

# 基于高光谱图像的草原地表微斑块识别研究



张涛\*

内蒙古农业大学机电工程学院, 内蒙古呼和浩特 010018

**摘要:** 荒漠化草原地表微斑块的识别分类是草原退化动态监测的重要指标。目前, 传统监测方法存在成本大、分类难度大、适用面积小等问题, 而卫星遥感分辨率较低, 难以满足对草原荒漠化的动态监测。本研究基于荒漠草原地表微斑块的光谱特性, 结合现有植被指数模型特点提出比值调节植被指数 (Ratio Adjusted Vegetation Index, RAVI)。研究结果表明, 总体识别精度为 99.6%, Kappa 系数为 0.994, 相对于 DNVI、SAVI、RVI、DVI 四种植被指数模型总体精度分别提高了 39.5%、37.8%、39.3%、27.3%, Kappa 系数分别提高 0.49、0.472、0.489、0.356。鼠洞、阴影、裸土、植被四类地物的识别阈值分别为 (1, 1.0112)、(1.0112, 1.0437)、(1.0437, 1.1409)、(1.1409,  $\infty$ ), 各地物之间总体识别精度均大于 90%。RAVI 法的提出, 适用于草原荒漠化地表微斑块的识别分类提取, 能达到同一植被指数模型识别多种地物的要求, 为荒漠草原地表微斑块的识别与分类提供了一种理论方法, 为大面积草原退化监测提供了可能。

**关键词:** 微斑块; 高光谱遥感; 荒漠化草原; 识别与分类; RAVI

**DOI:** [10.57237/j.cst.2023.04.005](https://doi.org/10.57237/j.cst.2023.04.005)

## Identification of Grassland Surface Micro-patch Based on Hyperspectral Imagery

Zhang Tao\*

College of Mechanical and Electrical Engineering, Inner Mongolia Agricultural University, Hohhot 010018, China

**Abstract:** The identification and classification of surface micro-patches in desertified grassland are crucial for dynamically monitoring grassland degradation. However, current traditional monitoring methods have several limitations such as high cost, difficult classification, and a small applicable area. In addition, the low resolution of satellite remote sensing makes it difficult to meet the precision requirements for dynamic monitoring of grassland desertification. In this study, we propose a ratio-adjusted vegetation index incorporating the spectral characteristics of surface micro-patches in desert steppe and the features of existing vegetation index models. The findings reveal an impressive overall recognition accuracy of 99.6% and a Kappa coefficient of 0.994. Notably, the proposed ratio-adjusted vegetation index outperforms four other vegetation index models, namely DNVI, SAVI, RVI, and DVI, by improving the overall accuracy by 39.5%, 37.8%, 39.3%, and 27.3%, respectively, with corresponding Kappa coefficients of 0.49, 0.472, 0.489, and 0.356. Additionally, the detection thresholds for rat hole, shadow, bare soil, and vegetation are determined to be (1, 1.0112), (1.0112, 1.0437), (1.0437, 1.1409), and (1.1409,  $\infty$ ),

\*通信作者: 张涛, taozhang626@163.com

respectively, while vegetation recognition accuracy remains consistently above 90%. Consequently, the RAVI method is found to be suitable for identifying, classifying, and extracting surface micro-patches of grassland desertification. Moreover, it can support the identification of various ground objects with the same vegetation index model, thereby providing a theoretical framework for classifying surface micro-patches in the desert steppe. Importantly, it opens up possibilities for monitoring the degradation of vast grassland areas.

**Keywords:** Micro-patch; Hyperspectral Remote Sensing; Desert Steppe; Recognition and Classification; RAVI

## 1 引言

草原是陆地生态系统的重要组成部分,也是畜牧业可持续发展的物质基础。荒漠草原是草原生态系统中的最后一道屏障,在过度放牧和气候变化的影响下,原本的草本植被开始逐渐被其他低矮单一的植被和灌木所替代[1, 2]。这些植被与原生植被之间具有明显差异,它们长势稀疏、种类单一和土壤裸露面积增加。草原荒漠化的形成对草原牧草质量和生产能力造成了一定的影响,减少了畜牧业的生产总额,对当地的经济造成一定的影响[3, 4]。

