引文格式：李培源,李康宁,张嘉璐,等. 基于高光谱遥感的天然气微泄露植被胁迫识别研究[J]. 地理空间信息, 2026, 24(1): 13-17. doi:10. 3969/j.issn. 1672-4623.2026.01.003

基于高光谱遥感的天然气微泄露植被胁迫识别研究

李培源，李康宁*，张嘉璐，丁志广，李一灿，蒋金豹
（中国矿业大学（北京） 地球科学与测绘工程学院，北京 100083）

摘　要：天然气储气库的泄露将导致经济、生态和安全等方面的问题。高光谱遥感可通过泄露区域植被的光谱变化间接检测泄露情况。以大豆为研究对象，设计了模拟天然气泄露胁迫的田间对照实验，分析了天然气泄露胁迫下大豆的冠层光谱特征。结果表明，与正常生长的大豆冠层光谱相比，胁迫中期的大豆冠层光谱变化显著。对对照区和实验区 550~1 000 nm 波段范围内的大豆冠层光谱进行单因素方差分析，以 P <0.05 检验水平下各期结果中 $F>F_{mean}$ 的波段为天然气泄露胁迫敏感波段，设计了天然气泄露胁迫大豆指数（NGSBI）；并基于Jeffries-Matusita定量检验法与LIC、$NDVI_{705}$、NPCI指数的识别效果进行比较，证明了在大豆胁迫中期NGSBI能很好地识别出天然气微泄露对大豆的胁迫。

关键词：天然气微泄露；植被胁迫识别；大豆；光谱特征；单因素方差分析；指数模型
中图分类号：P237　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2026）01-0013-05

Research on Vegetation Stress Identification by Natural Gas Micro-leakage Based on Hyperspectral Remote Sensing

LI Peiyuan, LI Kangning, ZHANG Jialu, DING Zhiguang, LI Yican, JIANG Jinbao
(School of Geosciences and Surveying and Mapping Engineering, China University of Mining and Technology (Beijing), Beijing 100083, China)

Abstract: The leakage of natural gas storage facilities can lead to issues related to economics, ecology, and safety. Hyperspectral remote sensing can indirectly detect leakage through the spectral changes of vegetation in the leakage area. We performed a field experiment using beans as test plants, to study the bean canopy spectral characteristics under natural gas leakage stress. The results showed that the bean canopy spectra during the medium-term stress period exhibited significant changes compared to those of normally growing beans. By performing the one way analysis of variance on the spectra of beans in the control and experimental plots within the 550~1 000 nm wavelength range, the bands with P<0.05 and $F>F_{mean}$ were selected as sensitive bands. The natural gas stress bean index (NGSBI) was constructed using the selected bands. We used the Jeffries-Matusita distance method to compare this result with LIC, $NDVI_{705}$ and NPCI. The result shows that NGSBI can well identify the stress of natural gas micro-leakage on beans during the medium-term stress period.

Key words: natural gas micro-leakage, vegetation stress identification, bean, spectral characteristic,one way analysis of variance, index model

天然气作为一种环保低碳、高效可靠的清洁能源，是我国能源结构的重要组成部分，其社会需求量日益增加[1]。近年来我国天然气消费快速增长，2021 年全国天然气消费量为 3 690 亿 m^3，增量为 410 亿 m^3，同比增长 12.5%[2]；同时天然气储气能力也快速提升，2022 年我国长输天然气管道总里程达到 11.8 万 km，全国新增储气能力约为 50 亿 m^3[3]。受地下管道缺陷与腐蚀、自然与地质灾害、人为因素等影响，天然气在长输管道运输和地质存储过程中存在泄露风险。天然气泄露会导致碳排放的增加，造成经济、生态和安全损失[4-5]，阻碍我国“双碳目标”的推进[6]。地下天然气泄露将导致相应地表植被产生胁迫反应，因此利用高光谱遥感技术研究植被胁迫的光谱变化特征，可以识别遭受胁迫的植被，从而间接检测地下天然气的泄露情况。众多学者[7-15]对天然气胁迫识别进行研究，但如何利用指数模型识别不同生长阶段的胁迫植被尚未可知。因此，本文通过野外实验模拟地下天然气泄露对地表大豆的胁迫处理，研究其对大豆的影响以及大豆光谱曲线特征差异，并设计了基于高光谱遥感的天然气微泄露下大豆胁迫识别模型，为利用高光谱遥感识别天然气微泄露提供参考。

