同一数量级,结果如表 2 所示.从表 2 中可以看出,SA 与 SCC 测量值间差异性太小,不能将不同胁迫梯度下的玉米光谱明显区分开;而 VMD-CR-ED 模型测量值在各梯度之间相差较大,能有效区分不同胁迫梯度下的玉米光谱.

表 1 SA、SCC 和 VMD-CR-ED 方法光谱相似性测度结果
Table 1 Measured results of similar spectra based on the SA, SCC and VMD-CR-ED methods

胁迫梯度 ($\mu\text{g/g}$)	SA	SCC	VMD-CR-ED
Cu(250)	1.57079109	0.00002138	0.5931
Cu(500)	1.57079111	0.00002142	1.3676
Pb(250)	1.57079092	0.00002151	0.1348
Pb(500)	1.57079110	0.00002123	0.8981

表 2 SA、SCC 和 VMD-CR-ED 方法数据归一化处理结果
Table 2 Data normalization results of SA, SCC and VMD-CR-ED methods

胁迫梯度 ($\mu\text{g/g}$)	SA	SCC	VMD-CR-ED
Cu(250)	0.99999999	0.99813259	0.43367944
Cu(500)	1.00000000	1.00000000	1.00000000
Pb(250)	0.99999989	0.98698280	0.15009464
Pb(500)	1.00000000	1.00000000	1.00000000

3.2 基于光谱特征子波段的 VMD-CR-ED 污染监测

因 Cu^{2+} 和 Pb^{2+} 进入植物体内会破坏细胞结构,抑制植物的光合作用,影响叶绿素含量.从植物的内在生理机制出发,重金属会破坏植物体内酶的活性,或与叶片内的色素等产生分子置换,Mg 是叶绿素分子中存在的唯一金属元素,研究表明,铜等重金属元素会与叶绿素内的 Mg^{2+} 产生置换作用,直接影响植物光合作用效率,叶绿素含量减少,使得植物产生失绿症^[9-10],所以在研究 Cu^{2+} 和 Pb^{2+} 对玉米植株的胁迫关系时,测定了玉米叶片中不同铜铅污染梯度下

的重金属含量和叶绿素含量,并对叶绿素值进行了方差分析,具体如表 3 所示.植物叶片光谱是入射电磁波能量在叶片内部与生化参数和细胞间隙相互作用的结果.重金属胁迫下植物叶片内部的生化参数及结构发生变化,因此,在叶片光谱特征研究中,主要研究植物受到重金属胁迫时^[11-12],植物光谱从可见光到近红外波段的波形特征差异.为了进一步探索铜铅重金属胁迫特征的光谱响应区间,现将光谱波段 (350 ~ 2500 nm) 划分为紫光 (350 ~ 436 nm)、绿峰 (436 ~ 577 nm)、黄边 (577 ~ 622 nm)、红边 (622 ~ 762 nm)、近红外平台 (762 ~ 1309 nm)、近谷 (1309 ~ 1587 nm)、近峰 A (1587 ~ 1902 nm) 和近峰 B (1902 ~ 2500 nm) 8 个特征子波段.然后,应用 VMD-CR-ED 模型测度不同污染梯度间每个子光谱的差异.最终,统计 Ck(0) 与不同污染浓度下叶片光谱差异的测度结果如表 4 所示,由图 4 可以更加直观的看出不同胁迫梯度下各子波段间 VCE 值的变化趋势.综合分析表 3、表 4 和图 4 可知,叶绿素值在 Cu^{2+} 胁迫下的 F 值为 25,远大于 1,说明叶绿素值在 Cu^{2+} 胁迫下差异较大,产生变化的主要原因是 Cu^{2+} 胁迫所致;叶绿素值在 Pb^{2+} 胁迫下的 F 值为 1.54,与 1 差异较小,说明叶绿素值在 Pb^{2+} 胁迫下差异不明显,方差分析叶绿素值的变化反应不敏感.

