

基于高阶谱法作物重金属污染元素判别与污染程度诊断

杨可明 王晓峰 张伟 程龙 孙彤彤

(中国矿业大学(北京)地球科学与测绘工程学院, 北京 100083)

摘要: 基于不同铜离子(Cu^{2+})和铅离子(Pb^{2+})胁迫梯度下玉米叶片光谱微分数据,结合高阶谱估计与灰度-梯度共生矩阵(Gray gradient co-occurrence matrix, GGCM)的特征提取方法,提出了 Cu^{2+} 和 Pb^{2+} 污染定性分析、污染元素种类识别和污染程度诊断的方法。首先,测量了不同胁迫梯度下玉米叶片光谱数据以及叶片中富集的 Cu^{2+} 、 Pb^{2+} 含量;然后,利用高阶谱估计的ARMA模型参数法对各类玉米叶片微分光谱数据序列进行双谱估计,得到bisp_rts和bisp_qs矩阵及其相应的双谱三维图,从而可以直观可视地定性分析玉米是否已受 Cu^{2+} 和 Pb^{2+} 污染,辨别出 Cu^{2+} 或 Pb^{2+} 污染的元素类别;最后,构造bisp_rts和bisp_qs矩阵相应的GGCM,通过提取各GGCM的纹理参量特征值,诊断玉米叶片受 Cu^{2+} 和 Pb^{2+} 的污染程度。实验结果表明:高阶谱估计可以定性分析玉米老叶(O)、中叶(M)、新叶(N)是否已受 Cu^{2+} 和 Pb^{2+} 污染,也可辨别出O、M叶片所受 Cu^{2+} 或 Pb^{2+} 污染的元素类别;bisp_rts矩阵的灰度分布不均匀性(T_1)、能量(T_2)特征值均能反映O、M叶片中 Pb^{2+} 含量的变化,能较好地诊断O、M叶片中 Pb^{2+} 的污染程度,而bisp_qs矩阵的小梯度优势(T_3)特征值能反映O、M叶片中 Cu^{2+} 含量的变化,能较好地诊断O、M叶片中 Cu^{2+} 的污染程度。

关键词: 作物重金属污染;高阶谱估计;灰度-梯度共生矩阵;污染元素判别;污染程度诊断

中图分类号: TP7 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2018)02-0191-08

Discrimination and Diagnosis of Copper and Lead Heavy Metal Pollution Elements and Their Pollution Degrees Based on High-order Spectral Method

YANG Keming WANG Xiaofeng ZHANG Wei CHENG Long SUN Tongtong

(College of Geoscience and Surveying Engineering, China University of Mining and Technology (Beijing), Beijing 100083, China)

Abstract: It has always been a hot topic on using hyperspectral data to analyze in-depth crop heavy metal pollution. Some methods were put forward for qualitatively analyzing copper ion (Cu^{2+}) and lead ion (Pb^{2+}) pollution, discriminating the kinds of pollution elements and diagnosing their pollution degrees combined with the feature extraction methods of the higher-order spectral estimation and the gray gradient co-occurrence matrix (GGCM) based on derivative spectral data of the corn leaves stressed by different Cu^{2+} and Pb^{2+} concentrations. Firstly, the spectral data of the corn leaves were collected and the Cu^{2+} , Pb^{2+} contents in the leaves were measured, which the potted corns were cultivated and stressed by different Cu^{2+} or Pb^{2+} concentrations. Then, the bisp_rts and bisp_qs matrixes and their bi-spectral 3D graphs were obtained by the bi-spectral estimation (BSE) of differential spectral data sequences of various corn leaves that the BSE was carried out by using the ARMA model parameter method of higher order spectral estimation, so that a corn leaf was analyzed visually and qualitatively to have been polluted or not by Cu^{2+} and Pb^{2+} , and the kind of the pollution element could be discriminated to be Cu^{2+} or Pb^{2+} . Finally, the GGCMs were constructed which were corresponded to the bisp_rts or bisp_qs matrixes, the Cu^{2+} and Pb^{2+} pollution degrees of corn leaves could be diagnosed by extracting the texture parameter eigenvalues of each GGCM. The experimental results showed that it can not only qualitatively analyze whether the old (O), middle (M) and new (N) leaves of corn were polluted by Cu^{2+} and Pb^{2+} , but also correctly discriminate the O and M leaves were polluted by which one of the tow element based on the higher-order spectral estimation; the un-uniformities of gray distribution (T_1) and energy

收稿日期: 2017-06-26 修回日期: 2017-08-22

基金项目: 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

(T_2) eigenvalues of the bisp_rts matrix could reflect the changes of Pb^{2+} content in O and M leaves, so the T_1 and T_2 might well diagnose the pollution degree of Pb^{2+} in O and M leaves, and the small gradient advantage (T_3) eigenvalue of the bisp_qs matrix could reflect the changes of Cu^{2+} content in O and M leaves, so the T_3 might well diagnose the pollution degree of Cu^{2+} in O and M leaves.

Key words: crop heavy metal pollution; higher-order spectral estimation; gray gradient co-occurrence matrix; pollution element discrimination; pollution degree diagnosing

0 引言

重金属对农作物的污染主要是其所生长土壤中含有能被植株吸收的铜(Cu)、铅(Pb)、镉(Cd)等重金属元素,而矿产资源开采、废弃物排放、含有重金属元素的原料使用甚至交通运输中突发事件等都能使重金属元素渗入土壤^[4-3]。作物可通过根系从土壤中吸收大量的重金属元素并在作物体内富集,进而污染食物链^[4-5],人体一旦摄取过多的重金属就会出现贫血、记忆力减退、免疫力下降和疾病等症状^[6-7]。传统的作物体内重金属离子含量测定的工序和仪器繁多,需要大量、细致的人工操作才能精确实现。因此,探索一种快速、可靠的作物重金属污染监测手段是目前研究热点,而可见光与近红外电磁波的高光谱遥感监测方法则是重要研究内容^[8-10]。