项目来源：国家自然科学基金资助项目（42271389）。
第一作者简介：李培源（2004—），本科，研究方向为农业遥感，E-mail：peiyuan-li@outlook.com。
通信作者：李康宁（1993—），博士，讲师，研究方向为资源环境定量遥感，E-mail：kangning@cumtb.edu.cn。

1 实验设计与内容

1.1 实验设计

本文选取的实验地点位于北京市大兴区[16]，实验田地长40 m、宽20 m，设计了8个2.5 m×2.5 m的大豆实验小区（图1）；奇数小区为实验区，实验过程中通入天然气，偶数小区为对照区，不通气。天然气泄露点在各实验小区中心下方60 cm处，泄露速率为1 L/min，实验时间为2019年6—9月。大豆样本于6月15日播种，待长出叶片且长势稳定后，7月4日开始持续通气，9月3日通气结束。

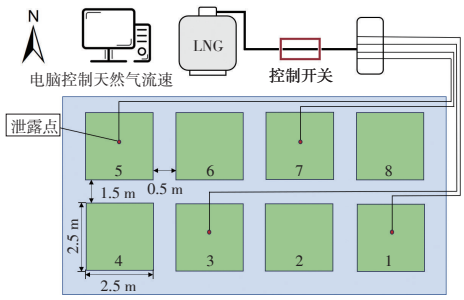


图1 实验田地平面示意图

1.2 冠层光谱数据采集与预处理

实验采用GXH-3050E红外气体分析仪进行甲烷浓度测量，依次测量10个采样点的土壤气体浓度。由于实验植被的根系主要分布在30 cm深度的土壤中，因此经过数据插值和等高线拟合，获得了30 cm深度土壤中甲烷气体的浓度分布（图2）。分析甲烷气体浓度分布可为光谱数据采集点的选取提供参考。实验采用SVC HR-1024i光谱仪进行冠层光谱数据采集，其光谱范围为350~2 500 nm，共1 024个波段，光纤视场角为25°[17]。选择晴朗无云的天气，在10:30—13:30进行测量。根据甲烷浓度能反映天然气泄露胁迫程度的原理，将采样点分为3组：①甲烷浓度为0，将处于对照区中相同位置的4点设置为对照组；②将实验区中甲烷浓度为30%~45%且远离泄露点的两点Edge1和Edge2设置为边缘组；③将实验区中甲烷浓度为45%~60%且靠近泄露点的两点Center1和Center2设为中心组。实验区4个数据采样点设置在采样间隔为50 cm、自东向西均经过天然气泄漏点的一条直线上。每个小区的4个采样点取50次测量数据均值作为该点光谱反射率值，再取各组别内各点光谱均值作为组别最终光谱。每块小区测量前进行一次标准板校正。

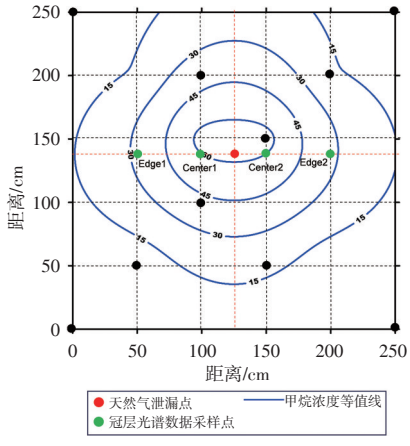


图2 甲烷浓度分布和数据采样点

采用5点加权平滑法对光谱数据进行平滑处理[18]，即

$$R_S=\frac{1}{2.5}\left(\frac{1}{4}R_{i-2}+\frac{1}{2}R_{i-1}+R_i+\frac{1}{2}R_{i+1}+\frac{1}{4}R_{i+2}\right) \quad (1)$$