中国的草原面积总数达  $3.93 \times 10^8 \text{ hm}^2$ ,占国土面积41%,属于中国最大的生态系统,仅次于澳大利亚[5, 6]。据统计,内蒙古自治区拥有草原面积  $8.8 \times 10^7 \text{ hm}^2$ ,占全国草原总面积的22%,全区土地面积的一半以上[7]。根据2015年全国荒漠化土地面积监测,内蒙古自治区荒漠化面积达  $6.09 \times 10^7 \text{ hm}^2$ ,占全国荒漠化总面积23.3%,是中国草原荒漠化最严重的地区之一。2017年内蒙古自治区生态环境状况公报显示,内蒙古草原退化面积接近70%,严重威胁当地生态环境安全[8]。因此,探索一种高效、高精度的草原荒漠化动态监测已经刻不容缓。

草原荒漠化的同时会形成大量的裸露斑块,它们是草原荒漠化最明显的特征之一。通过准确识别这些微斑块的面积有助于草原的科学管理,是评价草原荒漠化的一个重要指标。传统上,草原荒漠化微斑块的调查以人工勘测和卫星遥感为主[9, 10]。然而,人工勘测通常需要花费大量的人力物力,对大面积的微斑块调查成本较高;此外,卫星遥感的空间分辨率低、访问周期长,这对于地表微斑块的精准识别分类无法满足精度要求。朱相兵[11]等人提出MPI-T阈值法实现对荒漠化草原鼠洞的单一识别研究;皮伟强[12]等人通过

对两种植被指数结合提出SMPI模型,分步实现了对鼠洞、植被的提取。综上所述,利用高光谱对于荒漠化草原地表微斑块的识别分类是可行的,这为后续的草原退化动态监测提供了一种可能。但是前人的研究在荒漠草原微斑块的识别中,多数采用已有的植被指数或多种植被指数联合提取,存在提取地物类型单一、识别繁琐等问题,无法达到同一植被指数模型识别多种地物的要求。

本研究主要以内蒙古自治区四王子旗境内荒漠化草原地表微斑块为研究对象,利用高光谱仪对地表微斑块进行高光谱数据采集。采用平滑函数以及指数函数对高光谱数据进行预处理,基于荒漠草原地表微斑块地物之间的光谱特征,结合现有植被指数模型提出一种新的植被指数对荒漠草原地表微斑块进行识别分类,即比值调节植被指数(Ratio adjusted vegetation index, RAVI)。该植被指数的提出,填补了现有植被指数对荒漠化草原地表微斑块识别不足的空白,为草原退化的动态监测提供了一种新的理论方法。

## 2 材料与方法

### 2.1 研究区域

本文研究试验区域位于内蒙古四子王旗(东经  $111.88^\circ$ 、北纬  $41.78^\circ$ ),海拔高度为1456m,属于中国荒漠化草原的典型代表,地理位置如图1所示。该区年均气温在  $1\text{--}6^\circ\text{C}$ ,日照足温差大,无霜期短,年降水量为280mm,属于中温带大陆性季风气候。主要植被类型有短花针茅、冷蒿和无芒隐子草。植被稀疏低矮,土壤类型以淡栗钙土为主[13, 14]。

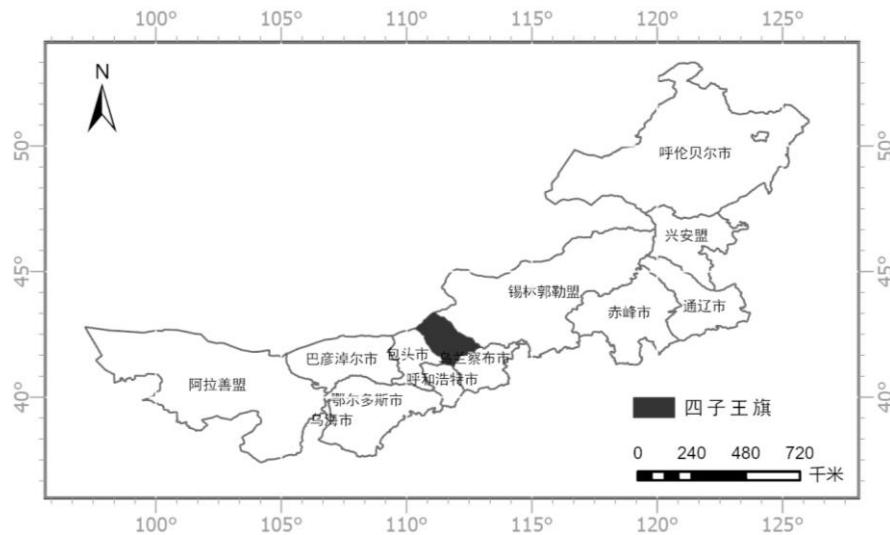


图 1 研究区域

## 2.2 试验器材

本研究采用四川双利合谱科技有限公司研制的 GaiaSky-mini 型高光谱仪, 成像系统采用内置扫描系统和增稳系统, 扫描速度 60line/s。波段数共 256 个, 光谱分辨率为 3.5nm, 波长范围在 400~1000nm。

