

# 基于高光谱图像的协同分层波谱识别 ——以兰州、榆林地区为例

刘 炜, 孙海霞, 杨晓波

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

**摘要:** 提出协同分层波谱识别法, 分别从兰州、榆林市 Hyperion 高光谱图像上识别 9 种目标地类, 并与 SVM 监督分类对比。针对 Hyperion 图像波谱识别的 4 个难点: 光谱信息高保真融合、敏感谱段提取、“椒盐效应”去除、消除“同物异谱”现象导致的误判, 协同应用 WP-GS 融合、导数变换、4 尺度面向对象分割和多谱段 SAM 解决上述难点, 并基于 Hyperion 导数变换图像分析波谱变化特征、提取敏感谱段、从 4 个尺度层依次识别 9 种目标地类, 然后根据目视评判和定量评价, 与综合使用 Gram-Schmidt 光谱锐化融合/Savitzky-Golay 卷积滤波/PCA 变换的 SVM 监督分类结果比较识别精度。实验结果表明 WP-GS 融合的光谱保真效果优于 Gram-Schmidt 光谱锐化; 4 尺度面向对象分割抑制“椒盐效应”的效果优于 Savitzky-Golay 卷积滤波、移动均值滤波; 多谱段 SAM 利用导数波谱特征能够消除因照度不同对同一类别地物的误判。采用协同分层波谱识别法, 兰州市 Hyperion 图像波谱识别的总体精度、Kappa 系数分别为 89.52%、0.852, 较 SVM 分类分别提高 18.68% 和 17.52%; 榆林市 Hyperion 图像识别地物的总体精度、Kappa 系数分别为 91.12%、0.873, 较 SVM 分类分别提高 17.80% 和 16.89%。协同分层波谱识别法应用多种技术一体化解决 Hyperion 图像应用难点, 有效利用导数波谱变化特征提取目标敏感谱段, 在复杂环境下识别目标地类的能力优于 SVM 监督分类。

**关键词:** 星载高光谱图像; 导数波谱特征; 敏感谱段; 同物异谱; 多尺度; 多谱段 SAM

中图分类号: TP751.1; P237.4 文献标识码: A

## Hierarchical spectrum recognition based on hyper-spectral images -a case study in Lanzhou and Yulin

LIU Wei, SUN Hai-Xia, YANG Xiao-Bo

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

**Abstract:** Hierarchical spectrum recognition is pointed out in the aspect of hyper-spectral image classification using Hyperion images of Lanzhou and Yulin in China, by the comparison study of SVM supervised classification. There are 4 problems for hyper-spectral image classification: spectral information fidelity image fusion, extraction of sensitive band, removal of "salt and pepper effect" which avoids misclassification for "same body with different spectrum" phenomenon. Hierarchical spectrum recognition puts forward 4 methods for solving these problems, which are WP-GS image fusion, derivative transformation, object oriented segmentation with 4 scales and multispectral SAM. Hierarchical spectrum recognition can identify 9 kinds land type exactly, based on sensitive bands extracted from derivative transformation image. Visual examination and quantifiable evaluation have been executed to verify authenticity. By contrast, SVM supervised classification is tested, with Gram-Schmidt Spectral sharpening/Savitzky-Golay convolution filtering/PCA transformation. Using the method of hierarchical spectrum recognition proposed in this paper, the above 4 problems for hyper-spectral image classification

收稿日期: 2018-07-10, 修回日期: 2019-05-04

Received date: 2018-07-10, Revised date: 2019-05-04

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(41361044); 西藏自治区自然科学基金项目(XZ2019ZRG-43)

Foundation items: Supported by the National Natural Science Foundation of China (41361044), the Natural Science Foundation of Xizang (XZ2019ZRG-43)

作者简介(Biography): 刘 炜(1976-), 男, 陕西咸阳人, 博士, 副教授, 主要研究方向为土地遥感与GIS应用 E-mail: remote2009@126.com

are solved, and good classification results is achieved, with overall classification accuracy and kappa coefficient as 89.52%, 0.852 in Lanzhou, 91.12%、0.873 in Yulin. Growth of 18.68% in Lanzhou and 17.80% in Yulin for overall classification accuracy, as well as 17.52% in Lanzhou and 16.89% in Yulin for kappa coefficient are achieved compared with SVM supervised classification. Hierarchical spectrum recognition can provide more accurate recognition results are provided for Hyperion images classification in comparison with SVM supervised classification.