式中，R_i为波段i的反射率。

由于植被的蒸腾作用将影响大豆在近红外波段的光谱反射率，含有较多噪声，因此在实验中仅保留340~1 000 nm的冠层光谱数据，并对异常的光谱曲线样本进行奇异值剔除，减小其对光谱均值数据造成的影响。实验采用的胁迫中期大豆冠层光谱数据测量日期分别为7月21日（通气18 d）、7月26日（通气23 d）、7月30日（通气27 d）。

1.3 单因素方差分析（ANOVA）

特征波段选择是研究植被信息的一种方法[19]，也常用于提取高光谱数据特征。在保持光谱特性不变的基础上，为获取天然气微泄露大豆胁迫的最优识别波段，本文采用ANOVA进行特征波段选择。在本文中因素为重采样间隔1 mm的离散波段，实验水平为对照组、中心组和边缘组3类，利用ANOVA分析检验其任意两组在某波段的反射率均值是否具有显著性差异[20-21]，构造如下假设：

$$H_0:\ \mu_i^k=\mu_j^k,\ i\neq j \quad (2)$$

$$H_1:\ \mu_i^k\neq\mu_j^k,\ i\neq j \quad (3)$$

式中，k为不同的因素；i、j为不同的实验水平。

在$P<0.05$的检验水平下，统计量F值越大，表示两个实验水平在该波段的反射率均值差异越显著[22]，该波段能更好地识别天然气微泄露胁迫。

1.4 Jeffries-Matusita距离

本文采用Jeffries-Matusita距离检验所设计的指数对天然气泄露胁迫大豆的识别能力。Jeffries-Matusita距离的数据范围为$(0,\sqrt{2})$，当$0<J_{ij}^2\leqslant1.0$时，类别间不具备可分性；当$1.0<J_{ij}^2\leqslant1.8$时，类别间有一定可分性但有部分重叠；当$1.8<J_{ij}^2\leqslant2.0$时，类别间具有很好的可分性[23-24]。Jeffries-Matusita距离的计算公式为[25]：

$$J_{ij}=\sqrt{2(1-e^{-B_{ij}})} \quad (4)$$

$$B_{ij}=\frac{1}{8}\left(\boldsymbol{M}_i-\boldsymbol{M}_j\right)^{\mathrm{T}}\left[\frac{V_i+V_j}{2}\right]^{-1}\left(\boldsymbol{M}_i-\boldsymbol{M}_j\right)+\frac{1}{2}\ln\frac{\left|\left(V_i+V_j\right)/2\right|}{\left(\left|V_i\right|\left|V_j\right|\right)^{\frac{1}{2}}} \tag{5}$$

式中，$\boldsymbol{M}_i$、$\boldsymbol{M}_j$ 为类别 i、j 的样本均值向量；V_i、V_j 为相应的矩阵样本协方差[26]。

1.5　对比植被光谱指数

本文选取LIC、$NDVI_{705}$、NPCI植被指数与所设计的指数进行对比分析。其中，$LIC=R_{440}/R_{740}$[27]，$NDVI_{705}=(R_{750}-R_{705})/(R_{750}+R_{705})$[28]，$NPCI=(R_{680}-R_{430})/(R_{680}+R_{430})$。

2　实验结果与分析

2.1　天然气泄漏胁迫大豆冠层光谱特征

预处理后的大豆冠层光谱曲线见图3，可以看出，在整个胁迫中期对照区的大豆冠层光谱曲线与胁迫区的曲线差异较大；天然气泄露胁迫18 d后，对照区与胁迫区大豆的冠层光谱反射率在可见光和近红外区域出现明显变化，在可见光区域表现为对照组<边缘组<中心组，在近红外区域表现为中心组<对照组<边缘组；胁迫23 d后，在可见光区域边缘组和对照组的差别不大，中心组的光谱反射率大于另外两组，在近红外区域中心组的光谱反射率则明显小于另外两组；胁迫27 d后，中心组的光谱反射率显著下降，在可见光区域对照组和边缘组的光谱几乎一致，均小于中心组，在近红外区域边缘组的光谱反射率略高于对照组，且明显高于中心组。