## 2.3 数据获取

野外高光谱数据采集时间在 2018 年 7-8 月与 2019 年 7-8 月。选择采集时间在中午 10:00-14:00 之间, 镜头垂直拍摄(高度 1.2m), 风力在 3 级以下的晴朗天气, 无云雾, 自然光下采集(目的是降低气候变化对数据采集的影响, 确保每次数据采集的环境状况相同)。在试验区共放置 50 个地物样方(如图 2 所示), 样方尺寸采用 0.5 m×0.5 m, 需包含鼠洞、植被、裸土三类地物。为提高采集数据的可用性, 每个样方拍摄不少于 5 次。

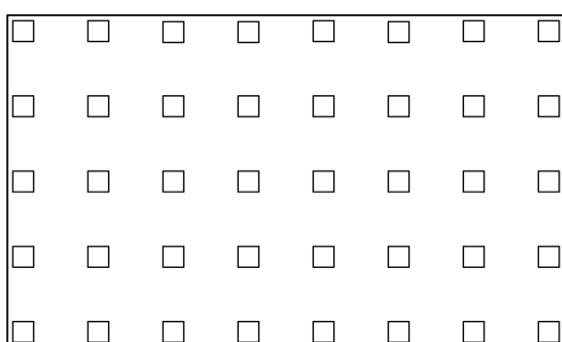


图 2 鼠洞样方示意图

## 3 RAVI 法的提出

### 3.1 数据预处理

由于在采集过程中存在诸多因数, 需要将高光谱数据导入 Spec VIEW 软件中进行数据筛选, 对过曝光、欠曝光等成像不佳的数据进行剔除。然后, 将筛选出的数据在 Spec VIEW 软件中进行反射率校正。对校正后的数据再次筛选, 挑选出可用的数据。

高光谱图像蕴含众多的光谱信息, 但是数据采集时, 光谱图像会受到众多噪声的干扰, 从而影响成像质量。噪声的类别主要是条带噪声和高斯白噪声两类[15], 这些噪声会对光谱曲线产生不同程度的波动, 对后续的光谱曲线分析造成影响。因此, 在处理数据之前需要对其进行降噪处理。平滑降噪在消除噪声的同时, 能够很好的保持光谱曲线的形状走势, 所以本研究采用平滑函数对采集的数据进行降噪处理。公式如下:

$$P = \text{Smooth}(x, W) \quad (1)$$

式中:  $P$  为降噪后的平滑光谱曲线;  $x$  为原光谱曲线;  $W$  为指定的移动平均滤波器的窗宽, 其值为奇数。经过对  $W$  参数的对比, 当  $W$  为 5 时对光谱曲线的降噪效果最好, 曲线形状与原曲线较为贴合。

降噪后还需对各个波段进行非线性拉伸, 便于后续对各地物之间进行识别分类。指数函数具有较好的性质, 在保证波段信息的同时能有效将各波段进行非线性拉伸。因此, 本次采用指数函数对反射率进行非线性放大。公式如下:

$$R = \exp(x) \quad (2)$$

式中:  $R$  为新的反射率值;  $x$  为需要放大的反射率值。

### 3.2 数据预处理

通过像元纯度指数算法对预处理后的高光谱数据进行处理, 寻找出鼠洞、阴影、裸土、植被四类地物的纯净像元, 从而绘制出其光谱曲线如图 3 所示。

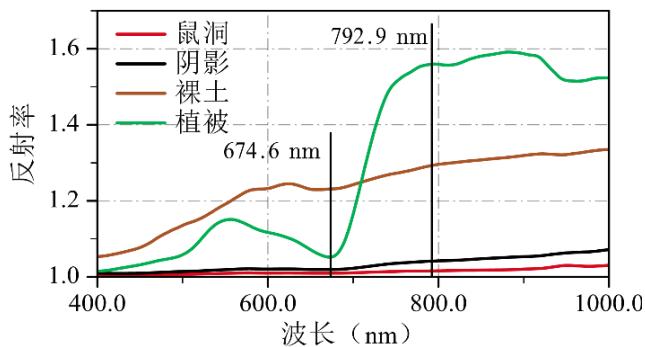


图 3 鼠洞、阴影、裸土、植被的反射率曲线

由图 3 可知, 草原植被在叶绿素的影响下, 光谱曲线在 483.2 nm 与 674.6 nm (红谷) 波段处会形成一个强吸收带, 反射率较低, 在 548.2 nm (绿峰) 波段处形成一个强反射峰, 反射率中等, 在 674.6~792.9 nm 波段之间, 植被反射率陡增, 可近似看成一条直线, 随后趋于平缓; 裸土在全波段上反射率平缓增长, 从起始波段到植被红边附近其反射率值大小一直领先于其他三类地物, 经过红边波段后反射率大小仅次于植被, 而远大于鼠洞与阴影; 鼠洞与阴影的光谱曲线较为相似, 在全波段上反射率值最小, 且从起始波段至红谷波段之间, 两者反射率曲线处于重叠状态, 经过红谷波段之后, 鼠洞与阴影的光谱曲线开始出现明显分界, 但两曲线之间的分界间隔较小, 其中鼠洞的反射率值更小。

RVI 模型是 Jordan [16] 在 1969 年提出最早的植被指数, 该模型对于浓密植被的计算, 其计算结果将会被无限增大, 对于植被的提取效果好。之后 Deering [17] 提出 NDVI 模型, 该模型是遥感行业常用的植被指数, 其计算结果在 -1 到 1 之间, 同样可以有效的提取出植被。后经 Huete [18] 改进提出 SAVI 模型, 该模型相对于 NDVI 增加了土壤调节系数  $L$  ( $L$  取 0~1 之间), 减小了对土壤背景的敏感干扰, 对植被的提取相比于 NDVI 效果更好。故基于本文研究对象的光谱特征, 结

合上述三种植被指数模型特点, 提出比值调节植被指数 (RAVI), 公式如下:

$$RAVI = \frac{B_1(1+L)}{B_2+L} \quad (3)$$

式中:  $B_1$ 、 $B_2$  为选取的特征波段, 其中  $B_1 \neq B_2$ ;  $L$  为调节系数, 范围在 0~1 之间。

## 4 结果与讨论

### 4.1 识别结果

通过前面分析可知, 鼠洞、阴影、裸土、植被四类地物在 674.6~792.9 nm 波段之间时, 各自的光谱曲线具有明显的分界, 在此区间各地物之间的光谱曲线增长有序、光滑无噪声, 所以选取该区间波段为研究区间。不同的波段组合 RAVI 的计算结果也会不同, 对各地物的识别提取精度也会有所影响。所以, 在此规定  $B_1$  为 674.6 nm 波段、取  $L$  为 0.5, 以 30 nm 为间隔, 对研究区间进行  $B_2$  波段选取, 共取 4 份波段。

利用 ENVI5.3 中的波段运算工具 (Band math) 将预处理后的高光谱数据进行 RAVI 运算。经过 RAVI 运算后, 通过感兴趣区域 (Region of interest, ROI) 工具, 利用目视解译法对各个地物进行阈值统计, 从而寻找出各个地物的最佳阈值区间。

由于基于混淆矩阵计算的 Kappa 系数与总体精度 (Overall accuracy, OA) 是一种比较好精度评价指标 [19]。故本研究采用 Kappa 系数与总体精度对不同波段组合的分类结果进行精度评价, 不同地物的识别精度与总精度如图 4 所示。从图中得出, 当  $B_2$  为 703.8 nm 波段时, 在所有分组波段中四类地物的识别效果相较于其他波段组合表现最差; 在阴影的识别中  $B_2$  为 733.3 nm 波段或 763.0 nm 波段时表现最好; 在裸土的识别中, 识别精度呈上升趋势, 但是当到达 733.3 nm 波段时识别精度无明显变化; 在植被的识别中存在与裸土相同的特点, 识别精度在后三个波段中均无差异; 对于总识别精度, 在后三个波段中无明显变化, 但是当  $B_2$  为 733.3 nm 波段和 792.9 nm 波段时总识别精度优于 763.0 nm 波段。因此, 综合上述各个地物的分类精度以及总精度的考虑, 本研究选取特征波段为 674.6 nm 和 733.3 nm。

RAVI 中还包含有调节系数  $L$ , 调节系数值的变化对于荒漠草原地物的识别精度也有一定的影响, 为了更好地识别各类地物, 使识别精度达到最优效果, 现需要对

