

对数变换、导数变换的高寒草地反射光谱特征分析与识别 ——以那曲地区 HJ-1A/HSI 图像为例

刘 炜, 孙海霞, 杨晓波, 董建民

西藏光信息处理与可视化技术重点实验室, 西藏民族大学, 陕西 咸阳 712082

摘 要 对比3种类型高光谱数据以及2种分类算法, 从那曲地区 HSI 高光谱图像上识别4个草种。结合实地踏勘从 HSI 高光谱图像上采集藏北嵩草、紫花针茅、高山蒿草和小嵩草这4个草种的原始光谱反射率数据, 并分别进行导数变换、对数变换, 得到4个草种的原始光谱、一阶导数光谱、对数变换光谱。对这3种光谱数据进行谱线波形分异特征比较、单因素方差分析以及相关分析, 从这3种光谱数据中提取出各自适用的敏感波段, 然后将3种光谱数据的敏感波段分别导入 KICA-NFCM 算法, 通过对 HSI 图像分类识别出4个草种。对比3种光谱数据各自分类图的识别精度, 评价3种光谱数据敏感波段的适用性; 再将3种光谱数据的敏感波段分别导入 ICA-FCM 算法, 与 KICA-NFCM 算法分类结果比较对4个草种的识别精度。结果显示谱线波形分异特征比较、单因素方差分析以及相关分析表明, 原始光谱、一阶导数光谱、对数变换光谱的敏感波段分别为 788~925, 711~742, 669~682 与 788~925 nm; 使用这3种光谱数据进行 KICA-NFCM 分类, 总体精度、Kappa 系数分别为 75.38%, 0.685, 81.26%, 0.752, 87.65%, 0.823; 使用3种光谱数据进行 ICA-FCM 分类, 总体精度、Kappa 系数分别为 64.39%, 0.569, 67.74%, 0.604, 73.14%, 0.662。比较结果表明对数变换能够增强多组相似光谱数据之间的峰谷特征差异, 为通过谱线波形分异特征比较选取敏感波段创造条件; KICA-NFCM 算法可以优化输入特征、并引入加权邻域空间信息计算隶属度函数, 针对性解决了标准 FCM 算法在处理高光谱图像时, 目标识别过程受邻域噪声影响, 分类图像“椒盐效应”显著、同质区域连通性差的问题。结果表明: 应用“对数变换光谱/KICA-NFCM 算法”组合能够最准确的从 HSI 图像上识别4个草种, 有效减少混分误判现象, 为精准开展高寒草地成像高光谱观测提供技术基础。

关键词 成像高光谱; 对数变换光谱; 导数变换光谱; 峰谷特征; 敏感波段; 隶属度函数

中图分类号: TP751.1 **文献标识码:** A **DOI:** 10.3964/j.issn.1000-0593(2020)07-2200-08

引 言

星载高光谱图像 HJ-1A/HSI 在波长范围 459~956 nm 内拥有 115 个工作波段, 平均光谱分辨率为 4.32 nm。HSI 图像携带精细的光谱信息, 能够反映地物连续的波谱变化特征, 对于在大地域范围区域开展林草资源调查、生态环境监测具有突出的应用价值^[1]。进一步对 HSI 图像进行一阶导数计算(导数变换)^[2], 可以去除原始光谱数据中线性及接近线性成分, 突出反映光谱反射率的增减速率, 捕捉原始光谱曲线的拐点和极值点, 从而准确定位原始光谱曲线中由于叶绿素等物质吸收形成的峰谷特征; 另一方面, 由于对数函数在定义区间(0, 1]内具有良好的放大增益, 因此还可以对 HSI

图像先取倒数、再进行对数运算(对数变换)^[3]。对数变换能够更突出的反映地物谱线波形变化特征, 增强多组光谱数据之间的峰谷特征差异对比, 有利于从多谱线间的分异表现中提取敏感波段, 为准确辨识光谱特征相近的地物创造条件。

模糊 C-均值(FCM)算法依据最小二乘法原理, 采用迭代法解算关于隶属度矩阵和聚类中心矩阵的目标函数, 由此得到数据集中每个样本点(即像元)到各个聚类中心的隶属度, 再依据样本点的最大隶属度值判定样本点的类别归属。FCM 是常用的图像模式识别算法, 然而, 标准 FCM 算法在处理高光谱图像时, 是以单个像元作为独立的数据处理单元, 其隶属度函数的计算过程没有顾及中心像元的邻域空间信息。这导致采用标准 FCM 算法对高光谱图像分类后, 目标识别结果受邻域噪声影响大, 识别准确度不高, 且分类图

收稿日期: 2018-11-26, 修订日期: 2019-05-30

基金项目: 国家自然科学基金项目(41361044, 61162025)和西藏自治区自然科学基金项目(XZ2019ZRG-43)资助

作者简介: 刘 炜, 1976 年生, 西藏民族大学副教授 e-mail: remote2009@126.com

中出现显著的“椒盐效应”^[4-5]，很难被进一步用于 GIS 空间分析。为此，设计了 KICA-NFCM 算法，对标准 FCM 算法做出一定改进：(1)采用核独立成分分析(KICA)预先对 HSI 图像的多波段数据进行非线性变换，分离出相互独立的特征波段导入分类算法。(2)采用结合邻域加权的模糊 C-均值(NFCM)分类算法。NFCM 在依据目标像元光谱特征的同时，能够参考目标像元与邻域像元的空间关系，并赋予邻域像元一定的权重，使其对目标像元的识别结果产生影响。由此降低邻域噪声对识别结果的干扰，提升目标识别精度，抑制“椒盐效应”。

那曲地区地处西藏自治区北部，全区高寒干旱。藏北蒿草、紫花针茅、高山蒿草和小蒿草是那曲地区具有代表性的高寒草地类型^[6]。以覆盖那曲地区那曲县、安多县、聂荣县的 HJ-1A/HSI 高光谱图像作为基础数据，利用导数变换、对数变换得到上述 4 个草种的原始光谱、一阶导数光谱、对数变换光谱；通过谱线波形分异特征比较，以及单因素方差分析和相关分析，提取出这 3 种光谱数据各自适用的敏感波段；再设计 KICA-NFCM 算法利用敏感波段从 HSI 图像中识别出上述 4 个草种，对比 3 种光谱数据各自分类图的识别精度，评价 3 种光谱数据敏感波段的适用性。并与 ICA-FCM