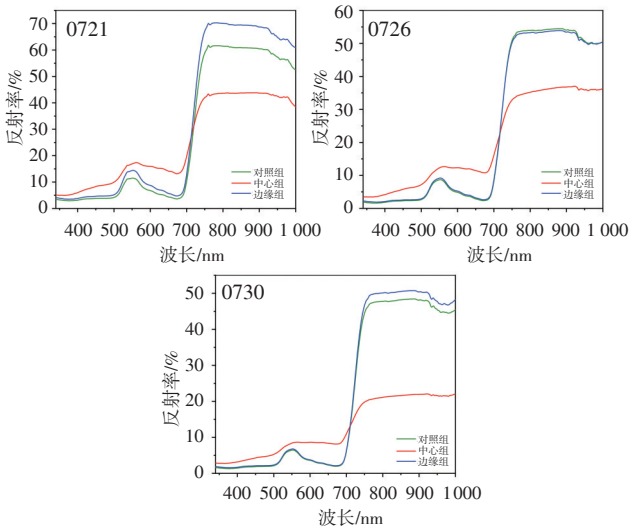


图3　大豆的冠层光谱曲线

综合分析不同泄露浓度和胁迫程度的大豆冠层光谱特征曲线变化发现，570~700 nm范围内的胁迫中心大豆光谱反射率明显高于健康大豆，随着受胁迫程度的加深，光谱曲线间的显著性差异更明显；760~1 000 nm范围内的胁迫中心大豆光谱反射率明显低于健康的光谱反射率，随着受胁迫程度的加深，反射率降低更快，在数值上具有显著差异，由此可见，570~700 nm和760~1 000 nm波段对大豆受天然气微泄露胁迫较敏感。

2.2　天然气泄露胁迫大豆最优波段选择

在550~1 000 nm波段范围内，对某期的3组光谱数据进行两两组合，再进行ANOVA分析，分别获得对应组别的 P 值和 F 值。在 P <0.05的检验水平下，筛选出各组 $F>F_{mean}$ 的波段作为最优识别波段，结果见图4，3类组别间光谱反射率具有显著性差异（P <0.05）的波段范围由对应的彩色阴影表示，黑色阴影区域表示在550~700 nm波段范围内提取的最优识别波段范围。

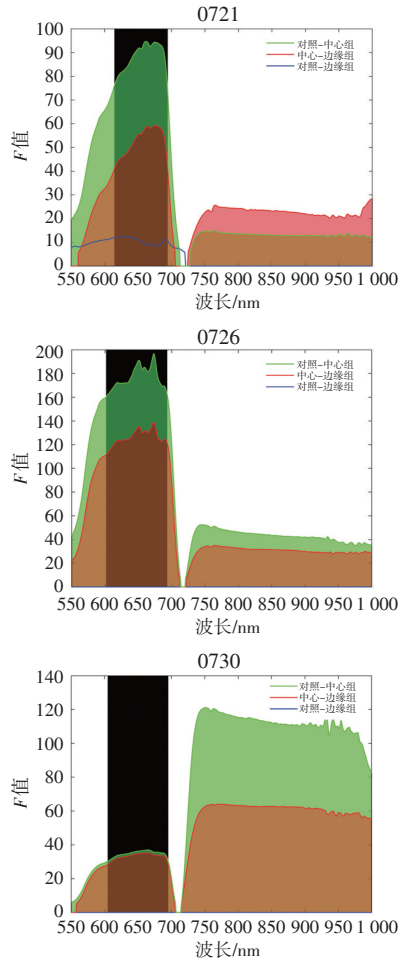


图4　基于ANOVA的最优波段选择

统计各期550~700 nm范围内最优波段（$F>F_{mean}$）出现的次数发现，出现次数最多的波段范围为615~693 nm，共计3次。对该范围内的波段进行 F 值求和分析，确定天然气泄露胁迫大豆最优识别波段。结果表明，该波段范围内 F 值之和存在两个明显的峰值，分别对应651 nm和673 nm波段，因此本文选取651 nm和673 nm作为最优识别波段。在近红外波段范围内，各波段均有显著性差异（P <0.05）且各波段的 F 值差