重金属胁迫下作物的电磁波反射光谱变异能响应重金属污染特征信息,甚至能反映重金属污染元素类别。玉米叶片是玉米所有器官中富集 Cu 和 Pb 重金属总量最高的器官^[11],虽然受重金属污染的玉米叶片细胞结构会出现较大变化,且理化反应较为复杂^[12-13],但是污染叶片光谱与健康的叶片光谱相比,其变异性仍较小。因此,研究光谱微弱变化特征和污染信息提取的光谱分析技术尤为重要。而高阶谱估计结果含有相位信息,且可以抑制白噪声,适用于非线性和非高斯系统的描述,因而其估计结果更为接近实际^[14-17]。现今,高阶谱估计算法常用于地震勘探、机械故障诊断、天体光变周期分析、信号处理与目标识别等众多领域^[18-21],但尚未查到高阶谱用于高光谱信号处理与分析的相关文献。本文以受重金属铜离子(Cu^{2+})和铅离子(Pb^{2+})胁迫生长的玉米叶片光谱数据为研究对象,将高阶谱中的双谱估计方法应用于玉米叶片微分光谱处理,以双谱三维图方式实现 Cu^{2+} 和 Pb^{2+} 污染定性分析与污染元素的种类辨别,并通过灰度-梯度共生矩阵(Gray gradient co-occurrence matrix, GGCM)提取双谱平面图的纹理特征^[22-24],用所提取的纹理特征值来定量诊断玉米叶片的污染程度。

1 数据获取

玉米叶片光谱数据采集于分别受 $CuSO_4 \cdot 5H_2O$

和 $Pb(NO_3)_2$ 胁迫下的盆栽“中糯 1 号”玉米植株,并采用其中 0、250、500、750、1 000 $\mu g/g$ 5 个质量比梯度胁迫的玉米叶片光谱数据作为研究对象,为了模拟真实环境下的土壤重金属污染,计算各重金属胁迫组所需的 $CuSO_4 \cdot 5H_2O$ 、 $Pb(NO_3)_2$ 试剂剂量后,按花盆标注添加到对应花盆中并搅拌均匀,每个胁迫梯度各设置 3 个平行组。实验过程中, Cu^{2+} 、 Pb^{2+} 胁迫的 750 $\mu g/g$ 和 1 000 $\mu g/g$ 梯度下的盆栽玉米叶片在幼苗期开始渐渐枯萎,无法用于后续数据分析,故最后数据来源于 0、250、500 $\mu g/g$ 3 个胁迫梯度, Cu^{2+} 和 Pb^{2+} 的 3 个胁迫梯度分别标注为 CK(0)、Cu(250)、Cu(500) 和 CK(0)、Pb(250)、Pb(500)。

光谱数据采集时使用波段为 350 ~ 2 500 nm 的美国 SVC HR-1024I 型高性能地物光谱仪,采集过程安排在室内进行,采集到的光谱反射系数用专用的平面白板进行标准化处理。另外,每棵玉米植株分别测量了其老(old,O)、中(middle,M)、新(new,N)3 种叶片光谱。每片光谱各测量 3 次,去除异常光谱值后取平均作为最终结果。

玉米叶片光谱数据采集结束后,对各叶片样品作冲洗、干燥、粉碎等预处理,再进行高纯硝酸、高氯酸消化处理,然后用 WFX-120 型原子吸收分光光度计测定叶片样品中 Cu^{2+} 含量,用 PerkinElmer, Elan DRC-e 型等离子体质谱分析仪测定 Pb^{2+} 含量。

2 理论与方法

2.1 谱估计

一个随机过程可用累积量从时域来描述其统计特性,也可用高阶谱(包括功率谱)从频域来描述其统计特性。实际中常用有限长度数据估计一随机过程的高阶累积量谱,一般有 BT、周期图等常规法与 AR、MA 和 ARMA 等模型参数法。常规法直接且容易实现,但其应用能力受到估计的统计方差和频率分辨率限制;而模型参数法谱估计和信号模型联系紧密,它不限定信号模型的最小相位系统,且频率分辨率性能远优于常规法。在谱分析时,较多应用 ARMA 模型参数法的高阶谱估计,主要是 ARMA 模

型与谱分析的发展密切,也是继最大熵谱后讨论最多的谱分析。随机过程(如信号等)高阶累积量的多维傅里叶变换称为高阶谱估计^[25]。其中,三阶谱(也称双谱)定义为三阶自相关函数的二重傅里叶变换,故三阶谱的高阶谱估计即为双谱估计。本文采用 ARMA 模型参数法进行光谱数据序列的双谱估计。

2.2 ARMA 参数模型法高阶谱估计

高阶谱能抑制高斯噪声且分辨能力强,尤其适用于盲信号、非线性或非高斯信号的分析 and 处理,信号经过处理后能得到相位、能量和非线性等有用信息^[26]。高阶谱研究中的“热点”是三阶谱(双谱),因其阶数最低,容易实现,含有功率谱中所没有的相位信息。三阶谱(双谱)估计能够获取高阶谱的所有特征^[14],因此应用较为广泛。

双谱估计有利于提取光谱间变异的弱信息,故可利用双谱估计对光谱信号进行处理。双谱估计的 ARMA 模型参数法是将已知有限长非正态分布的数据序列,通过三阶累积量估计序列确定 ARMA 模型参数,然后进行双谱估计。设光谱信号为 $x(t)$,则 3 阶累积量为

$$C_{3,x}(\tau_1, \tau_2) = E[x(t)x(t+\tau_1)x(t+\tau_2)] \quad (1)$$

式中 τ_1, τ_2 ——时延 $E[\cdot]$ ——数学期望

通常 k 阶谱对应于 $(k-1)$ 谱,即 3 阶谱对应双谱,而第 k 阶谱定义为对应 k 阶累积量序列的傅里叶变换^[19]。则双谱定义为

$$S_{3,x}(\omega_1, \omega_2) = \sum_{\tau_1=-\infty}^{\infty} \sum_{\tau_2=-\infty}^{\infty} C_{3,x}(\tau_1, \tau_2) \exp(-j(\omega_1 \tau_1 + \omega_2 \tau_2)) \quad (2)$$

式中 ω_1, ω_2 ——频率变量 j ——虚数单位

利用式(1)、(2)可得双谱估计的 bisp_rts 矩阵和 bisp_qs 矩阵。首先,基于式(1)和式(2)对高阶谱工具箱中的 amarts 和 amaqqs 函数进行编译;接着依据编译的 amarts 和 amaqqs 函数处理信号,以获取各函数相应的 ARMA 模型参数;然后利用这 2 种 ARMA 模型参数构建复数型的 bisp_rts 和 bisp_qs 矩阵;最后,采用实数化后的 bisp_rts 和 bisp_qs 矩阵分别绘制各矩阵的双谱平面图和双谱三维图。