算法的分类结果比较识别精度。本研究旨在为利用 HSI 图像精准开展高寒草地成像高光谱观测提供技术基础，所用方法对于处理其他类型高光谱图像具有一定的借鉴意义。

1 数据来源与技术路线

表 1 显示了实验所用 4 景 HSI 图像的基本参数以及进行的 5 项预处理工作(波段筛选、图像拼接、大气校正、几何精校正与融合)。将图像波段 95, 71, 67(中心波长依次为 805, 673 和 656 nm)分别输入红、绿、蓝三通道合成标准假彩色图像，即为图 1。为从 HSI 图像上采集藏北蒿草、紫花针茅、高山蒿草和小蒿草的光谱反射率曲线，于 2016 年 8 月中旬，结合 Google Earth 图像在那曲县开展实地踏勘，采用近距离调查法和远观判别法为每一个草种选取样本点 17 个。规定在样本点方圆 30 m×30 m 范围内具有相同的草种类型，然后将样本点的经纬度坐标导入 HSI 图像；之后在 HSI 图像上在每个样本点周围选定 5 个像元，采集它们的光谱反射率曲线并计算出它们的平均值，以此作为该样本点的光谱反射率曲线。

表 1 HSI 图像基本参数

Table 1 The parameters of HSI images

图像编号	包含图像景序列号	成像日期	数据级别	拼接图像覆盖区域	覆盖面积	波段筛选	几何精校正参考图像	几何精校正模型和重采样	大气校正	图像融合
NQ-HSI-20160730D	3303548 3303549 3303568 3303569	2016/7/30	LEVEL2 级(几何校正与表现辐射亮度标定)	30°59'—32°37'N 91°38'—92°34'E	9 613.95 km ²	6~112 (470~925 nm)	同时相 HJ-1A/CCD 图像(30 m)	二次多项式校正模型，最近邻元重采样	FLASSH 模型	Gram-Schmidt 光谱锐化，参考 HJ-1A/CCD 图像



图 1 那曲地区 HJ-1A/HSI 图像

Fig. 1 HSI images of Naqu prefecture

采集 4 种高寒草地类型的 3 种光谱数据：原始光谱反射率数据、一阶导数光谱、对数变换光谱，通过谱线波形分异特征比较、以及单因素方差分析和相关分析，提取出 3 种光谱数据适用的敏感波段；将 3 种光谱数据的敏感波段分别输

入 KICA-NFCM 算法，自动分类识别 4 种高寒草地类型；依据分类图对比 3 种光谱数据敏感波段的适用性；并与 ICA-FCM 算法比较分类精度。技术路线如图 2。

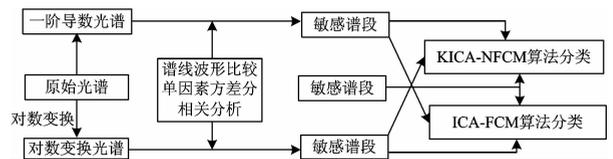


图 2 技术路线

Fig. 2 Technical route

2 四类草种光谱特征分析

2.1 原始光谱特征分析

图 3 对比了在波长范围 470~925 nm 内，藏北蒿草、紫花针茅、高山蒿草和小蒿草的光谱反射率曲线，结果表明：(1)在波长范围 505~591 nm(波段 21—50)、652~692 nm(波段 66—75)、687~782 nm(波段 74—92)、788~925 nm(波段 93—112)内，藏北蒿草的光谱曲线依次出现“绿峰”、“红谷”、“红边”和“近红外平台”^[7]，显现出典型的绿色植被光谱特征。其中，“绿峰”最大值、“红谷”最小值分别位于 555

nm(波段 39)、678 nm(波段 72)处, 两处光谱反射率分别为 6.91% 和 2.69%; 在“近红外平台”788~925 nm 波长范围内, 藏北蒿草的光谱反射率一直处于较高水平且平缓增加, 平均值为 54.71%。(2)与藏北蒿草相比, 小蒿草、高山蒿草光谱曲线在“绿峰”和“红谷”处光谱反射率增高; 但在“近红外平台”范围内的反射率却降低。在“绿峰”处, 小蒿草、高山蒿草最大反射率依次为 7.39%(552 nm)和 8.51%(565 nm), 分别是藏北蒿草的 1.07 倍、1.23 倍; 在“红谷”处, 二者最小反射率依次为 4.45%(673 nm)和 8.39%(660 nm), 分别是藏北蒿草的 2.75 倍、4.32 倍; 在“近红外平台”788~925 nm 波长范围内, 小蒿草、高山蒿草的反射率平均值为 39.10% 和 32.87%, 是藏北蒿草的 71.47% 和 60.09%。尤其是高山蒿草, 它在“红谷”与“近红外平台”这两处的反射率差距显著小于藏北蒿草, 致使其“红边”长度明显缩短、倾斜幅度减小; 并且高山蒿草的光谱反射率从“绿峰”顶端至“红谷”平缓波动, 使得其在可见光范围 555~692 nm 内光谱曲线轮廓近似一个平台, 光谱曲线总体上表现出了退化草地的迹象。(3)紫花针茅光谱曲线的“绿峰”、“红谷”、“红边”特征则进一步弱化, 其在“绿峰”565 nm 处最大反射率为 10.71%, 是藏北蒿草的 1.55 倍; “红谷”664 nm 处最小反射率为 11.31%, 是藏北蒿草的 3.01 倍; 在“近红外平台”788~925 nm 内的光谱反射率的平均值为 22.26%, 是藏北蒿草的 42.70%。相较于与其他 3 个草种, 紫花针茅在“红谷”与“近红外平台”的光谱反射率更接近, “红边”长度进一步被压缩。光谱曲线轮廓接近于砂土地的光谱曲线轮廓, 显示出荒漠化迹象。