**Key words:** satellite-borne hyper-spectral image, derivative spectrum feature, sensitive bands, same body with different spectrum, multi-scale, multispectral SAM

**PACS:**84.40.Xb

## 引言

星载高光谱图像光谱分辨率高、连续性强,能够提供精细的地物波谱变化特征,对大尺度复杂环境下的目标地类具有突出的识别分类和动态监测性能。基于星载高光谱图像的波谱识别技术在环境保护<sup>[1]</sup>、农业<sup>[2]</sup>、地质<sup>[3]</sup>、交通<sup>[4]</sup>、军事<sup>[5]</sup>等领域均有重要应用。我国于2018年4月26号发射了珠海一号星座群4颗高光谱卫星;又于2018年5月9日再发射高分5号高光谱卫星。经过半年的调试和测试,这5颗高光谱卫星即可正式对外发布可见光—短波红外谱段的高光谱数据,届时将初步形成运行化的全球数据获取能力,填补当前国际上在轨星载高光谱数据无可获取的空白。

目前,国、内外民用星载高光谱图像均为存档数据,主要有EO-1/Hyperion、PROBA/CHRIS、HJ-1A/HIS等。其中,Level 1Gst级Hyperion图像的辐射定标和几何校正精度高,并且可免费获取,已在生态环境监测<sup>[6]</sup>、地质矿产勘查<sup>[7]</sup>、林草资源调查<sup>[8]</sup>等领域有诸多应用,积累了丰富的使用经验。Hyperion图像在经辐射定标后,包括198个波段(可见—近红外区第8~57波段,短波红外区第77~224波段),波长范围覆盖426.82~2395.5nm,光谱分辨率可达10nm。然而,囿于较低的空间分辨率(30m)和常规的单尺度识别方法<sup>[9-12]</sup>,导致Hyperion图像应用于地形复杂地区识别目标地类时,往往精度不高,并且容易因同物异谱现象<sup>[12-14]</sup>引起误判。

实际上,基于高光谱图像识别地物是一个系统过程<sup>[15-16]</sup>。这其中利用光谱高保真融合方法提升图像空间分辨率、基于波谱特征分析目标地类敏感谱段、多尺度抑制图像“椒盐效应”、消除因“同物异谱”现象引起的误判,是Hyperion图像波谱识别过程中的4个难点。这4个难点前后相关,叠加影响,制约最终的目标识别精度。对此,应当根据目标特征协同应用针对性策略,采用一体化解决方案;而不

应该仅单一解决上述4个问题的一点或两点<sup>[16]</sup>。

鉴于此,以地处黄土丘陵沟壑区的兰州/榆林两地的Hyperion图像作为实验数据,提出协同分层波谱识别法,分别从两地的Hyperion图像上识别9种地类,并与常用的支持向量机(SVM)监督分类<sup>[10-12]</sup>进行比较。相较于SVM分类,协同分层波谱识别法设计WP-GS融合、导数变换、4尺度面向对象分割和多谱段SAM配合使用,针对性的处理上述4个难点;并且利用导数波谱特征差异辨识目标地类。研究结果为实现地表高光谱、高空间、高辐射分辨率精准成像光谱观测提供新的思路,具有一定的借鉴意义。

## 1 数据来源

为避免单次实验的偶发因素影响结论,选取兰州市七里河区和榆林市榆阳区的两景Hyperion图像(图1(a)~(b))作为测试数据。兰州市、榆林市均地处带状丘陵河谷,两市城郊黄土丘陵沟壑地貌显著。两景Hyperion图像均为Level 1Gst级(已经过辐射定标、几何校正、投影配准、地形校正),图像的基本参数如表1所示。本文对两景Hyperion图像的预处理有2项:有效波段选取和FLASSH模型大气校正。在选取有效波段时,去除了未经过辐射定标的波段、在可见光—近红外光区(VNIR)与短波红外光区(SWIR)的重叠波段、受水汽影响大且图像信噪比低的波段,之后共保留152个波段(如表1)。上述两景Hyperion图像的预处理工作以及后续多尺度面向对象分割均在“Titan Image V8.0遥感图像处理系统”中完成。图1(c)为在“面向对象分类模块”内执行面向对分割时的操作界面。