2.3 灰度-梯度共生矩阵

图像中像元灰度是构成一幅图像的基础,而灰度变化则表示了该图像梯度特征和边缘信息^[27],利用图像灰度和梯度的信息综合可构建灰度-梯度共生矩阵(GGCM),并用于提取图像的边缘特征以反映图像中的变化信息。在双谱估计中,是通过构建

双谱平面图的 GGCM,提取双谱平面图 bisp_rts 和 bisp_qs 矩阵的纹理特征,从而分析光谱变异的变化程度。

(1) GGCM 的生成。设 N 行 M 列的双谱平面图为 $f(x, y)$ ($x=1, 2, \dots, N; y=1, 2, \dots, M$)。首先利用梯度算子获取 $f(x, y)$ 的梯度矩阵 $g(x, y)$,再对梯度矩阵进行变换处理,得到 $G(x, y)$ 梯度矩阵,记为

$$G(x, y) = \frac{g(x, y) - g_{\min}}{g_{\max} - g_{\min}}(L_g - 1) \quad (3)$$

其中 $g_{\max} = \max(g(x, y))$ $g_{\min} = \min(g(x, y))$
式中 L_g —— $G(x, y)$ 中的梯度级(一般限制到 32 级)

则灰度-梯度矩阵为 $\{H_{ij}, i=0, 1, \dots, L-1; j=0, 1, \dots, L_g-1\}$ 。其中, L 为双谱平面图的灰度级(一般限制到 256 级); H_{ij} 定义为 $\{(x, y) | f(x, y) = i, G(x, y) = j\}$ 中的像点个数,最后归一化处理 H_{ij} , 获得 GGCM, 记为 $C(i, j)$

$$C(i, j) = \frac{H_{ij}}{\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L_g-1} H_{ij}} \quad (4)$$

(2) 双谱平面图对应 bisp_rts 或 bisp_qs 矩阵的纹理特征提取。根据多次实验分析,筛选出 GGCM 的灰度分布不均匀性(T_1)、能量(T_2)、小梯度优势(T_3)的 3 个纹理特征参量,计算公式分别为^[14]

$$T_1 = \frac{\sum_{i=0}^{L-1} \left(\sum_{j=0}^{L_g-1} C(i, j) \right)^2}{\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L_g-1} C(i, j)} \quad (5)$$

$$T_2 = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L_g-1} C(i, j) \quad (6)$$

$$T_3 = \frac{\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L_g-1} C(i, j) (j+1)^2}{\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L_g-1} C(i, j)} \quad (7)$$

3 污染元素识别与污染程度诊断

通过原始光谱数据曲线的对比分析,不同胁迫梯度的盆栽玉米叶片光谱间相似度极高,难以用传统的光谱分析方法识别玉米叶片重金属 Cu 或 Pb 污染元素种类以及诊断污染程度的有效信息。针对这一问题,可利用高阶谱估计的 ARMA 模型参数法,估计得到双谱平面图和双谱三维图;然后基于双谱三维图进行叶片中 Cu^{2+} 和 Pb^{2+} 污染定性分析以及污染元素的种类识别;再通过 GGCM 提取双谱平面图对应 bisp_rts 或 bisp_qs 矩阵的 T_1 、 T_2 、 T_3 纹理

特征值,用于玉米叶片 Cu^{2+} 、 Pb^{2+} 污染的定量分析并诊断其所受污染程度。

3.1 叶片微分光谱的双谱估计

(1)叶片光谱数据的一阶微分处理。对不同胁迫梯度下所有的玉米叶片光谱作一阶微分处理。因叶片光谱数据的波谱分辨率高,波段间隔小,所以经微分处理后的数据波动性变大,扩大了光谱间变异的差异,从而有利于高阶谱估计和提取重金属污染的有效信息。

(2)双谱平面图和双谱三维图的绘制。将不同胁迫梯度下玉米叶片的微分光谱数据依次进行 ARMA 模型参数法估计,通过多次的估计结果对比分析,确定估计的参数最佳值。由实验可得,当把 ARMA 模型中 amarts 和 amafs 函数中变量设置为: p 、 q 分别设置为 2、1,累积量阶数为 3,maxlag 为 10,

samp_seg 为 128,overlap 为默认值 0,flag 为默认为 biased(有偏)后,可获取识别 Cu^{2+} 和 Pb^{2+} 污染元素种类的最佳模型参数;然后把最佳模型参数应用于双谱估计的 bispect 函数,得到实数化的 bisp_rts 和 bisp_qs 矩阵并绘制出双谱平面图;再运用 Matlab 中的 mesh 函数,绘制实数化 bisp_rts 和 bisp_qs 矩阵的双谱三维图。

3.2 叶片铜铅污染的定性分析与元素识别

(1)基于 bisp_qs 矩阵双谱三维图的叶片 Cu^{2+} 和 Pb^{2+} 污染定性分析。依据实数化 bisp_qs 矩阵,绘制不同胁迫梯度下玉米老(O)、中(M)、新(N)3种叶片微分光谱的双谱三维图如图 1、2 所示。图 1 为健康玉米叶片微分光谱的双谱三维图,图 2 为不同 Pb^{2+} 和 Cu^{2+} 胁迫梯度下玉米叶片微分光谱的双谱三维图。

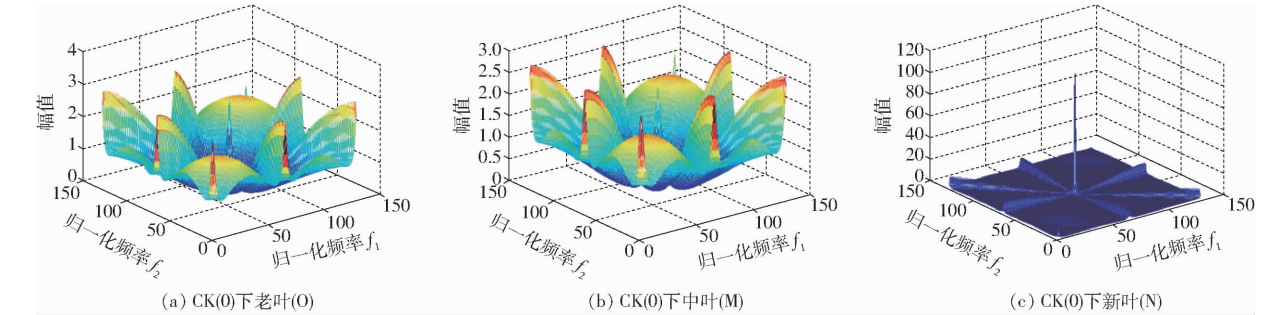


图 1 健康玉米老、中、新叶片微分光谱 bisp_qs 矩阵的双谱三维图

Fig. 1 Bispectral 3D graphs on bisp_rts matrix of differential spectra of old, middle and new healthy maize leaves