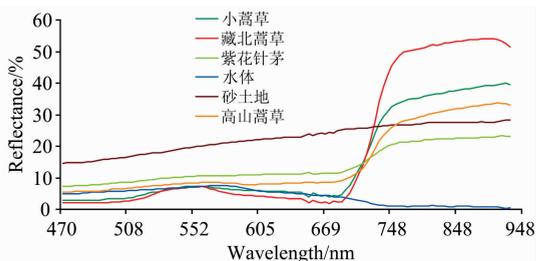


图 3 四种高寒草地光谱反射率曲线图

Fig. 3 Spectral reflectivity of 4 types of alpine grassland

4 个草种原始光谱反射率曲线出现“绿峰”、“红谷”、“近红外平台”, 分别是由于草地叶片叶绿素对绿光强反射、对红光吸收、以及叶内细胞组织结构对近红外光反射、折射所致。这 3 个谱段是反演植被生化参量, 监测植被生长状况的敏感谱段。依据所采集的样本点(每个草种 17 个点), 将“绿峰”、“红谷”、“近红外平台”内各个波段的光谱反射率, 分别与 4 个草种(视作单因素的 4 个水平)进行单因素方差分析和相关分析。结果显示在“近红外平台”范围内, 4 个草种的光谱值在 0.05 显著水平下存在差异, 相关系数最小值为 0.791, 最大值为 0.828; 而“绿峰”、“红谷”内各波段的光谱值均没有通过 0.05 水平的显著性检验, 它们对 4 个草种区分效果不及“近红外平台”内各个波段。因此, 对于原始光谱反射率数据, 选取“近红外平台”的波长范围 788~925 nm 作为敏感谱段用以辨识 4 个草种。

2.2 一阶导数光谱特征分析

对原始反射率光谱数据进行一阶导数变换^[8], 可以去除原光谱数据中线性及接近线性成分, 突出反映光谱反射率的增减速率, 捕捉原光谱曲线的拐点和极值点, 从而有利于准确定位光谱曲线中由于叶绿素等物质吸收形成的峰谷特征。鉴于此, 采用如式(1)对 HSI 图像进行导数变换

$$D_m(\lambda_i) = [R_m(\lambda_i) - R_m(\lambda_{i-1})]/(\lambda_i - \lambda_{i-1}) \quad (1)$$

式(1)中, i 为 HSI 图像波段序号, 取值范围为 6~112; λ_i 表示第 i 波段的波长位置; $m=1\sim 4$, 分别代表藏北蒿草、紫花针茅、高山蒿草和小蒿草这 4 个草种。 $R_m(\lambda_i)$ 表示第 m 种草地区类型, 在波长位置 λ_i nm 处的原始光谱反射率; $D(\lambda_i)$ 则表示第 m 个草种, 在表示波长位置 λ_i nm 处的一阶导数光谱值。

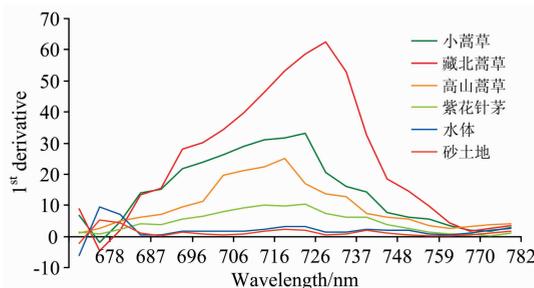


图 4 四种高寒草地一阶导数光谱曲线图

Fig. 4 First-derivative spectra of 4 types of alpine grassland

图 4 对比了在“红边”687~782 nm 波长范围(波段 74—92)内, 藏北蒿草、紫花针茅、高山蒿草和小蒿草的一阶导数光谱曲线, 结果表明: (1)在“红边”范围内, 4 个草种的一阶导数光谱均呈现出“凸”状特征峰, 但特征峰形态差异明显。其中, 藏北蒿草具有典型的“双峰”特征, 其“次峰”、“主峰”分别位于 701 nm(波段 77)、737 nm(波段 84); 小蒿草、高山蒿草、紫花针茅的“次峰”/“主峰”则分别位于 701 nm(波段 77)/732 nm(波段 83)、711 nm(波段 79)/726 nm(波段 82)、721 nm(波段 81)/732 nm(波段 83)。相较于其他 3 个草种, 在紫花针茅“凸”状特征峰顶部, 主、次峰之间的波长距离最小, 主、次峰的振幅差值也最小, “次峰”特征被弱化。(2)在绿色植被“红边”特征中, 一阶导数光谱曲线的“红边位置”、“红边振幅”、“红边面积”被认为是用来跟踪叶绿素、生物量和物候变化的最具显著性的 3 个诊断性指标^[9]。高山蒿草、小蒿草、藏北蒿草的“红边位置”分别位于 726, 732 和 737 nm, 依次向长波方向移动; 藏北蒿草、紫花针茅、高山蒿草和小蒿草的“红边振幅”分别为 62.61, 33.06, 24.92 和 10.14。其中, 紫花针茅的“红边振幅”最小, 分别是藏北蒿草的 16.20%、小蒿草的 30.67% 和高山蒿草的 40.69%; 另外, 通过数值积分可以得到藏北蒿草、小蒿草、高山蒿草和紫花针茅的“红边面积”分别为 518.703, 305.241, 198.322, 98.171。藏北蒿草的“红边面积”分别是小蒿草、高山蒿草和紫花针茅的 1.70 倍、2.62 倍和 5.28 倍。显然, 相较于其他 3 个草种, 紫花针茅的“红边”特征表现最弱, 显示出其生长旺盛程度不及其他 3 个草种; 而藏北蒿草则显现出旺盛的生长状况。

“红边位置”能够捕捉到原始光谱反射率增长速度由快到慢变化转折的“拐点”，常被用作分析植被生长状况、跟踪植被营养亏缺程度的重要指标。图 4 表明在“红边位置”附近，4 个草种原始光谱反射率增速存在明显差异。依据所采集的样本点，将“红边位置”两侧 687~782 nm 范围内的一阶导数光谱值，分别与 4 个草种(作为单因素的 4 个水平)进行单因素方差分析和相关分析。结果表明，只有在波长范围 711 nm (波段 79)~742 nm(波段 85)内，4 个草种的一阶导数光谱值在 0.05 水平下存在显著差异；相关系数最小值、最大值分别为 0.783 和 0.812。因此，对于一阶导数光谱数据，可以选取“红边位置”两侧波长范围 711~742 nm，作为敏感亲段用以辨识 4 个草种。