调节系数的取值大小进行确定, 分别取调节系数为0.25、0.5、0.75, 计算其各个地物分类精度以及总精度如图5所示。从图中可以看出, 调节系数取值过大或则过小均会影响相应地物的识别精度。在植被的识别中, 调节系数的变化对于植被的识别并无影响; 在裸土的识别中, 调节系数的变化对于裸土的识别影响较大, 且随着调节

系数的增大识别精度越小; 从总精度以及鼠洞、阴影的识别精度中可以看出, 调节系数为0.5时识别效果是最优的。综上所述, 本研究对于调节系数选定为0.5, 此时对于草原地表微斑块的识别效果最好, 总体精度在99.6%, Kappa系数为0.994, 满足草原退化监测的精度要求。

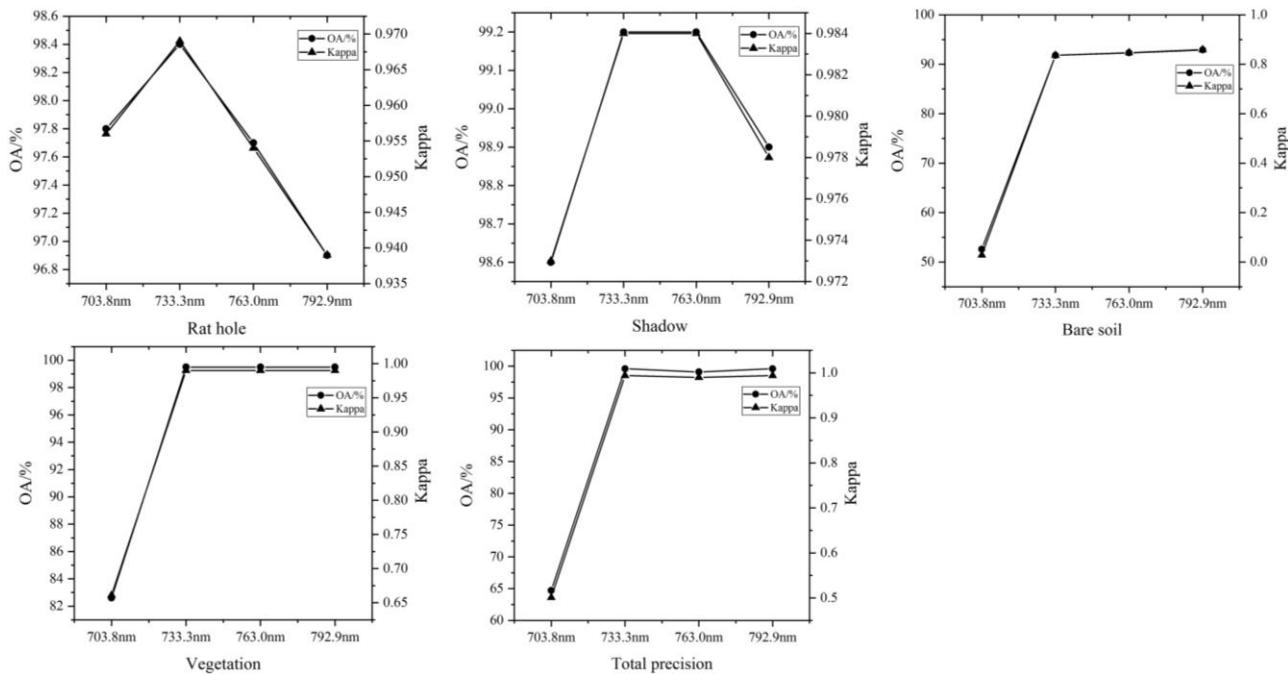


图4 不同波段组合下的地物分类精度比较

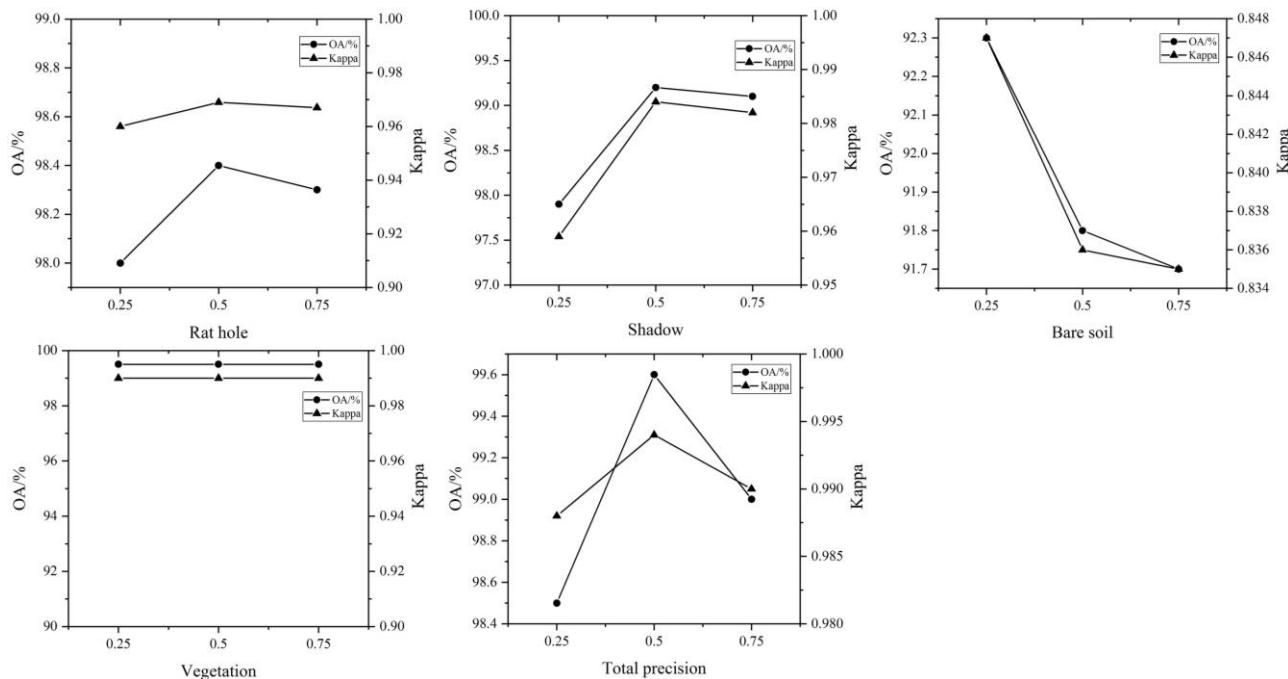


图5 不同调节系数下的地物分类精度比较

## 4.2 讨论

高光谱图像数据经平滑函数处理后有效的降低了光谱图像的噪声, 后经非线性指数放大, 在保留光谱曲线特征的同时放大了光谱图像的特征, 为后续对各个地物的识别提取提供了有效保证。