由图 1、2 可看出,图 1 中健康叶片微分光谱双谱三维图中间会有明显竖起的“尖塔”;而图 2 中受 Cu^{2+} 和 Pb^{2+} 污染的叶片微分光谱双谱三维图中间的“尖塔”都会全部消失;因此得出,基于 bisp_qs 矩阵的双谱三维图中有无“尖塔”,可定性分析玉米叶片是否已受 Cu^{2+} 和 Pb^{2+} 的重金属污染。

(2)基于 bisp_rts 矩阵双谱三维图的叶片 Cu^{2+} 或 Pb^{2+} 污染元素种类识别。依据实数化 bisp_rts 矩阵,绘制不同胁迫梯度下玉米老(O)、中(M)、新(N)3种叶片微分光谱的双谱三维图如图 3、4 所示,其中,图 3 为不同 Pb^{2+} 胁迫梯度下玉米叶片微分光谱的双谱三维图,图 4 为不同 Cu^{2+} 胁迫梯度下玉米叶片微分光谱的双谱三维图。

由图 3 可看出,受 Pb^{2+} 污染的玉米 O、M 叶片微分光谱双谱三维图外圈会出现红色“圆顶”形状,中间会有蓝色的低谷;由图 4 可看出,受 Cu^{2+} 污染的玉米 O、M 叶片微分光谱双谱三维图外圈会出现蓝色“刀锋”形状,中间会有蓝色“尖塔”。因此得出,基于 bisp_rts 矩阵的双谱三维图中出现的“圆顶”或“刀锋、尖塔”形状,能够直观可视地辨别出 Cu^{2+} 或 Pb^{2+} 污染元素的种类。

但根据不同胁迫梯度下玉米 N 叶片微分光谱的双谱三维图,如图 3c、图 3f 和图 4c、图 4f 所示,不能辨别出 Cu^{2+} 或 Pb^{2+} 污染元素的种类,可能与新叶片的生化特征或对重金属元素的富集能力有关,其中的原因有待进一步研究。

3.3 叶片污染程度的定量诊断

依据 bisp_rts 和 bisp_qs 矩阵与双谱估计的 bispect 函数,绘制不同胁迫梯度下玉米老(O)、中(M)、新(N)3种叶片微分光谱的双谱平面图,如图 5 所示(共生成了 36 幅图,因篇幅所限,仅列出不同 Pb^{2+} 胁迫梯度下 O、M、N 污染叶片微分光谱的部分双谱平面图)。根据双谱平面图以及上述的双谱三维图,都难以明显地可视观察或定量诊断叶片的重金属污染程度。因此,需利用 GGCM 来定量分析玉米叶片的 Cu^{2+} 和 Pb^{2+} 污染程度。

由于 bisp_rts 和 bisp_qs 矩阵实数化后矩阵仍偏小,故本文中再将实数化 bisp_rts 和 bisp_qs 矩阵扩大 15 倍。进而可利用式(5)~(7)计算不同胁迫梯度下玉米叶片微分光谱相关的 bisp_rts 和 bisp_qs 矩阵的 T_1 、 T_2 、 T_3 纹理特征参量值。由于 Cu^{2+} 、 Pb^{2+} 对玉米叶片光谱影响机理可能不一样,故分别利用