2.3 对数变换光谱特征分析

对数函数在定义区间(0, 1]内具有良好的放大增益。通过对植被原始光谱反射率数据先取倒数、然后再进行对数运算(对数变换)，可以突出表现谱线波形变化特征，增强多组光谱数据之间的峰谷特征差异，从而有利于从多谱线间的分异表现中提取敏感波段，改善对光谱特征相近地物的识别精度。鉴于此，采用如式(2)对 HSI 图像进行对数变换

$$RL_m(\lambda_i) = \{\ln[R_m(\lambda_{i+1})]^{-1}\}^3 \quad (2)$$

式(2)中， i , λ_i , m , $R_m(\lambda_i)$ 的意义同式(1)。 $RL_m(\lambda_i)$ 表示第 m 个草种，在波长位置 λ_i nm 处的对数变换光谱值。

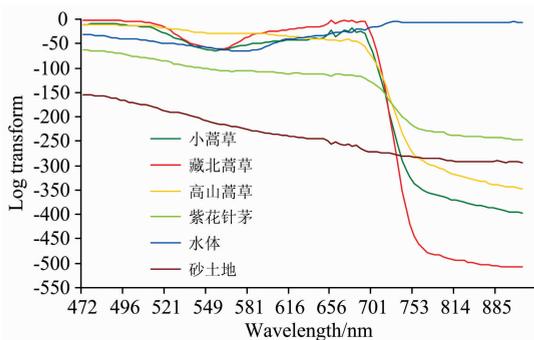


图 5 四种高寒草地数变换光谱曲线图

Fig. 5 Logarithmic transform spectra of 4 types of alpine grassland

图 5 对比了波长范围 472~925 nm 内，藏北嵩草、小嵩草、高山嵩草和紫花针茅的对数变换光谱曲线，结果表明：(1)在 505~591 nm(波段 21—50)范围内，4 个草种对数光谱值均呈现先下降、后上升的“凹”状波谷。在“凹”状波谷中部，藏北嵩草、小嵩草、高山嵩草、紫花针茅对数光谱出现最小值，依次为 -60.37(555 nm)，-64.04(552 nm)，-29.60(565 nm)和 -106.75(565 nm)。相较之图 3 中的“绿峰”，在图 5 所示“凹”状波谷的中部，4 个草种谱线之间的距离有所增加，但仍容易混淆藏北嵩草与小嵩草的谱线。(2)在 652~692 nm(波段 66—75)范围内，藏北嵩草、小嵩草、高山嵩草、紫花针茅对数光谱的最大值依次为 -1.64(678 nm)，-18.83(673 nm)，-42.01(660 nm)和 -111.69(664 nm)。与图 3 中的“红谷”比较，在 652~692 nm 范围内，4 种草地谱线之间的距离显著增加，能够被准确分辨。(3)在

687~925 nm(波段 74—112)范围内，4 个草种对数变换光谱值均呈现出先快速下降、再小幅波动延伸的变化趋势。其中，在 788~925 nm(波段 93—112)内，藏北嵩草、小嵩草、高山嵩草、紫花针茅对数变换光谱值变化稳定，其平均值依次为：-499.58，-381.27，-329.82 和 -240.87，与图 3 中的“近红外平台”比较，在图 5 中 788~925 nm 内各谱线之间相互距离明显增加，因而分异表现更为显著。

依据所采集的样本点，将 505~591 nm(波段 21—50)、652~692 nm(波段 66—75)、788~925 nm(波段 93—112)内的对数变换光谱值，分别与 4 个草种(视作单因素的 4 个水平)进行单因素方差分析和相关分析。结果显示，在波长范围 669~682 nm(波段 70—73)、788~925 nm(波段 93—112)内，4 个草种的一阶导数光谱值在 0.05 显著水平下存在差异；相关系数最小值、最大值分别为 0.795 和 0.837。因此，对于对数变换光谱数据，可以选取两个波长范围 669~682 和 788~925 nm，作为敏感谱段用以辨识 4 个草种。

3 KICA-NFCM 算法

3.1 KICA 非线性变换

高光谱图像每个像元在各波段的灰度值(即观测信号的各个分量)由该像元覆盖的多种地物的光谱特征(即源信号的各个分量)混合而成，源信号各分量之间彼此独立。独立成分分析(ICA)是一种线性变换，ICA 基于高阶统计矩分析观测信号，能够从观测信号中提取出相互统计独立且呈非高斯分布的源信号估计值。HSI 图像光谱分辨率高，相邻多波段之间存在高相关性和高冗余度。利用 ICA 线性变换，可以将 HSI 图像各波段转换成光谱信息相互独立的分量，去除相关性对图像分类的不利影响。然而，囿于 100 m 的空间分辨率，一个 HSI 图像像元通常覆盖相互独立的多种地物。受太阳光照射角度、地形高程差异等因素的影响，这个 HSI 像元在每个波段的灰度值(观测信号的一个分量)实则为其覆盖的多种地物的光谱特征(源信号各个分量)的非线性组合。因此，直接利用 ICA 线性变换处理 HSI 图像就存在一定的局限性。

采用核独立成分分析(KICA)方法对 HSI 图像进行预处理。KICA 先以满足 Mercer 条件的对称函数作为核函数 $K(x_i, x_j)$ ，代替两向量间的内积运算(ICA 是以内积运算表达源信号各分量之间的线性组合)，实现对多波段数据的非线性变换，将其映射到高维希尔伯特空间，使其线性可分；然后再在高维空间中对被映射的数据进行 ICA 分析。KICA 改善了 ICA 处理非线性问题时的缺陷，能够从高光谱图像中有效分离出增强目标和背景光谱特征差异的独立信源，凸显出在原低维光谱空间没有表现出的特征，支持后续图像通过聚类分析准确识别 4 个草种。KICA 算法的应用描述如下：

(1) 设单波段 HSI 图像有 M 行 N 列个像元，将具有 H 个波段的 HSI 图像的按波段序号展开为 H 行($M \times N$)列的矩阵 \mathbf{X} ， \mathbf{X} 即为观察信号。

(2) 选用高斯径向基核函数 $K(x_i, x_j) =$

$\exp\left[-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2}\right]$, 将 \mathbf{X} 的各个分量映射到高维空间, 即 $x_i \rightarrow \Phi(x_i)$, $i=1, 2, \dots, M \times N$.