异不明显，因此选取800 nm作为最优识别波段，且该波段也被广泛应用于各类植被指数[29-35]。

2.3 基于高光谱遥感的天然气微泄露下大豆胁迫识别模型

为充分利用651、673、800 nm三个波段的光谱特征差异，本文设计了基于高光谱遥感的天然气微泄露下大豆胁迫指数（NGSBI），强化了不同泄露浓度胁迫下大豆光谱特征差异，表现为天然气微泄露胁迫中心大豆的NGSBI显著高于正常大豆，且随着胁迫程度越深，NGSBI越高。

$$\mathrm{NGSBI}=\left(R_{651}+R_{673}\right)/R_{800} \tag{6}$$

NGSBI与LIC、$NDVI_{705}$、NPCI等植被指数在大豆生长中期内的变化情况见图5，可以看出，中心区NGSBI持续升高、LIC先降后升，总体呈渐进升高趋势；边缘区和对照区的NGSBI、LIC持续降低至同一稳定水平，且二者数值无显著差异，说明此时中心区大豆继续受胁迫影响，边缘区大豆由于生长力旺盛，生长状况逐渐恢复，与正常大豆长势趋于一致。中心区$NDVI_{705}$逐渐减小，对照区和边缘区$NDVI_{705}$指数逐渐增大，且差值逐渐减小趋于0，说明此时中心区、对照区和边缘区的$NDVI_{705}$与NGSBI、LIC变化方向虽相反，但变化趋势、节点均保持一致，能有效说明$NDVI_{705}$与NGSBI、LIC具有一致的识别能力。中心区NPCI变化规律与NGSBI、LIC一致，但对照区和边缘区的NPCI变化规律难以说明大豆胁迫生长的情况。与LIC、$NDVI_{705}$、NPCI相比，NGSBI的中心区与边缘区、对照区差值最大，随着受胁迫程度的加深，变化趋势较明显，识别效果优于其他指数。

2.4 模型识别效果检验

Jeffries-Matusita距离检验结果见图6，可以看出，NGSBI、LIC、$NDVI_{705}$、NPCI的Jeffries-Matusita距离均高于1.8，说明NGSBI、LIC、$NDVI_{705}$、NPCI在大豆胁迫生长中期对天然气微泄露胁迫中心具有良好的识别能力，且能有效区分胁迫中心和边缘。对照—边缘组NGSBI、LIC、$NDVI_{705}$、NPCI的Jeffries-Matusita距离均小于1，说明这些指数难以分辨对照区和边缘区，其原因在于，由于生长力旺盛，边缘区大豆生长状况逐渐恢复，与正常大豆长势趋于一致。