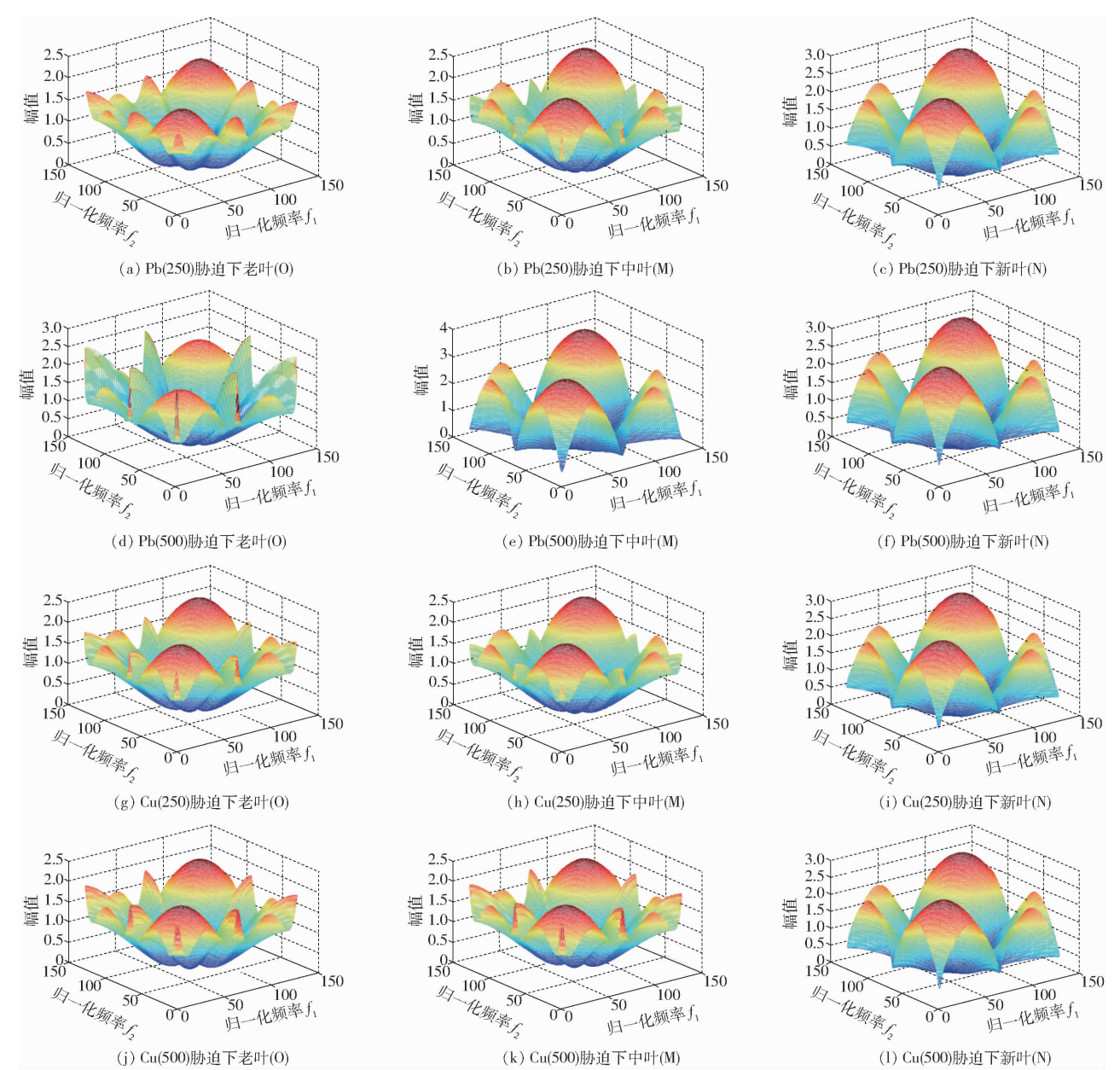


图2 不同 Pb^{2+} 和 Cu^{2+} 胁迫梯度下老、中、新玉米叶片微分光谱 bisp_qs 矩阵的双谱三维图

Fig.2 Bispectral 3D graphs on bisp_rts matrix of differential spectra of old, middle and new maize leaves stressed by different Pb^{2+} and Cu^{2+} concentrations

不同的纹理特征值来定量分析玉米叶片的 Cu^{2+} 和 Pb^{2+} 污染程度。

(1)玉米叶片的 Pb^{2+} 污染程度诊断。实数化 bisp_rts 矩阵的灰度分布不均匀性值 (T_1)、能量值 (T_2) 均能反映玉米 O、M 叶片中 Pb^{2+} 含量的变化, 故需根据 bisp_rts 矩阵计算不同 Pb^{2+} 胁迫梯度下污染的 O、M 叶片微分光谱双谱平面图相应 bisp_rts 矩阵的 T_1 、 T_2 值, 如表 1 所示。由表 1 可见, T_1 、 T_2 值和 O、M 叶片中测定的 Pb^{2+} 含量间相关系数 R^2 均能达到 0.94 以上, 所以基于 T_1 、 T_2 值可诊断 O、M 叶片 Pb^{2+} 的污染程度。

(2)玉米叶片的 Cu^{2+} 污染程度诊断。实数化 bisp_qs 矩阵中小梯度优势值 (T_3) 能反映玉米 O、M

叶片中 Cu^{2+} 含量的变化, 故需根据 bisp_qs 矩阵计算不同 Cu^{2+} 胁迫梯度下污染的 O、M 叶片微分光谱双谱平面图相应 bisp_qs 矩阵的 T_3 值, 如表 2 所示。由表 2 可见, T_3 值和 O、M 叶片中测定的 Cu^{2+} 含量间决定系数 R^2 均能达到 0.92 以上, 所以基于 T_3 值可诊断 O、M 叶片 Cu^{2+} 的污染程度。

由表 1、2 可见, 不同胁迫梯度下玉米 N 叶片的 T_1 、 T_2 、 T_3 特征值与叶片中 Cu^{2+} 和 Pb^{2+} 含量的决定系数 R^2 均较小, 相关性差, 所以, 不能根据 T_1 、 T_2 、 T_3 特征值诊断 N 叶片的重金属 Cu^{2+} 和 Pb^{2+} 污染程度, 可能也是与新叶片的生化特征或对重金属元素的富集能力有关, 其中原因有待进一步研究。

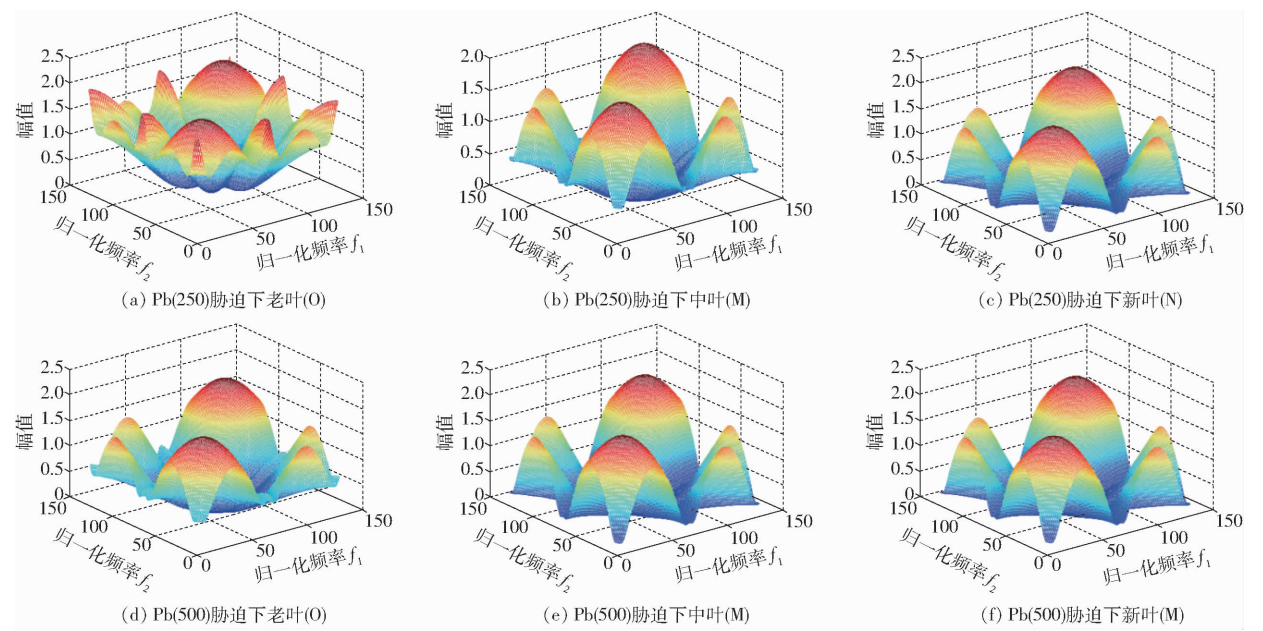


图 3 不同 Pb^{2+} 胁迫梯度下老、中、新玉米叶片微分光谱 bisp_rts 矩阵的双谱三维图

Fig. 3 Bispectral 3D graphs on bisp_rts matrix of differential spectra of old, middle and new maize leaves stressed by different Pb^{2+} concentrations