(3) 对 $\Phi(x_i)$ 进行白化处理, 消除各变量之间的线性相关性且使方差为 1. 设 $\Phi(x_i)$ 的均值 $\mu_x = \frac{1}{n} \sum_{m=1}^n \Phi(x_i)$, $i=1, 2, \dots, M \times N$. 则在高维空间的协方差矩阵为 $\mathbf{C}_x = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\Phi(x_i) - \mu_x)(\Phi(x_i) - \mu_x)^T$; 由于矩阵 \mathbf{C}_x 具有半正定性, 因此存在一组基下的对角矩阵(以 \mathbf{C}_x 特征值为对角元)与 \mathbf{C}_x 相似, 故存在特征方程 $\mathbf{C}_x \mathbf{v}_k = \lambda_k \mathbf{v}_k$, $k=1, 2, \dots, n$, 方程 λ_k , \mathbf{v}_k 分别为 \mathbf{C}_x 的特征值和特征向量; 由特征方程解算出 \mathbf{C}_x 的特征值对角阵 $\mathbf{\Lambda} = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n)$ (特征值按降序排列) 和对应的特征向量的正交矩阵 $\mathbf{V} = [\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_n]$. 根据再生核理论推知 $\mathbf{v}_k \in \text{span}\{\Phi(x_1), \Phi(x_2), \dots, \Phi(x_n)\}$, 因此必有实参 a_k^i , 使得 $\mathbf{v}_k = \sum_{i=1}^n a_k^i \Phi(x_i)$, $k=1, 2, \dots, M \times N$ 成立. 进一步由 $\mathbf{\Lambda}$ 和 \mathbf{V} 构造得到白化矩阵 $\mathbf{M}^\Phi = \mathbf{V} \mathbf{\Lambda}^{-1/2} \mathbf{V}^T$, 在高维空间的白化向量为: $(\Phi(x_i))' = \mathbf{M}^\Phi (\Phi(x_i) - \mu_x)$, $i=1, 2, \dots, M \times N$.

(4) 采用 FastICA 算法分析 $(\Phi(x_i))'$, $i=1, 2, \dots, n$, 计算出解混矩阵 \mathbf{W}^Φ , 得到源信号的估计值 \mathbf{y}^Φ .

$$\begin{aligned} \mathbf{y}^\Phi = \mathbf{W}^\Phi (\Phi(x_i))' &= \mathbf{W}^\Phi \left[\lambda_1^{-1/2} \sum_{i=1}^n a_1^i (\Phi(x_i))' \Phi(x_i) - \right. \\ &\quad \left. \frac{1}{n} \sum_{s=1}^n \Phi(x_s) \Phi(x_s)^T \Phi(x_i), \lambda_2^{-1/2} \sum_{i=1}^n a_2^i (\Phi(x_i))' \Phi(x_i) - \right. \\ &\quad \left. \frac{1}{n} \sum_{s=1}^n \Phi(x_s) \Phi(x_s)^T \Phi(x_i), \dots, \lambda_n^{-1/2} \sum_{i=1}^n a_n^i (\Phi(x_i))' \Phi(x_i) - \right. \\ &\quad \left. \frac{1}{n} \sum_{s=1}^n \Phi(x_s) \Phi(x_s)^T \Phi(x_i) \right]^T \end{aligned}$$

该式中以高斯核函数实现内积运算 $\Phi(x_s) \Phi(x_i)^T = \langle \Phi(x_s), \Phi(x_i) \rangle = K(x_s, x_i) = \exp\left[-\frac{\|x_s - x_i\|^2}{2\sigma^2}\right]$. 由以上算法描述可知, 利用 KICA 非线性变换技术对原 HSI 图像进行预处理, 可有效分离出相互独立的特征波段. 有望降低在 HSI 图像中, 由于地物光谱的非线性混合导致的草地种类误判.

3.2 NFCM 分类

由于 FCM 算法是以单个样本点作为数据处理单元, 它忽略了样本点的空间邻域信息, 导致算法对孤立点敏感, 抗噪性能差, 以致在对 HSI 图像聚类分析后, 生成的地物图斑散碎, 同质区域在拓扑空间上连通性低. 实际上, 在那曲地区, 城区以外地表上各种地物通常连续分布, 反映到 HSI 图像上, 相邻像元同属一个类别的概率大, 因此在对 HSI 图像聚类分析时, 不但要考虑目标像元的光谱特征, 而且还应考虑该像元与邻域像元的空间关系, 赋予邻域像元一定的权重, 使其对中心像元的识别结果产生一定影响. 由此降低 HSI 图像的光谱噪声对孤立点识别结果的影响, 改善同质区域的连通性, 得到更为连续、完整的地物分类图斑. 鉴于此, 设计了结合邻域加权的模糊 C-均值 (NFCM) 算法, 对传统 FCM 算法做出一定改进.

设 HSI 图像共有 H 个波段, 每个单波段图像有 M 行 N

列个像元, 设 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_{M \times N}\}$ 为 HSI 图像的像元集合, 则第 k 个像元向量 $x_k = \{x_k^1, x_k^2, \dots, x_k^H\}$, 其中 x_k^H 为第 k 个像元在 H 波段的灰度值; 设目标区域的地物类别总数为 L ($L \in [2, (M \times N - 1)]$), HSI 图像的聚类中心集合则可表达为 $Z = \{z_1, z_2, \dots, z_L\}$, 其中第 s 个类别的聚类中心向量为 $z_s = \{z_s^1, z_s^2, \dots, z_s^H\}$, $d_{sk} = \|x_k - z_s\|$ 为 x_k 到 z_s 的欧氏距离, d_{sk} 度量待分像元与聚类中心的相似性. HSI 图像中像元 x_k 归属于第 s 类的隶属度设为 t_{sk} , 则存在隶属度矩阵为 $\mathbf{T} = [t_{sk}]_{L \times (M \times N)}$. \mathbf{T} 的第 s 行所有元素表达各个像元归属于第 s 类的隶属度; 第 k 列元素则反映第 k 个像元归属于各个类别的隶属度. \mathbf{T} 满足约束条件: $\{t_{sk} \in [0, 1] \mid \sum_{s=1}^L t_{sk} = 1, \forall k, \sum_{k=1}^{M \times N} t_{sk} < (M \times N), \forall s\}$. 定义目标函数 $\mathbf{G}_m(\mathbf{T}, Z)$: $\mathbf{G}_m(\mathbf{T}, Z) = \sum_{k=1}^{M \times N} \sum_{s=1}^L [(t_{sk})^m \times (d_{sk})^2]$, m 为模糊隶属度加权指数.