## 2 研究方法

### 2.1 技术路线分析

本文采用的技术路线如图2:先应用WP-GS融合方法将Hyperion图像的152个波段与全色图像

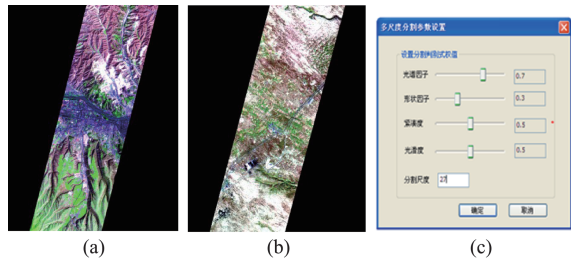


图1 兰州、榆林两地 EO-1/Hyperion 图像(a)兰州市七里河区图像 (b)榆林市榆阳区图像 (c)面向对分割操作界面  
 Fig.1 EO-1 Hyperion images of Lanzhou and Yulin(a)Qilihe district in Lanzhou, (b) Yuyang district in Yulin, (c) Operation interface of object oriented segmentation

EO-1 ALI-band1<sup>[17-19]</sup>(空间分辨率 10m)进行融合,在提升 Hyperion 图像各波段的空间分辨率至 10m 的同时,实现各波段光谱信息保真;应用导数变换,生成 9 种目标地类的导数变换图像,并基于导数波谱特征分析,提取目标地类的敏感谱段;依据目标地物的尺度特征、光谱特征和形状特征,构建 4 个尺度层分别对应 4 个一级地类(每个一级地类下属若干待识别的二级目标地类,如表 4);在 4 个尺度层选取分割参数依次执行面向对象分割,消除各尺度层的“椒盐效应”;最后在 4 个尺度层,基于各层次的敏感谱段依次执行 SAM(本文 2.3.2 节),依次提取各尺度层下属的二级目标地类;叠加从 4 个尺度层的提取的目标地类,得到最终识别结果。

表 1 所用 Hyperion 图像基本参数

Table 1 The parameters of Hyperion images used

Hyperion 图像编号	地理区域	条带号/行号/数据级别/编号	光谱分辨率	空间分辨率	VNIR 区				目标地类
					波段序号/波长范围 (nm)	波段序号/波长范围 (nm)	波段序号/波长范围 (nm)	波段序号/波长范围 (nm)	
Hyp-L1G-1	兰州七里河区	130/35 Level 1Gst	10 mm	30 mm	8-57	79-120	142-164	185-221	灌溉耕地,有林地,灌木林地,旱耕地,草地,沙地,水泥地表,河流水体,
Hyp-L1G-2	榆林榆阳区	127/33 Level 1Gst	10 mm	30 mm	427-925	932-1 346	1 356-1 790	2 002-2 365	沥青路面

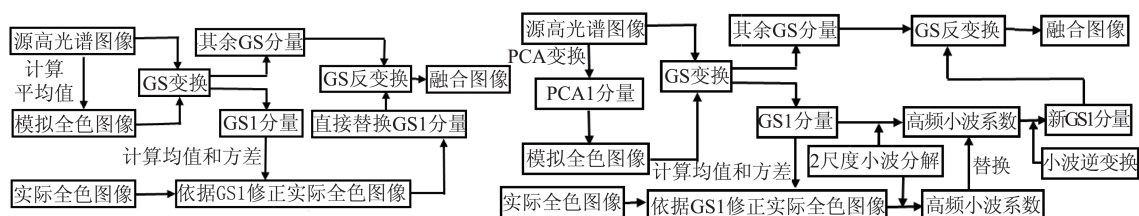


图3 两种融合方法对比(a)Gram-Schmidt 光谱锐化方法, (b) WP-GS 方法:GS 变换前、后,GS1 分量(即模拟全色图像)不发生变化  
 Fig.3 Comparison of two fusion algorithms (a) Spectral sharpening method of Gram-Schmidt, (b) Method of WP-GS

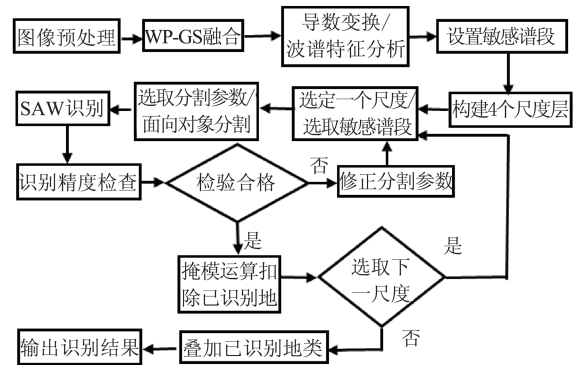


图2 分层波谱识别法的技术路线  
 Fig.2 Technical route of hierarchical spectrum recognition

2.2 WP-GS 融合

2.2.1 融合原理与算法

Hyperion 图像空间分辨率为 30m,可通过图像融合提升其空间分辨率,改善目标识别精度。在本次实验,由于 Hyperion 图像有 152 个波段要参与融合,因此在融合过程中,应力求在改善 152 个波段的清晰度的同时,尽可能的实现各波段光谱信息保真,以使目标地类的波谱特征不发生畸变,从而保证后续波谱识别算法的准确性。为此,本文设计 WP-GS 方法,选取 10m 空间分辨率的 ALI-band 1 作为全色图像,与 Hyperion 图像的 152 个波段进行融合。