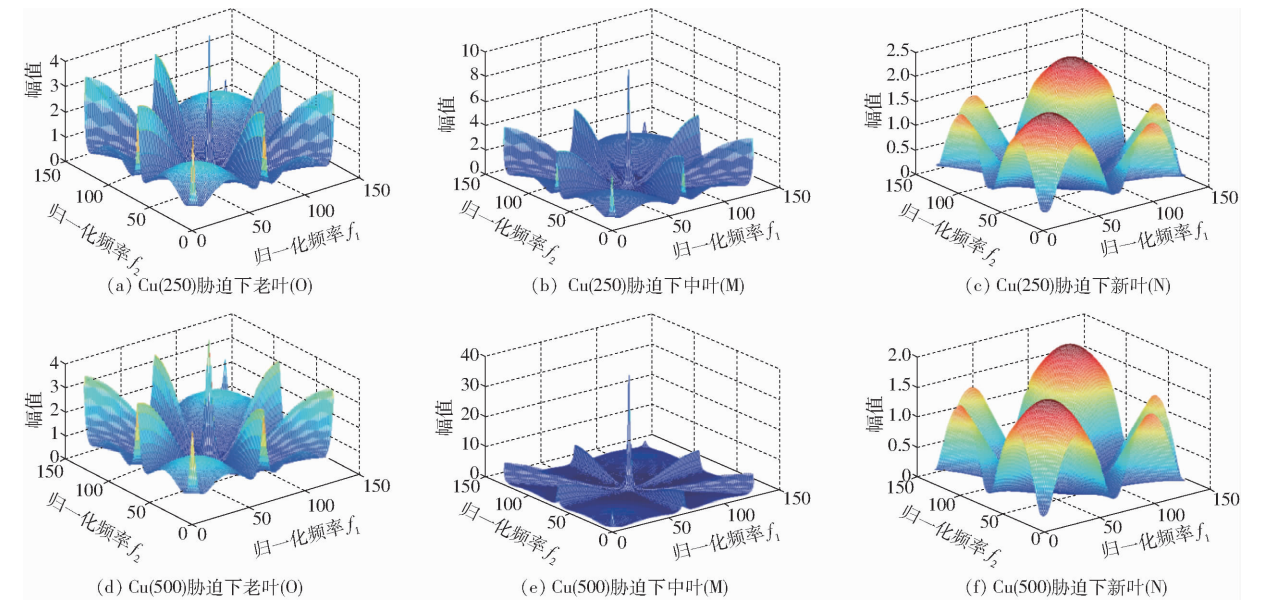


图 4 不同 Cu^{2+} 胁迫梯度下老、中、新玉米叶片微分光谱 bisp_rts 矩阵的双谱三维图

Fig. 4 Bispectral 3D graphs on bisp_rts matrix of differential spectra of old, middle and new maize leaves stressed by different Cu^{2+} concentrations

表 1 Pb^{2+} 污染的 T_1 、 T_2 特征值及其与叶片中 Pb^{2+} 含量决定系数 (R^2)

Tab.1 T_1 , T_2 feature values and R^2 between feature values and measured Pb^{2+} contents in leaves polluted by Pb^{2+}		灰度分布的不均匀性 T_1			能量 T_2		
		O	M	N	O	M	N
Pb^{2+} 胁迫梯度	叶片中 Pb^{2+} 含量的 测定值/ $(\mu\text{g}\cdot\text{g}^{-1})$						
CK(0)	3.16	555.044 4	549.118 7	605.663 0	0.009 9	0.009 4	0.012 80
Pb(250)	13.32	610.356 9	643.072 4	718.395 3	0.013 5	0.019 0	0.023 70
Pb(500)	18.12	631.027 3	745.248 2	700.967 1	0.017 3	0.025 1	0.022 89
决定系数 R^2		0.997 2	0.948 8	0.799 9	0.953 6	0.994 1	0.857 9