设第 H 号波段图像 f 为 M 行 N 列, $f_H(i, j)$ 为坐标 (i, j) 处的图像像元的灰度值, $1 \leq i \leq M, 1 \leq j \leq N$. 定义一个窗口半径为 r 的方形邻域窗口 $E = \{e(i+a, j+b) \mid a, b \in [-r, r]\}$ (即窗口尺寸为 $(2r+1) \times (2r+1)$), 其中 $e(i+a, j+b)$ 是邻域内各个像元的权重系数, 反映了像元 $(i+a, j+b)$ 对中心像元 (i, j) 的影响力

$$\begin{aligned} e(i+a, j+b) &= \frac{(|f(i+a, j+b) - f(i, j)| + 1)^{-1}}{2 \sum_{a=-r}^r \sum_{b=-r}^r (|f(i+a, j+b) - f(i, j)| + 1)^{-1}} \\ &\quad a, b \in [-r, r] \wedge (a, b) \neq (0, 0) \end{aligned} \quad (3)$$

式(3)表明, 像元 $(i+a, j+b)$ 与中心像元 (i, j) 的灰度值越接近(两像元同属一类的可能性越大), 其对中心像元的影响力(权重)也就越大. 在式(3)基础上进一步计算得到中心像元 (i, j) 的加权灰度值 $f_H^*(i, j)$: $f_H^*(i, j) = \sum_{a=-r}^r \sum_{b=-r}^r [f(i+a, j+b) * e(i+a, j+b)]$, $1 \leq i \leq M, 1 \leq j \leq N$. 由 $f_H^*(i, j)$ 再进一步计算得到含有加权灰度的像元集合 $X^* = \{x_1^*, x_2^*, \dots, x_{M \times N}^*\}$, X^* 中第 k 个像元向量 $x_k^* = \{x_k^{*1}, x_k^{*2}, \dots, x_k^{*H}\}$, 其中 x_k^{*H} 为第 k 个像元在 H 号波段的加权灰度值 $f_H^*(i, j)$, $k = ij$. NFCM 聚类算法新的目标函数为

$$\begin{aligned} \mathbf{G}_m^*(\mathbf{T}, Z) &= \sum_{k=1}^{M \times N} \sum_{s=1}^L [(t_{sk})^m \times (d_{sk})^2] + \\ &\quad \theta \sum_{k=1}^{M \times N} \sum_{s=1}^L [(t_{sk})^m \times (d_{sk}^*)^2] \end{aligned} \quad (4)$$

式(4)中, $d_{sk} = \|x_k - z_s\|$ 为像元 x_k 到聚类中心 z_s 的欧氏距离; d_{sk}^* 为基于邻域加权灰度值得到的像元 x_k 到聚类中心 z_s 的欧氏距离. θ 为加权控制参数. 目标函数 $\mathbf{G}_m^*(\mathbf{T}, Z)$ 值越小表明图像聚类后像元聚集程度越紧密, 算法分类识别的质量越高. 因此, 需在约束条件下求取在 $\mathbf{G}_m^*(\mathbf{T}, Z)$ 达到极小值时的变量 \mathbf{T}, Z 的值. 由拉格朗日乘数法得到式(4)取得最小值必要条件: $t_{sk}^* = \left[\sum_{j=1}^L \left(\frac{(d_{jk})^2 + \theta (d_{jk}^*)^2}{(d_{jk})^2 + \theta (d_{jk}^*)^2} \right)^{\frac{1}{m-1}} \right]^{-1}$, s, j

$$\in [1, L], k \in [1, M \times N] \text{ 和 } z_s^* = \frac{\sum_{k=1}^{M \times N} [(t_{sk})^m (x_k + \alpha x_k^*)]}{(\theta + 1) \sum_{k=1}^{M \times N} (t_{sk})^m}$$

$s \in [1, L]$ 。 t_{sk}^* 和 z_s^* 分别为新的隶属度迭代函数、聚类中心迭代函数。采用迭代的方法求解上述两式。收敛时，即可得到隶属度矩阵和聚类中心矩阵，据此提取出全图各样本点的最大隶属度，进而判定其类别归属。

4 三种高光谱数据和 2 种算法应用对比

按图 2 所示技术路线从 4 个草种的原始光谱、一阶导数光谱、对数变换光谱中提取各自适用的敏感谱段(表 2)；然后将上述 3 种光谱数据的敏感谱段分别导入 KICA 进行非线性变换，之后对 KICA 各个输出特征计算方差，并按方差值大小对 KICA 所有输出特征进行排序。设定累积方差百分比贡献率阈值为 95%，选取达到该阈值时排序在前的 KICA 输出特征；将 3 种光谱数据各自的优选特征分别导入至 NF-CM，并设置初始条件(模糊隶属度加权指数 $m=2.0$ ，加权控制参数 $\theta=4$)，和迭代收敛条件(隶属度最小变化量为 $\epsilon=1 \times 10^{-6}$ ，允许最大迭代次数为 $T_{\max}=200$ ，窗口半径为 $r=1$)。KICA-NFCM 算法对上述 3 种光谱数据图像进行分类，结果如图 6(a)–(c)。

表 2 分类精度比较

Table 2 Comparison of classification accuracy

数据类型	敏感谱段 /nm	KICA-NFCM 算法		ICA-FCM 算法	
		总体精度/%	Kappa 系数	总体精度/%	Kappa 系数
原始光谱	788~925	75.38	0.685	64.39	0.569
一阶导数光谱	711~742	81.26	0.752	67.74	0.604
对数变换光谱	669~682, 788~925	87.65	0.823	73.14	0.662