表 3 玉米叶片叶绿素浓度相对值和 Cu^{2+} 、 Pb^{2+} 含量
Table 3 Chlorophyll relative concentration and Cu^{2+} 、 Pb^{2+} content in corn leaves

胁迫梯度 ($\mu\text{g/g}$)	叶片中叶绿素浓度相对值	玉米叶片中 Cu^{2+} 、 Pb^{2+} 含量 ($\mu\text{g/g}$)	叶绿素 F 值
CK(0)	36.6	1.08	
Cu(250)	33.2	4.96	25
Cu(500)	31.5	9.46	
CK(0)	36.6	3.16	
Pb(250)	36.3	13.32	1.54
Pb(500)	33.8	18.12	

表 4 不同子波段的 Cu^{2+} 、 Pb^{2+} 胁迫下玉米叶片光谱 VCE 值
Table 4 VCE values on corn leaf spectra stressed by Cu^{2+} 、 Pb^{2+} at different sub-band intervals

光谱波段	Cu^{2+} 胁迫梯度 ($\mu\text{g/g}$)		R^2	Pb^{2+} 胁迫梯度 ($\mu\text{g/g}$)		R^2
	250	500		250	500	
紫光(350 ~ 436 nm)	0.3652	0.9002	0.9978	0.0952	0.6115	0.8351
绿峰(436 ~ 577 nm)	0.6538	1.1660	0.9937	0.1293	0.9345	0.8256
黄边(577 ~ 622 nm)	0.1663	0.4101	0.9978	0.0590	0.2722	0.8678
红边(622 ~ 762 nm)	0.5931	1.3676	0.9994	0.1348	0.8981	0.8321
近红外平台(762 ~ 1309 nm)	0.3063	0.6507	0.9999	0.3140	0.4721	0.9998
近谷(1309 ~ 1587 nm)	0.1869	0.2555	0.9542	0.1290	0.1575	0.9889
近峰 A(1587 ~ 1902 nm)	0.4464	0.4525	0.8501	0.2855	0.4860	0.9947
近峰 B(1902 ~ 2500 nm)	3.6809	9.1308	0.9976	1.7541	177.7266	0.7525

进而分析叶绿素浓度相对值与叶片中 Cu^{2+} 、 Pb^{2+} 含量的相关性, 相关系数 R 分别达到 -0.9730 和 -0.8081 , 相关性显著, 说明重金属胁迫会使叶片中叶绿素值发生变化. VCE 值与叶片中 Cu^{2+} 和 Pb^{2+} 含量呈正相关, 与叶绿素含量呈负相关, 即随着叶片中 Cu^{2+} 和 Pb^{2+} 含量的增加, 叶片中叶绿素含量逐渐减小, 而子光谱的 VCE 值逐渐增大, 从而, 说明 VMD-CR-ED 测度模型可有效地监测玉米的 Cu^{2+} 和 Pb^{2+} 污染程度.

在分析 Cu^{2+} 胁迫的各子光谱时, 8 个子光谱的 VCE 值与叶片中 Cu^{2+} 含量的相关性较高, 且紫光、绿峰、黄边、红边、近红外平台和近峰 B 光谱波段的相关性达到 0.99 以上, 从而可将其作为 Cu^{2+} 对玉米植株污染的敏感波段, 近谷和近峰 A 光谱波段的相关性相对略低, 近峰 A 只达到 0.8501, 在分析 Cu^{2+} 对玉米的污染程度时, 效果不理想; 在分析 Pb^{2+} 胁迫时可发现, 只有近红外平台、近谷和近峰 A 的 VCE 值与叶片中 Pb^{2+} 含量的相关性达到 0.98 以上, 进而有利于监测 Pb^{2+} 对玉米的污染程度.

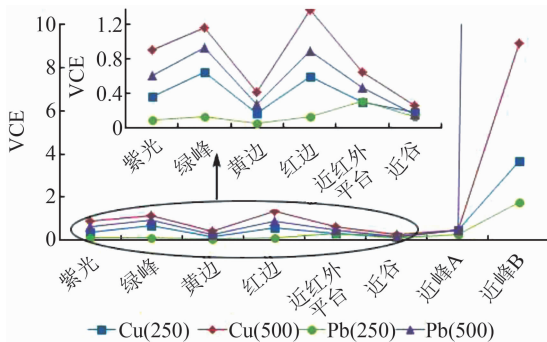


图4 不同子波段区间玉米叶片 VCE 值的变化
Fig. 4 Variation of VCE values of corn leaf in different sub-band intervals

3.3 VMD-CR-ED 模型验证

为了验证 VMD-CR-ED 测度模型的准确性和适用性, 在 2016 年采用相同方法获取的光谱数据中随机选取 Ck(0)、Cu(100) 和 Cu(400) 对模型进行验证. 以 Ck(0) 为对照光谱, Cu(100) 和 Cu(400) 为测试光谱, 结果如表 6 所示. 从结果来看 VCE 值与叶片中 Cu^{2+} 含量呈正相关. 在紫光、绿峰、黄边、红边和近红外平台光谱波段内相关性较高, 可监测重金属 Cu 污染玉米的程度, 在近谷、近峰 A 和近峰 B 的光谱波段内相关性相对较小, 与上述实验结果具有较高的一致性, 从而验证了 VMD-CR-ED 测度模型的可靠性.