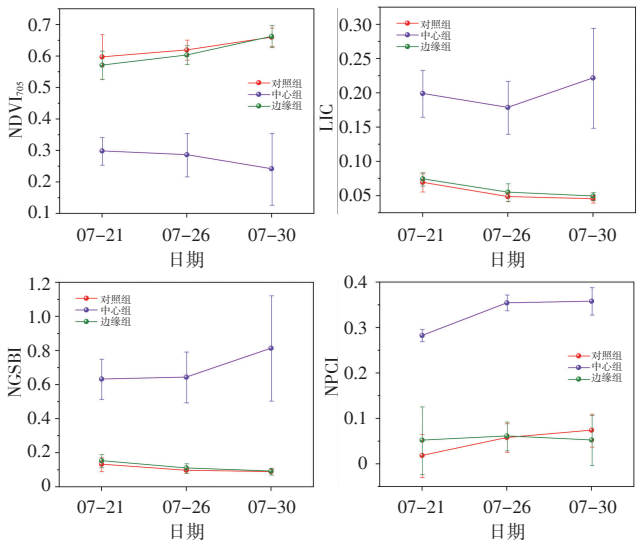


图5 各种植被指数在大豆生长中期内的变化

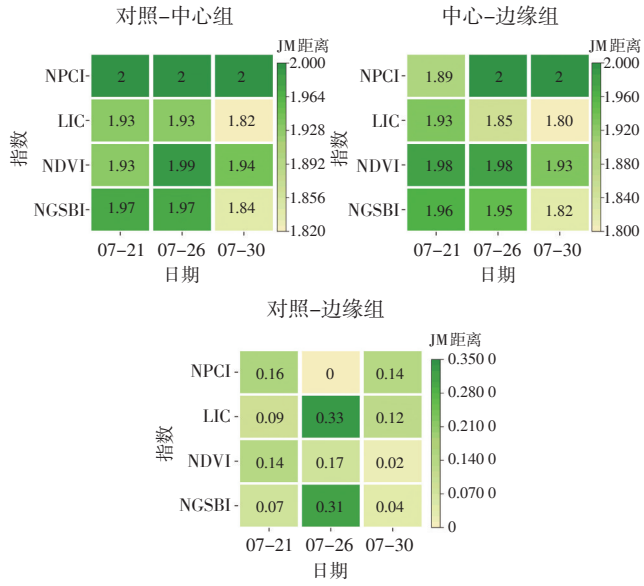


图6 不同指数模型下的类间Jeffries-Matusita距离热图

3 结 论

地下天然气泄露使附近植被受到胁迫影响，引起植被冠层光谱发生变化，以大豆为例，具体表现为反射率在570~700 nm范围内升高，在760~1 000 nm范围内降低。本文通过ANOVA确定天然气微泄露胁迫大豆的最优识别波段为651 nm、673 nm和800 nm，并构建NGSBI模型。指数变化分析结果表明，NGSBI的可识别性优于其他指数。Jeffries-Matusita距离定量检验结果证明，在大豆的胁迫中期NGSBI能很好地识别出天然气微泄露对大豆的胁迫。

本文研究结果可为使用近地和空中平台进行地下天然气长输管道和天然气存储库的泄露检测提供了理论和方法的支持，但由于仅选取大豆进行光谱特征分析，NGSBI的普适性需要更多植被实验进行检验。高光谱遥感存在“同物异谱”和“同谱异物”现象，因此仅凭借光谱特征进行识别可能存在误差。针对该问题，未来研究将以多种常见植被为研究对象，聚焦于利用近地表的高光谱遥感影像提取图像特征，并结合光谱特征进行综合识别。

参考文献

[1] 刘峰，王海起，王鑫冉，等. 基于WebGIS的天然气管网路由

系统研究[J]. 地理空间信息,2024,22(8):76-80

[2] 国家能源局. 中国天然气发展报告(2023)[R/OL]. (2023-07-21)[2024-10-08]. https://www. emerinfo. cn/download/zgtrqfzbg2003001. pdf

[3] 国家能源局. 中国天然气发展报告(2022)[R/OL]. (2022-08-19)[2024-10-08]. https://www. nea. gov. cn/1310654101_16611369890181n. pdf

[4] Ren L,Jiang T,Jia Z,et al. Pipeline Corrosion and Leakage Monitoring Based on the Distributed Optical Fiber Sensing Technology[J]. Measurement,2018,122:57-65

[5] Lukonge A B, Cao X. Leak Detection System for Long-distance Onshore and Offshore Gas Pipeline Using Acoustic Emission Technology: A Review[J]. Transactions of the Indian Institute of Metals,2020,73(7):1 715-1 727

[6] 孙桂候,徐军,张静雯,等. 利用多源数据分析江苏省碳源/汇时空格局[J]. 地理空间信息,2024,22(9):7-12

[7] 陈云浩,蒋金豹,Michael D S,等. 地下储存CO2泄漏胁迫下地表植被光谱变化特征及识别研究[J]. 光谱学与光谱分析,2012,32(7):1 882-1 885

[8] Smith K L, Steven M D, Colls J J. Spectral Responses of Pot-grown Plants to Displacement of Soil Oxygen[J]. International Journal of Remote Sensing , 2004 , 25(20): 4 395-4 410

[9] Noomen M F,Skidmore A K,Van der Meer F D,et al. Continuum Removed Band Depth Analysis for Detecting the Effects of Natural Gas, Methane and Ethane on Maize Reflectance[J]. Remote Sensing of Environment,2006,105(3): 262-270

[10] 蒋金豹,何汝艳,Michael D S,等. 模拟实验研究利用植被冠层光谱探测CO_2轻微泄漏点[J]. 光谱学与光谱分析,2015,35(10):2 781-2 786