4 结束语

基于不同浓度重金属 Cu^{2+} 、 Pb^{2+} 胁迫的污染玉

米叶片微分光谱数据,利用高阶谱估计的 ARMA 模型参数法,对各胁迫梯度下污染的老(O)、中(M)、新(N)玉米叶片微分光谱数据序列进行双谱估计,

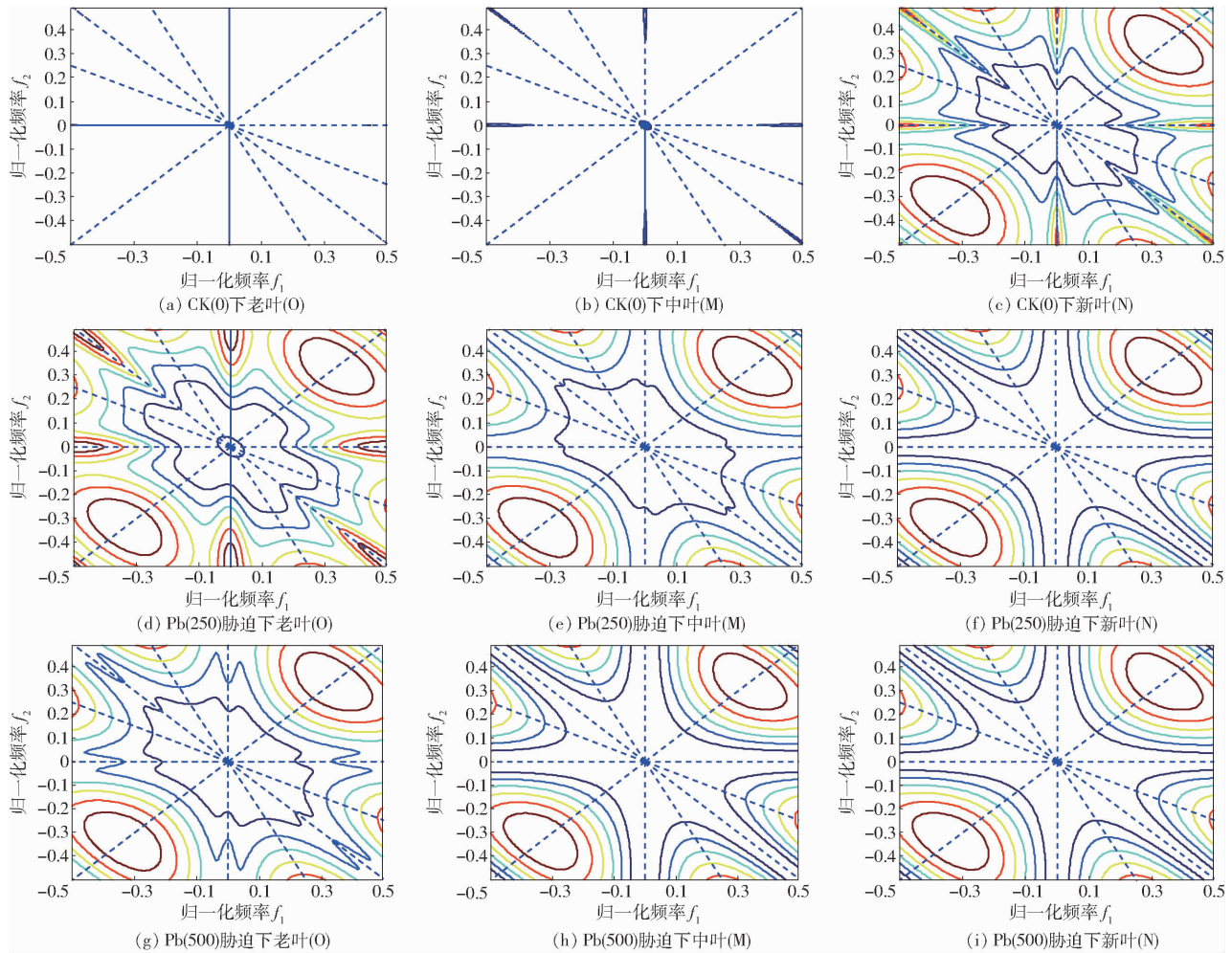


图5 不同 Pb^{2+} 胁迫梯度下老、中、新玉米叶片微分光谱的双谱平面图

Fig.5 Bispectral plans on differential spectra of old, middle and new maize leaves stressed by different Pb^{2+} concentrations

表2 Cu^{2+} 污染的 T_3 特征值及其与叶片中 Cu^{2+} 含量决定系数 (R^2)

表.2 T_3 feature value and R^2 between feature value and measured Cu^{2+} contents in leaves polluted by Cu^{2+}		小梯度优势 T_3		
Cu^{2+} 胁迫梯度	叶片中 Cu^{2+} 含量的 测定值/ $(\mu\text{g}\cdot\text{g}^{-1})$			
		O	M	N
CK(0)	1.08	0.403 4	0.392 8	0.412 6
Cu(250)	4.96	0.381 3	0.387 9	0.214 9
Cu(500)	9.46	0.372 2	0.382 4	0.218 7
决定系数 R^2		0.924 7	0.999 7	0.696 8

根据构建估计结果的 bisp_rts 或 bisp_qs 矩阵并绘制相应的双谱平面图和双谱三维图,提出了一种直观可视的玉米叶片 Cu^{2+} 、 Pb^{2+} 污染定性分析和污染元素种类识别的快速判别方法,所有玉米叶片的污染定性分析率达到 100%,O 和 M 玉米叶片的污染元素种类识别率达到 100%。同时提出了一种玉米叶片 Cu^{2+} 、 Pb^{2+} 污染程度诊断方法,即:基于 bisp_rts

或 bisp_qs 矩阵中灰度和梯度的信息综合,构建相应矩阵的灰度-梯度共生矩阵(GGCM),经实验筛选出有利于 Cu^{2+} 和 Pb^{2+} 污染程度诊断的 GGCM 纹理特征参量,通过求取 bisp_rts 矩阵的 GGCM 纹理特征值,能较好地诊断 O 和 M 玉米叶片的 Pb^{2+} 污染程度,通过求取 bisp_qs 矩阵的 GGCM 纹理特征值,能较好地诊断 O 和 M 玉米叶片的 Cu^{2+} 污染程度。

参 考 文 献

1 邓会娟,季根源,易锦俊,等. 中国铜矿资源现状及国家级铜矿床实物地质资料筛选[J]. 中国矿业, 2016,25(2): 143 – 149.
DENG Huijuan, JI Genyuan, YI Jinjun, et al. Current status of copper-ore resources in China and screening of national copper-ore geological material data[J]. China Mining Magazine, 2016, 25(2): 143 – 149. (in Chinese)

2 顾佳妮,张新元,韩九曦,等. 全球铅矿资源形势及中国铅资源发展[J]. 中国矿业, 2017, 26(2): 16 – 20.
GU Jiani, ZHANG Xinyuan, HAN Jiuxi, et al. Global lead resources situation and the development of lead resources in China[J]. China Mining Magazine, 2017, 26(2): 16 – 20. (in Chinese)