表 5 不同污染水平下 VMD-CR-ED 模型检验

Table 5 The verification of VMD-CR-ED model with different pollution levels

光谱波段	Cu^{2+} 胁迫梯度 ($\mu\text{g/g}$)		R^2
	100	400	
紫光(350 ~ 436 nm)	3.8225	6.1547	0.9996
绿峰(436 ~ 577 nm)	4.9825	6.1094	0.9831
黄边(577 ~ 622 nm)	3.0850	3.5233	0.9701
红边(622 ~ 762 nm)	7.5353	8.1717	0.9588
近红外平台(762 ~ 1309 nm)	4.3907	4.5234	0.9453
近谷(1309 ~ 1587 nm)	6.6235	6.5495	0.9331
近峰 A(1587 ~ 1902 nm)	4.7453	4.7581	0.9374
近峰 B(1902 ~ 2500 nm)	6.4317	6.299	0.9301
叶片中 Cu^{2+} 含量	9.7684	29.6108	40.5516

4 结论

探索研究了变分模态分解(VMD)理论在高光谱遥感监测玉米重金属污染方面的应用. 研究结果表明 VMD 能够有效地提取光谱的弱信息. 原始光谱信号经 VMD 的 3 次分解后, 能有效抑制噪声和 EMD 模态混叠现象. 同时在 VMD 理论上, 结合包络线去除(CR)与欧式距离(ED), 构建了 Cu 和 Pb 污染下玉米叶片光谱信息突变的 VMD-CR-ED 测度模型. 首先, 通过对比分析 SCC 算法、SA 与 VMD-CR-ED 模型的优劣势, 得出 VMD-CR-ED 模型测度效果最为显著. 与此同时, 在 8 个子光谱上应用 VMD-CR-ED 模型测度玉米 Cu、Pb 污染程度, 得出 VMD-CR-ED 模型应用的 VCE 值与叶片中 Cu^{2+} 和 Pb^{2+} 含量呈正相关, 与叶绿素含量呈负相关. 然后, 在分析玉米受 Cu^{2+} 污染的子光谱时, 紫光、绿峰、黄边、红边、近红外平台和近峰 B 光谱波段内 VCE 值与叶片中 Cu^{2+} 含量相关性高达 0.99 以上, 可监测玉米遭受 Cu 污染的程度; 在分析玉米受 Pb^{2+} 污染的子光谱时, 近红外平台、近谷和近峰 A 光谱波段内 VCE 值与叶片中 Pb^{2+} 相关性也能达到 0.98 以上, 对分析玉米受 Pb^{2+} 的污染程度有效可行. 最后, 利用另一实验数据对 VMD-CR-ED 模型进行了普适性验证, 验证结果表明, VMD-CR-ED 模型诊断高度相似光谱和监测玉米铜铅污染程度方面较为可靠, 因此, 为监测玉米 Cu、Pb 污染提供了一种有效的手段.

References

- [1] Wenzel W W, Unterbrunner R, Sommer P, et al. Chelate-assisted phytoextraction using canola (*Brassica napus* L.) in outdoors pot and lysimeter experiments[J]. *Plant Soil*, 2003, **249**(1): 83-96.