经过对不同波段的精度对比, 发现两波段之间取值间隔较近时识别效果最差, 随着两波段之间间隔的增长精度随之增加, 当增加一定程度之后精度有所下降, 综合考虑各个地物的识别情况从而选定  $B_1$  与  $B_2$  两波段分别为 674.6 nm 和 733.3 nm。在选定特征波段后, 在对于模型中的调节系数  $L$  进行确定, 发现当  $L$  在 0.5 时, 对于荒漠草原地表微斑块的识别效果最好, 总体精度在 99.6%, Kappa 系数为 0.994。此时, 该模型的对于鼠洞、阴影、裸土、植被四类地物的识别阈值分别为 (1, 1.0112)、(1.0112, 1.0437)、(1.0437, 1.1409)、(1.1409,  $\infty$ ), 阈值分布如图 6。

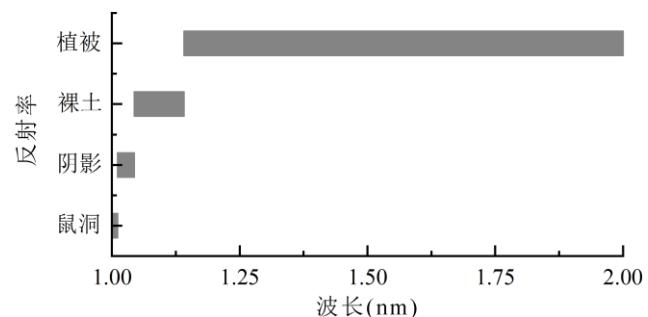


图 6 鼠洞、阴影、裸土、植被的阈值分布

为了更进一步验证 RAVI 指数的可靠性, 现选取归一化植被指数 (Normalized differential vegetation index, NDVI)、土壤调节植被指数 (Soil regulates vegetation index, SAVI)、比值植被指数 (Ratio vegetation index, RVI)、差值植被指数 (Difference vegetation index, DVI) 四种常用植被指数模型进行识别对比。表 1 为各植被指数的实验结果, 图 7 为各植被指数的识别可视化结果。