当前, Gram-Schmidt 光谱锐化融合是高光谱遥感图像最常用的融合方法<sup>[16,19-20]</sup>(算法过程如图 3



(a)), WP-GS方法针对该方法在处理模拟全色图像和实际全色图像时存在的2个问题进行了改进:(1) Gram-Schmidt 光谱锐化融合通常以 Hyperion 图像的 152 个波段的平均值<sup>[19-20]</sup>作为模拟全色图像,再与 Hyperion 图像 152 个波段重新组合后进行 GS 变换,并作为第 1 分量(即 GS1 分量)被实际全色图像 ALI-band 1 替换(GS 变换前、后,GS1 分量,即模拟全色图像不发生变化)。然而,以 152 个波段的平均值作为模拟全色图像,其光谱信息与实际全色图像 ALI-band 1 存在显著差异,当它作为 GS1 分量被 ALI-band 1 替换后再进行 GS 反变换,生成融合图像,融合图像各波段的光谱信息与源 Hyperion 图像相比,会存在一定程度失真,进而导致目标地物的波谱特征发生畸变,影响后续波谱识别算法的准确性和可靠性。鉴于此,本文提出 WP-GS 方法,对 Hyperion 图像 152 个波段进行主成分变换,然后提取主成分变换生成的第一分量(PCA1)作为模拟全色图像,之后以 PCA1 作为 GS1 分量进行 GS 变换,并被实际全色图像 ALI-band 1 替换。由于 PCA1 占源 Hyperion 图像 152 个波段总体方差信息的 80% 以上,反映了 Hyperion 图像总体亮度特征<sup>[20-21]</sup>,较之 152 个波段的平均值,其空间结构特征与实际全色图像 ALI-band 1 的空间结构特征更为接近,信息量特性差异更小。当用 ALI-band 1 替换 PCA1 后再进行 GS 反变换,进而生成融合图像,会减小融合图像各波段的光谱信息失真程度。

(2) Gram-Schmidt 光谱锐化在融合过程中,不对实际全色图像 ALI-band 1 做任何滤波处理,就直接用其替换 Hyperion 图像经 GS 变换后的 GS1 分量,这会使得融合后图像各波段包含较多的 ALI-band 1 的低频光谱特征,导致融合图像光谱信息失真。为此,WP-GS 方法先利用小波变换的分频功能(单尺度),把 ALI-band 1 和 GS1 都分解出水平、垂直、对角线这 3 个方向的高频带小波系数(表达图像 3 个方向上空间结构特征),和 1 个低频带小波系数(对应图像 DN 值缓慢变化的成分,表达图像整体光谱特征);再以 ALI-band 1 的各高频带小波系数替换 GS1 分量对应的各高频带小波系数(如图 3(b)),从而形成新 GS1 分量。如此,仅使得 ALI-band 1 中决定图像清晰度的高频空间结构特征调制到新 GS1 分量中,而把 ALI-band 1 的低频光谱特征排除在外。之后,再让新 GS1 分量和其余的 GS 分量重新组合进行 GS 反变换,生成融合后的 Hyperion 图像。融合后

的 Hyperion 图像的 152 个波段则仅继承了 ALI-band 1 的高频空间结构特征,以提升其图像清晰度。

WP-GS 方法的算法过程如图 3(b):(1)以 ALI-band 1 图像作为基准,严格配准 Hyperion 图像 152 个波段(保证均方根误差控制在 1/2 个像元以内)。(2)将参与融合的 Hyperion 图像 152 个波段进行主成分变换,然后提取 PCA1 作为模拟全色图像。(3)将 PCA1 作为 GS1 分量与 Hyperion 图像 152 个波段组合后进行 GS 变换;(4)在 GS 变换后 GS1 分量不会变化,将 GS1 分量与 ALI-band 1 图像进行直方图匹配(保证二者灰度均值和方差相同)。(5)对 ALI-band 1 图像和 GS1 分量均进行 2 尺度小波分解(小波基函数选择 Coiflet3);(6)先将 ALI-band 1 图像 6 个高频小波系数替换 GS1 分量对应的 6 个高频小波系数;再将这新的 6 个高频小波系数与原 GS1 分量的低频小波系数重新组合,进行小波逆变换,重构生成新 GS1 分量。(7)组合新 GS1 分量和其余 GS 分量(在第(2)步经 GS 变换生成),执行 GS 反变换,生成融合后的 Hyperion 图像的 152 个波段,如图 4(d)、5(d)。