- 3 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. 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 Shaanxi Province[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(10): 223–228. (in Chinese)
- 4 ZHANG X, ZHONG T, LIU L, et al. Impact of soil heavy metal pollution on food safety in China[J]. Plos One, 2015, 10(8): e135182.
- 5 阮玉龙, 李向东, 黎廷宇, 等. 喀斯特地区农田土壤重金属污染及其对人体健康的危害[J]. 地球与环境, 2015, 43(1): 92–97.
- RUAN Yulong, LI Xiangdong, LI Tingyu, et al. Heavy metal pollution in agricultural soils of the karst areas and its harm to human health[J]. Earth and Environment, 2015, 43(1): 92–97. (in Chinese)
- 6 NGUETA G, PREVOST M, DESHOMMES E, et al. Exposure of young children to household water lead in the Montreal area (Canada): the potential influence of winter-to-summer changes in water lead levels on children's blood lead concentration[J]. Environment International, 2014, 73: 57–65.
- 7 THOMPSON M R, BURDON A, BOEKELHEIDE K. Practice-based evidence informs environmental health policy and regulation: a case study of residential lead-soil contamination in Rhode Island[J]. Science of the Total Environment, 2014, 468–469: 514–522.
- 8 KOPONEN S, PULLIAINEN J, KALLIO K, et al. Lake water quality classification with airborne hyperspectral spectrometer and simulated MERIS data[J]. Remote Sensing of Environment, 2002, 79(1): 51–59.
- 9 BRADLEY B A, JACOB R W, HERMANCE J F, et al. A curve fitting procedure to derive inter-annual phenologies from time series satellite NDVI data[J]. Remote Sensing of Environment, 2007, 106(2): 137–145.
- 10 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类型[J/OL]. 农业机械学报, 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.
- 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. (in Chinese)
- 11 苏春田, 唐健生, 潘晓东, 等. 重金属元素在玉米植株中分布研究[J]. 中国农学通报, 2011, 27(8): 324–327.
- SU Chuntian, TANG Jiansheng, PAN Xiaodong, et al. Distribution research of heavy metal in the corn plants[J]. Chinese Agricultural Science Bulletin, 2011, 27(8): 324–327. (in Chinese)
- 12 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): 344–352.
- 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): 344–352. (in Chinese)
- 13 陈兵, 韩焕勇, 王方永, 等. 利用光谱红边参数监测黄萎病棉叶叶绿素和氮素含量[J]. 作物学报, 2013, 39(2): 319–329.
- CHEN Bing, HAN Huanyong, WANG Fangyong, et al. Monitoring chlorophyll and nitrogen contents in cotton leaf infected by verticillium wilt with spectral red edge parameters[J]. Acta Agronomica Sinica, 2013, 39(2): 319–329. (in Chinese)
- 14 赵蓉, 史红梅. 基于高阶谱特征提取的高速列车车轮擦伤识别算法研究[J]. 机械工程学报, 2017, 53(6): 102–109.
- ZHAO Rong, SHI Hongmei. Research on wheel-flat recognition algorithm for high-speed train based on high-order spectrum feature extraction[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2017, 53(6): 102–109. (in Chinese)
- 15 王志刚, 王宏超. 基于双谱分析特征提取的汽轮机故障智能诊断[J]. 中国工程机械学报, 2016, 14(5): 460–463.
- WANG Zhigang, WANG Hongchao. Intelligent fault diagnosis on turbine based on bispectrum feature extraction[J]. Chinese Journal of Construction Machinery, 2016, 14(5): 460–463. (in Chinese)
- 16 ZHAO Xiongwen, GUO Chunxia, LI Jingchun. Mixed recognition algorithm for signal modulation schemes by high-order cumulants and cyclic spectrum[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2016, 38(3): 674–680.
- 17 DAS B, TALUKDAR M, SARMA R, et al. Multiple feature extraction of electroencephalograph signal for motor imagery classification through bispectral analysis[J]. Procedia Computer Science, 2016, 84: 192–197.
- 18 郭朴. 高阶统计量在地震勘探中的应用[J]. 石化技术, 2017(2): 182–193.
- 19 赵子伟, 艾红. 高阶谱在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 煤矿机械, 2015(7): 303–305.
- 20 张然, 姜晓艳, 刘彦东. 噪声源信号的高阶谱分析[J]. 舰船科学技术, 2016, 38(14): 61–63.
- ZHANG Ran, JIANG Xiaoyan, LIU Yandong. Higher order spectral analysis of noise signal[J]. Ship Science and Technology, 2016, 38(14): 61–63. (in Chinese)
- 21 唐洁, 张雄. 基于双谱估计的 BL Lac 天体 S5 0716 + 714 光变周期[J]. 物理学报, 2010, 59(10): 7516–7522.
- TANG Jie, ZHANG Xiong. Optical variability periodicity analysis of BL Lac object S5 0716 + 714 based on bispectrum estimation[J]. Acta Physica Sinica, 2010, 59(10): 7516–7522. (in Chinese)
- 22 梁建, 张占睦, 李俊, 等. 基于灰度-梯度共生矩阵的植被提取方法[J]. 海洋测绘, 2013, 33(1): 29–31.
- LIANG Jian, ZHANG Zhanmu, LI Jun, et al. Research on extraction of vegetation based on gray level-grads co-occurrence matrix[J]. Hydrographic Surveying and Charting, 2013, 33(1): 29–31. (in Chinese)
- 23 ZHI L J, ZHANG S M, ZHAO D Z, et al. Medical image retrieval based on gray level co-occurrence matrix and gradient phase mutual information[J]. Journal of Northeastern University, 2010, 31(3): 357–358.
- 24 ZHU X J, LIU D, ZHANG Q, et al. Research of the nar palmprint classification based on gray level co-occurrence matrix and SVM[J]. Journal of Computers, 2011, 6(7): 1535–1541.
- 25 孙洁娣, 靳世久. 基于小波包能量及高阶谱的特征提取方法[J]. 天津大学学报, 2010, 43(6): 562–566.
- SUN Jiedi, JIN Shijiu. Feature extraction method based on wavelet packet energy and high-order spectrum[J]. Journal of Tianjin University, 2010, 43(6): 562–566. (in Chinese)
- 26 崔江, 王友仁, 刘权. 基于高阶谱与支持向量机的电力电子电路故障诊断技术[J]. 中国电机工程学报, 2007, 27(10): 62–66.
- CUI Jiang, WANG Youren, LIU Quan. The technique of power electronic circuit fault diagnosis based on higher-order spectrum analysis and support vector machines[J]. Proceedings of the CSEE, 2007, 27(10): 62–66. (in Chinese)
- 27 戴光, 崔巍, 张颖, 等. 基于灰度-梯度共生矩阵的焊缝缺陷聚类分析[J]. 中国安全科学学报, 2013, 23(3): 79–85.
- DAI Guang, CUI Wei, ZHANG Ying, et al. Clustering analysis of weld defect based on gray-gradient co-occurrence matrix[J]. China Safety Science Journal, 2013, 23(3): 79–85. (in Chinese)