[11] 李辉,蒋金豹,陈绪慧,等. 基于连续小波变换的地下天然气微泄漏点识别模型[J]. 光谱学与光谱分析,2019,39(12): 3 743-3 748

[12] 蒋金豹,何汝艳,Michael D S. 基于连续小波变换的地下储存CO_2泄漏高光谱遥感监测[J]. 煤炭学报,2015,40(9): 2 152-2 158

[13] 李梦梦,蒋金豹,刘东. 高光谱遥感识别地下储存天然气微泄漏点[J]. 光谱学与光谱分析,2018,38(12):3 809-3 814

[14] Wang X, Jiang J, Cui X, et al. An Interval Band Selection Method Based on Class Saliency Map to Identify Vegetation Under Natural GasMicro-leakage Stress[J]. Microchemical Journal,2024,196:109 623

[15] Pan Y, Jiang J, Li K, et al. Identificating Vegetation Stress Under Natural Gas Micro-leakage Based on Leaf Scale Temporal Hyperspectrum[J]. International Journal of Remote Sensing,2023,44(21):6 825-6 844

[16] 姚胜男,蒋金豹,史晓霞,等. 天然气微泄漏胁迫下大豆冠层叶绿素含量的高光谱估测[J]. 地理与地理信息科学,2019,35(5):22-27

[17] 李辉,刘姣升,蒋金豹,等. 基于冬小麦高光谱图像的天然气微泄漏胁迫区域提取[J]. 光谱学与光谱分析,2024,44(3): 770-776

[18] Smith K L, Steven M D, Colls J J. Use of Hyperspectral Derivative Ratios in the Red-edge Region to Identify Plant Stress Responses to Gas Leaks[J]. Remote Sensing of Environment,2004,92(2):207-217

[19] 梁志林,张立燕,曾现灵,等. 高光谱遥感城市植被识别方法研究[J]. 地理空间信息,2017,15(2):72-75

[20] 蔡庆空,李二俊,蒋金豹,等. 联合光谱—空间信息的短波红外高光谱图像茶叶识别模型[J]. 光谱学与光谱分析,2019,39(8):2 522-2 527

[21] 蒋金豹,乔小军,何汝艳,等. 用近红外高光谱图像区分不同品质的建筑涂料[J]. 光谱学与光谱分析,2016,36(2): 379-383

[22] Neter J, Wasserman W, Kutner M H. Applied Linear Statistical Models: Regression, Analysis of Variance, and Experimental Designs[M]. Irwin: Homewood,1990

[23] Jiang J B, Li Y F, Guo H Q, et al. Spectral Characteristics and Identification Research of Soybean Under Different Disease Stressed[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2012,32(10):2 775-2 779

[24] Adam E, Mutanga O. Spectral Discrimination of Papyrus Vegetation (CyperusPapyrus L.) in Swamp Wetlands Using Field Spectrometry[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing,2009,64(6):612-620

[25] Swain P H, Davis S M. Remote Sensing: the Quantitative Approach[M]. New York: McGraw-Hill International Book Company,1978

[26] Qiao X J, Jiang J B, Li H, et al. Spectral Analysis and Index Models to Identify Moldy Peanuts Using Hyperspectral Images[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2018, 38(2): 535-539

[27] Noomen M F, van der Werff H M A, van der Meer F D. Spectral and Spatial Indicators of Botanical Changes Caused by Long-term Hydrocarbon Seepage[J]. Ecological Informatics,2012,8:55-64

[28] Gitelson A, Merzlyak M N. Spectral Reflectance Changes Associated with Autumn Senescence of Aesculus Hippocastanum L. and Acer Platanoides L. Leaves. Spectral Features and Relation to Chlorophyll Estimation[J]. Journal of Plant Physiology,1994,143(3):286-292

[29] 冉维维. 融合光谱—空间—时相特征的天然气微泄漏胁迫植被识别[D]. 北京:中国矿业大学(北京),2021

[30] Haboudane D, Miller J R, Pattey E, et al. Hyperspectral Vegetation Indices and Novel Algorithms for Predicting Green

(下转第109页)