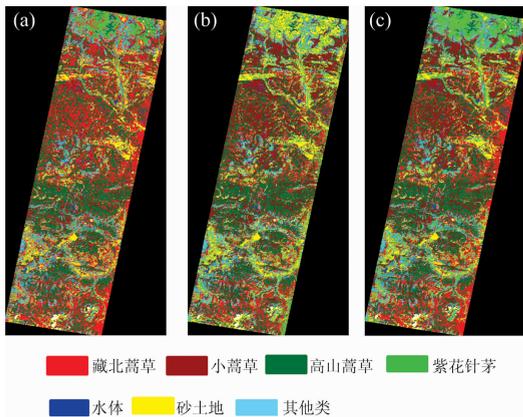


图 6 三种光谱数据 KICA-NFCM 算法分类

(a): 原始光谱分类; (b): 一阶导数光谱分类; (c)对数变换光谱分类

Fig. 6 Classification results of KICA-NFCM algorithm

(a): Original spectrum; (b): First derivative spectrum; (c): Log transform spectrum

为与 KICA-NFCM 算法比较，还将 3 种光谱数据敏感谱段内的各波段，直接导入结合 ICA 与标准 FCM 的算法，分类结果如图 7(a)–(c)。在图像分类后，从原 HSI 图像中随机抽取 426 个像元，从图像元目视判类别归属，再与图 6(a)–(c)，图 7(a)–(c)所示分类结果依次进行比较，然后据此计算每个分类图的混淆矩阵以及总体精度、Kappa 系数(表 2)。

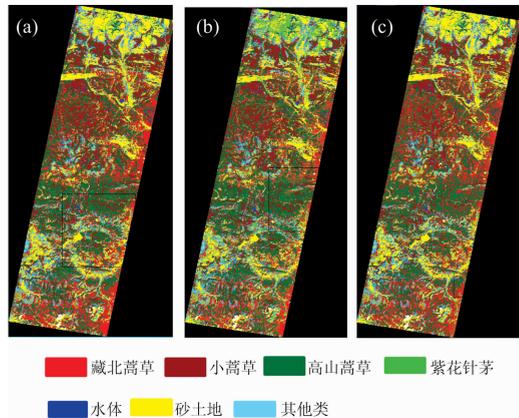


图 7 三种光谱数据 ICA-FCM 算法分类

(a): 原始光谱分类; (b): 一阶导数光谱分类; (c)对数变换光谱分类

Fig. 7 Classification results of ICA-FCM algorithm

(a): Original spectrum; (b): First derived spectrum; (c): Log transform spectrum

对比图 6(a)–(c)、图 7(a)–(c)表明：采用“对数变换光谱/KICA-NFCM 算法”组合能够最准确的识别出 4 个草种[图 6(c)]，图 6(c)的总体精度、Kappa 系数分别为 87.65%，0.823，较之图 6(a)分别提高 18.31%，20.15%；较图 6(b)分别提高 7.86%，9.44%，并且在图 6(c)中，4 个草种的图斑轮廓位置准确，可与原 HSI 图像准确叠加复合；叠加对比图 6(a)–(c)进行目视检查还可以发现，在图 6(a)和(b)中，混分藏北蒿草与小蒿草、在水体图斑边界处将水体图斑误分为藏北蒿草、将高山蒿草误分为小蒿草或紫花针茅、将紫花针茅误分为砂土地的情况主要出现在不同草种相互邻接的地带，而在图 6(c)的相同地域，上述遗漏、错误判别小斑类别的情况显著减少。另一方面，叠加对比图 6(a)–(c)和图 7(a)–(c)进行目视检查发现，在图 7(a)–(c)中分类图斑内部分布有孤立的噪声碎斑，图像“椒盐效应”显著，部分砂土地图斑轮廓线杂乱，发生了位置偏移。而在图 6(a)–(c)中，同质区域的连通性得到改善，“椒盐效应”被抑制，为进一步执行 GIS 分析创造条件。

5 结论

对数函数在定义区间(0, 1]内具有良好的放大增益，通过对 4 个草种原始光谱反射率数据进行对数变换，可有效增强多组相似光谱数据之间的峰谷特征差异，有利于通过谱线波形分异特征比较提取敏感谱段辨识 4 个草种；较之 ICA-

FCM 算法, KICA-NFCM 算法能够提高从 HSI 图像上识别 4 个草种的准确度, 并有效去除分类图中的噪声碎斑, 抑制“椒盐效应”。2018 年 4 月、5 月, 我国陆续发射了珠海一号星座群 4 颗高光谱卫星、以及高分 5 号高光谱卫星^[10]。在后续研究中, 研究团队将协同使用上述高光谱卫星数据与 HSI