- [2] 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.
- [3] YANG Zhe, WANG Yu-tian, PAN Zhao. Fluorescence spectrum denoising method for low concentration petroleum pollutants based on EMD-LWT [J]. *Acta Optica Sinica*, (杨哲, 王玉田, 潘钊. 基于 EMD-LWT 的低浓度石油类污染物荧光光谱去噪法. *光学学报*) 2016, **36**(5): 290 - 296.
- [4] XIAO Ying, YIN Fu-liang. Decorrelation EMD: a new method of eliminating mode mixing[J]. *Journal of Vibration and Shock*, (肖瑛, 殷福亮. 解相关 EMD: 消除模式混叠的新方法. *振动与冲击*). 2015, **34**(4): 25 - 29.
- [5] Dragomiretskiy K, Zosso D. Variational Mode Decomposition[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2014, **62**(3): 531 - 544.
- [6] 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*, (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. *振动与冲击*). 2017, **36**(3): 227 - 233.
- [7] JIA Ya-fei, ZHU Yong-li, WANG Liu-wang, 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* (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. *电工技术学报*), 2016, **31**(19): 208 - 217.
- [8] Bao Shidan. Soil and Agricultural Chemistry Analysis [M]. Beijing: China Agricultural Press (鲍士旦. 土壤农化分析. 北京: 中国农业出版社), 2000: 66 - 82.
- [9] Küpper H, Küpper F, Spiller M. Environmental relevance of heavy metal-substituted chlorophylls using the example of water plants [J]. *Journal of Experimental Botany*, 1996, **47**(295): 259 - 266.
- [10] Prasad M N V. Heavy metal stress in plants: from biomolecules to ecosystems [J]. Springer, 2004.
- [11] Li X, Liu X, Liu M, et al. A hyperspectral index sensitive to subtle changes in the canopy chlorophyll content under arsenic stress [J]. *International Journal of Applied Earth Observation & Geoinformation*, 2015, **36**(41 - 53).
- [12] Newete S W, Erasmus B F N, Weiersbye I M, et al. Hyperspectral reflectance features of water hyacinth growing under feeding stresses of *Neochetina* spp. and different heavy metal pollutants [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2014, **35**(3): 799 - 817.

(上接第 79 页)

和准确性. 通过道路矢量与离散 GPS 信号以及光学遥感影像的匹配处理实验中, 验证了文章提出的方法在实际复杂应用场景中的性能.

文章提出的形状相似性度量方法还可以应用于存在一定变形的目标检测和识别中, 不仅可以根据主曲率进行距离图的增强处理, 也可以根据经验进行其他形式的增强距离变换, 以突出目标在检测或识别应用中的重要结构信息, 提高相似性度量结果的准确性.

References

- [1] CHEN Ze-Hua, XIANG Xiao-Hui, CHAI Jing. Neighborhood related multiple-instance classifiers based on integrated Hausdorff distance [J]. *Journal of Shandong University (Engineering Science)* (陈泽华, 尚晓慧, 柴晶. 基于混合 Hausdorff 距离的多示例学习近邻分类器. *山东大学学报(工学版)*), 2016, **46**(6): 15 - 22.
- [2] ZAHN C T, ROSKIES R Z. Fourier descriptors for plane closed curves [J]. *IEEE Transactions on computers*, 1972, **100**(3): 269 - 281.
- [3] CHUANG G-H, KUO C C. Wavelet descriptor of planar curves: Theory and applications [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1996, **5**(1): 56 - 70.
- [4] BELONGIE S, MALIK J, PUZICHA J. Shape matching and object recognition using shape contexts [J]. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 2002, **24**(4): 509 - 522.
- [5] DENG Min, NIU MuLian, LI ZhiLin. A Generalized Hausdorff Distance for Spatial Objects in GIS [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, (邓敏, 钮沫联, 李志林. GIS 空间目标的广义 Hausdorff 距离模型. *武汉大学学报: 信息科学版*), 2007, **32**(7): 641 - 645.
- [6] WANG Feng, YOU HongJian. Robust registration method of SAR and optical remote sensing Images based on cascade transforms [J], *J. Infrared Millim. Waves* (王峰, 尤红建. 基于级联变换的光学和 SAR 图像配准算法. *红外与毫米波学报*), 2015, **34**(4): 486 - 92.
- [7] DING Yi, LIU Wen-Yu, ZHENG Yu-Hua. Hierarchical connected skeletonization algorithm based on distance transform [J], *J. Infrared Millim. Waves* (丁颀, 刘文予, 郑宇化. 基于距离变换的多尺度连通骨架算法 [J]. *红外与毫米波学报*), 2005, **24**(4): 281 - 285.
- [8] Shih, Frank Y, Wu YiTa. Fast Euclidean distance transformation in two scans using a 3×3 neighborhood [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2004, **93**(2): 195 - 205.
- [9] HARRIS C, STEPHENS M. A combined corner and edge detector; *proceedings of the Alvey vision conference*, F, 1988 [C]. Manchester, UK.
- [10] Pratt, William K. Correlation techniques of image registration [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1974, (3): 353 - 358.
- [11] LIU WeiNing, WANG JieYu, ZHENG LinJiang. Map-matching algorithm research based on spatio-temporal analysis [J], *Application Research of Computers* (刘卫宁, 汪杰宇, 郑林江. 基于时空分析的地图匹配算法研究 [J]. *计算机应用研究*), 2016, **33**(8): 2266 - 2269.