表 1 不同植被指数模型的精度比较

植被指数模型		OA (%)	Kappa
NDVI	鼠洞	90.0	0.800
	阴影	84.1	0.683
	裸土	50.2	-0.030
	植被	99.3	0.987
	总精度 Total precision	60.1	0.504
SAVI	鼠洞	90.1	0.802
	阴影	84.1	0.683
	裸土	52.0	0.007
	植被	99.4	0.988
	总精度 Total precision	61.8	0.522
RVI	鼠洞	90.0	0.800
	阴影	84.1	0.683
	裸土	50.4	-0.026
	植被	99.3	0.987
	总精度 Total precision	60.3	0.505
DVI	鼠洞	90.6	0.812
	阴影	87.1	0.743
	裸土	63.3	0.250
	植被	99.4	0.989
	总精度 Total precision	72.3	0.638
RAVI	鼠洞	98.4	0.969
	阴影	99.2	0.984
	裸土	91.8	0.836
	植被	99.5	0.990
	总精度 Total precision	99.6	0.994

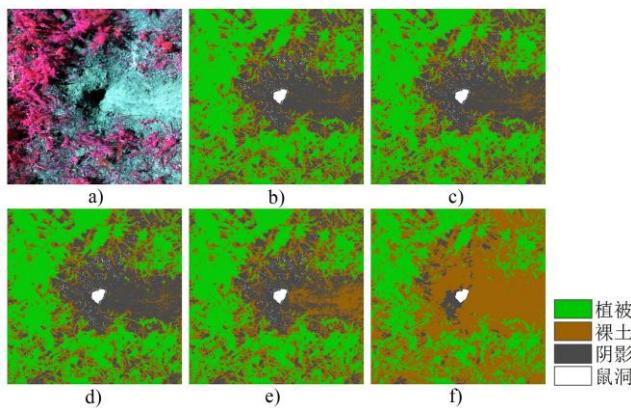


图 7 不同植被指数模型识别结果可视化。(a)标准假彩色; (b)NDVI; (c)SAVI; (d)RVI; (e)DVI; (f)本文方法 (RAVI)

通过表 1 和图 7 中可以看出, 现有的植被指数对于植被的识别具有较高的精度, 提取效果好; 其次是鼠洞的提取, 虽然现有的植被指数模型能很好地提取鼠洞的真实值, 但是从图 7 的 b)~e) 分图中可以看出, 在鼠洞的上部周围存在较多的噪点, 出现多识别现象, 造成部分非鼠洞像素点识别成鼠洞, 实际识别效果过差; 最后是阴影与裸土的提取, 对于这两类地物现有的植被指数模型无法较好的区分, 从图 7 的 b)~e) 分图中可以看出, 现有植被指数模型在识别阴影与裸土时会造成大部分裸土被识别成阴影, 识别精度极差; 四种植被指数精度大小按总体精度排名可分为  $DVI > SAVI > RVI > DVI$ 。上述四种常用植被指数对于荒漠草原地表微斑块的识别提取单一, 对于鼠洞、阴影、裸土识别精度差, 无法满足荒漠草原动态监测要求。

本研究提出 RAVI 植被指数模型对于草原荒漠化地表微斑块的识别具有较好的识别效果, 总识别精度为 99.6%, Kappa 系数为 0.994, 相对于 DNVI、SAVI、RVI、DVI 四种植被指数模型总体精度分别提高了 39.5%、37.8%、39.3%、27.3%, Kappa 系数分别提高 0.49、0.472、0.489、0.356。各地物之间总体识别精度均大于 90%。本研究提出的 RAVI 植被指数模型适用于草原荒漠化地表微斑块的识别分类提取, 能达到同一植被指数识别多种地物的要求, 节约了大量的时间成本, 为荒漠草原地表微斑块的识别与分类提供了一种理论方法。

## 5 结论

基于对研究对象的光谱曲线分析以及各植被指数的研究, 提出 RAVI 植被指数模型。研究发现, 当  $B_1$

为 674.6 nm 波段、 $B_2$  为 733.3 nm 波段、 $L$  为 0.5 时, 对于荒漠草原地表微斑块的识别效果最好, 经精度验证得出总体识别精度可达 99.6%, Kappa 系数为 0.994, 相对于 DNVI、SAVI、RVI、DVI 四种植被指数模型总体精度分别提高了 39.5%、37.8%、39.3%、27.3%, Kappa 系数分别提高 0.49、0.472、0.489、0.356。本研究提出的 RAVI 植被指数模型能有效识别荒漠草原地表微斑块的各种地物, 即鼠洞、阴影、裸土、植被, 可以达到同一植被指数识别多种地物的要求, 填补了现有植被指数对荒漠化草原地表微斑块识别不足的空白。RAVI 的提出提高了荒漠草原地物的识别精度, 为大面积草原退化监测提供一种高效、高精度的识别方法。同时, 该 RAVI 植被指数模型也为其他相关领域提供了一种新思路与理论基础。