图像, 在更大尺度的地域范围内, 测试、改进本文提出的“对数变换光谱/KICA-NFCM 算法”, 为在那曲地区开展高寒草地成像高光谱观测提供技术支持。

致谢: 感谢中国资源卫星应用中心提供 HJ-1A/HSI 和 HJ-1A/CCD 数据。

References

- [1] WEI Xiu-hong, QIN Gui-li, FAN Yan-min, et al(魏秀红, 靳瑰丽, 范燕敏, 等). Chinese Journal of Grassland(中国草地学报), 2017, 39(6): 33.
- [2] CHEN Yong-qiang, CHEN Biao, LEI Xin-ming, et al(陈永强, 陈 标, 雷新明, 等). Spectroscopy and Spectral Analysis(光谱学与光谱分析), 2018, 38(11): 3483.
- [3] CONG Meng-long, SUN Dan-dan, WANG Yi-ding(丛梦龙, 孙丹丹, 王一丁). Infrared and Laser Engineering(红外与激光工程), 2017, 46(2): 226.
- [4] Kaur A, Kumar R, Kaur S. International Journal of Computer Applications, 2017, 158(10): 5.
- [5] Liu G Y, Zhang Y, Wang A M. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(11): 3990.
- [6] AN Ru, LU Cai-hong, WANG Hui-lin, et al(安 如, 陆彩红, 王慧麟, 等). Geomatics and Information Science of Wuhan University(武汉大学学报·信息科学版), 2018, 43(3): 399.
- [7] YANG Ke-ming, XIA Tian, LIU Yi-cong, et al(杨可明, 夏 天, 刘一聪, 等). Journal of China University of Mining & Technology(中国矿业大学学报), 2018, 47(3): 691.
- [8] LI Chang-chun, CHEN Peng, LU Guo-zheng, et al(李长春, 陈 鹏, 陆国政, 等). Chinese Journal of Applied Ecology(应用生态学报), 2018, 29(4): 1225.
- [9] LI Shao-ping, WU Zheng-fang, ZHAO Yun-sheng, et al(李少平, 吴正方, 赵云升, 等). J. Infrared Millim. Waves(红外与毫米波学报), 2016, 35(5): 584.
- [10] WANG Jian-yu, LI Chun-lai, LÜ Gang, et al(王建宇, 李春来, 吕 刚, 等). J. Infrared Millim. Waves(红外与毫米波学报), 2017, 36(1): 69.

Spectral Reflectance Characteristics of Alpine Grassland Based on Derivative and Logarithmic Transform Spectra —Take HJ-1A/HSI Images of Naqu Prefecture as an Example

LIU Wei, SUN Hai-xia, YANG Xiao-bo, DONG Jian-min

Xizang Key Laboratory of Optical Information Processing and Visualization Technology, Xizang Minzu University, Xianyang 712082, China

Abstract This paper points out KICA-NFCM algorithm to identify 4 alpine grassland types using HSI hyper-spectral images, by the comparative study of three spectra and two algorithms. Spectral reflectance data for *stipa purpurea*, *kobresia tibetica*, little *kobresia* and *kobresia pygmaea* was collected from HSI images, based on field investigation and inspection on the spot. Logarithm transformation and derivative transformation were used in the original spectra of 4 alpine grassland types. Sensitivity bands were determined for original spectra data, first-derivative spectra and logarithmic transform spectra, after the application of waveform analysis, one-way ANOV and correlation analysis. Then, sensitivity bands were imported into KICA-NFCM algorithm to identify 4 alpine grassland types mentioned above. For the sake of contrast, ICA-FCM algorithm was tested too. For original spectra data, first-derivative spectra, and logarithmic transform spectra, sensitivity bands were as follows: 788~925, 711~742, 669~682 and 788~925 nm respectively. Based on original spectra data, first-derivative spectra, and logarithmic transform spectra using KICA-NFCM algorithm, overall classification accuracy and KAPPA coefficients were as follows: 75.38%, 0.685; 81.26%, 0.752; 87.65%, 0.823. In contrast, overall classification accuracy and KAPPA coefficients were as follows: 64.39%, 0.569; 67.74%, 0.604; 73.14%, 0.662, based on three types of spectra using ICA-FCM algorithm. Results show that comparing with original spectra data and first-derivative spectra using ICA-FCM algorithm, logarithmic transform spectra using KICA-NFCM algorithm can make a more accurate and efficient identification of 4 alpine grassland types men-

tioned above, as well as the “salt and pepper noise” was suppressed in classed images. In contrast, ICA-FCM algorithm decreased boundary precision of patch in classed images and region consistency. Using “logarithmic transform spectra / ICA-FCM algorithm” proposed in this paper, the above 4 alpine grassland types in Naqu prefecture can be identified more accurately. This method provides technical foundations for the development of hyper-spectral imaging observation for alpine grassland.

Keywords Hyper-spectral imaging observation; Logarithmic transform spectrum; First-derivative spectrum; Peak-valley characteristics; Sensitivity bands; Membership function

(Received Nov. 26, 2018; accepted May 30, 2019)

欢迎投稿

欢迎订阅

欢迎刊登广告

《光谱学与光谱分析》2020年征订启事

国内邮发代码：82-68

国外发行代码：M905

《光谱学与光谱分析》1981年创刊，国内统一刊号：CN 11-2200/O4，国际标准刊号：ISSN 1000-0593，CODEN 码：GYGFED，国内外公开发行人，大 16 开本，332 页，月刊；是中国科协主管，中国光学学会主办，钢铁研究总院、中国科学院物理研究所、北京大学、清华大学共同承办的学术性刊物。北京大学出版社出版，每期售价 95 元，全年 1140 元。刊登主要内容：激光光谱测量、红外、拉曼、紫外、可见光谱、发射光谱、吸收光谱、X 射线荧光光谱、激光显微光谱、光谱化学分析、国内外光谱化学分析领域内的最新研究成果、开创性研究论文、学科发展前沿和最新进展、综合评述、研究简报、问题讨论、书刊评述。

《光谱学与光谱分析》适用于冶金、地质、机械、环境保护、国防、天文、医药、农林、化学化工、商检等各领域的科学研究单位、高等院校、制造厂家、从事光谱学与光谱分析的研究人员、高校有关专业的师生、管理干部。

《光谱学与光谱分析》为我国首批自然科学核心期刊，中国科协优秀科技期刊，中国科协择优支持基础性、高科技学术期刊，中国科技论文统计源刊，“中国科学引文数据库”，“中国物理文摘”，“中国学术期刊文摘”，同时被国内外的 CJCR, CNKI, CSCD, SCI, AA, CA, Ei, AJ, PJK, MEDLINE, Scopus 等文献机构收录。根据中国科学技术信息研究所发布信息，中国科技期刊物理类影响因子、引文量及综合评价总分《光谱学与光谱分析》都居前几位。欢迎国内外厂商在《光谱学与光谱分析》发布广告（广告经营许可证：京海市监广登字 20170260 号）。

《光谱学与光谱分析》的主编为高松院士。

欢迎新老客户到全国各地邮局订阅，若有漏订者可直接与《光谱学与光谱分析》期刊社联系。

联系地址：北京市海淀区学院南路 76 号（南院），

《光谱学与光谱分析》期刊社

邮政编码：100081

联系电话：010-62181070, 62182998

电子信箱：chnghpxygpfx@vip.sina.com

修改稿专用邮箱：gp2008@vip.sina.com

网 址：http://www.gpxygpfx.com