## 参考文献

- [1] 张涛, 杜健民, 张海军, 等. 基于无人机高光谱荒漠草原鼠洞识别方法研究 [J]. 光电子·激光, 2022, 33(02): 120-126.
- [2] 李东丽. 草原荒漠化的成因及防治对策 [J]. 林业科技情报, 2020, 52(01): 16-18.
- [3] 王桠楠, 王治铁, 苏日古嘎, 等. 内蒙古典型草原区牧户经营生态旅游的经济和生态效益分析 [J]. 草业科学, 2019, 36(10): 2686-2694.
- [4] Cao Feifei, Li Jiaxun, Fu Xiao, et al. Impacts of land conversion and management measures on net primary productivity in semi-arid grassland [J]. ECOSYSTEM HEALTH AND SUSTAINABILITY, 2020, 6(17490101).
- [5] 赵金龙, 刘永杰, 唐芳林, 等. 中国草原自然公园建设的必要性 [J]. 中国草地学报, 2020, 42(04): 1-7.
- [6] 马崇勇, 张卓然, 单艳敏, 等. 内蒙古草原鼠害及其绿色防控技术应用现状 [J]. 中国草地学报, 2017, 39(05): 108-115.
- [7] He Dong, Huang Xianglin, Tian Qingjiu, et al. Changes in Vegetation Growth Dynamics and Relations with Climate in Inner Mongolia under More Strict Multiple Pre-Processing (2000-2018) [J]. SUSTAINABILITY, 2020, 12(25346).
- [8] 郝真旎. 内蒙古草原荒漠化治理政府责任问题研究 [D]. 内蒙古大学, 2019.
- [9] 张涛, 杜建民, 毕玉革, 等. 基于邻域聚合与深度学习的小样本荒漠草原物种分类 [J]. 光电子·激光, 2023, 34(03): 291-298.

- [10] Wang Changwei, Chen Qi, Fan Haisheng, et al. Evaluating satellite hyperspectral (Orbita) and multispectral (Landsat 8 and Sentinel-2) imagery for identifying cotton acreage [J]. INTERNATIONAL JOURNAL OF REMOTE SENSING, 2021, 42(11): 4042-4063.
- [11] 朱相兵, 毕玉革, 刘浩, 等. 基于高光谱遥感的荒漠草原鼠洞识别方法研究 [J]. 土壤通报, 2020, 51(02): 263-268.
- [12] 皮伟强, 杜建民, 陈程, 等. 基于高光谱 SMPI 法的草原地表微斑块识别与分类 [J]. 光电子·激光, 2018, 9(11): 1237-1243.
- [13] 张涛, 杜建民. 基于无人机遥感的荒漠草原微斑块识别研究 [J]. 广西师范大学学报(自然科学版), 2022, 40(06): 50-58.
- [14] Zhang T, Bi Y, Du J, et al. Classification of desert grassland species based on a local-global feature enhancement network and UAV hyperspectral remote sensing [J]. Ecological Informatics, 2022, 72: 101852.
- [15] 李健, 吕倩. 高光谱图像噪声分析与降噪模型概述 [J]. 现代信息科技, 2019, 3(02): 23-24.
- [16] Pleniou M., Koutsias N. Sensitivity of vegetation indices to different burn and vegetation ratios using LANDSAT-5 satellite data [J]. Other Conferences, 2013.
- [17] 陈朝晖, 朱江, 徐兴奎. 利用归一化植被指数研究植被分类、面积估算和不确定性分析的进展 [J]. 气候与环境研究, 2004(04): 687-696.
- [18] A Hongrui Ren, B Guangsheng Zhou, C Feng Zhang. Using negative soil adjustment factor in soil-adjusted vegetation index (SAVI) for aboveground living biomass estimation in arid grasslands [J]. Remote Sensing of Environment, 2018, 209: 439-445.
- [19] Hu Tan-gao, Xu Jun-feng, Zhang Deng-rong, et al. Hard and Soft Classification Method of Multi-Spectral Remote Sensing Image Based on Adaptive Thresholds [J]. SPECTROSCOPY AND SPECTRAL ANALYSIS, 2013, 33(4): 1038-1042.