### 2.2.2 融合评价

图 4、图 5 分别是兰州、榆林两地 Hyperion 图像的融合结果。在图 4 中黄河以南为居民区;以北是兰州白塔山(右上角为白塔山公园)。在图 5 中上方为毛乌素沙地,沙地南、北两侧分别为东清水河、西清水河。位于西清水河南侧的千金路为 3 等级公路,自东向西贯穿沙地;图 5 下方显示丘陵沟壑地貌,最下端为磨庄水库,其左侧的磨庄-庙梁的公路为 4 等级。本文从 Hyperion 图像的 152 个波段中均匀间隔,选取 10 个波段 B20、B35、B50、B85、B100、B115、B145、B160、B195、B210 作为融合评价的测试

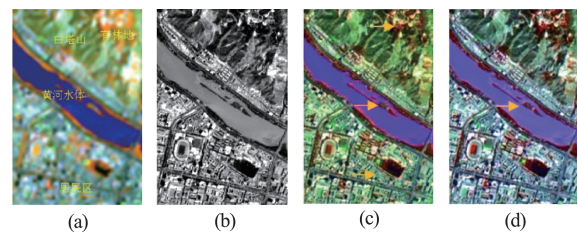


图 4 兰州市七里河区融合图像(a) Hyperion 图像,(b) ALI-band 1 图像,(c) Gram-Schmidt 光谱锐化图像,(d) WP-GS 融合图像

Fig. 4 Comparison of two fusion algorithms using Hyperion image of Qilihe district in Lanzhou (a) Hyperion image, (b) ALI-band 1 image, (c) Image processed by Gram-Schmidt method, (d) Image processed by WP-GS method



数据。

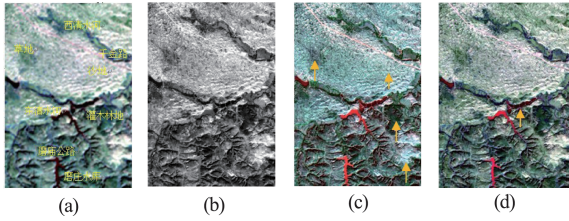


图5 榆林市榆阳区融合图像(a)Hyperion 图像, (b)ALI-band1 图像, (c)Gram-Schmidt 光谱锐化图像, (d)WP-GS 融合图像

Fig.5 Comparison of two fusion algorithms using Hyperion image of Yuyang district in Yulin(a)Hyperion image, (b)ALI-band 1 image, (c)Image processed by Gram-Schmidt method, (d)Image processed by WP-GS method

### (1) 光谱信息保真度评价

采用相对偏差 ( $DIF$ , 公式 1)、均方根误差 ( $RMSE$ , 公式 2) 和相关系数 ( $REF$ , 公式 3) [16, 19-20] 这 3 项指标定量评价融合图像与源 Hyperion 图像的光谱信息匹配程度 (表 1)。

$$DIF = \frac{1}{m \times n} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \left| \frac{B(i,j) - A(i,j)}{A(i,j)} \right|, \quad (1)$$

式(1)中,  $i, j$ —表示图像行号和列号,  $A(i, j)$ 、 $B(i, j)$ —分别代表在融合处理前、后, 同一波段 Hyperion 图像的灰度值;  $m, n$ —表示图像行数和列数。  $DIF$  值能够反映融合图像某一波段的灰度均值, 相对于源 Hyperion 图像同波段灰度均值的偏离幅度。其值越小, 表明较之源 Hyperion 图像, 融合图像丢失的光谱信息越少。

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (B(i,j) - A(i,j))^2}{m \times n}}, \quad (2)$$

式(2)中,  $A, B, m, n, i, j$  的意义同(1)式,  $(B(i, j) - A(i, j))^2$  用于表达在融合处理前、后, 同名

像元的灰度值差异。因此,  $RMSE$  则可用于表达在融合处理前、后, Hyperion 图像的某一波段整体灰度值的差异程度。  $RMSE$  越小, 表明融合图像与源 Hyperion 图像的匹配程度越高, 因而其光谱特征扭曲程度越低。

$REF =$

$$\frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (A(i,j) - \bar{A}) \times (B(i,j) - \bar{B})}{\sqrt{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (A(i,j) - \bar{A})^2 \times \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (B(i,j) - \bar{B})^2}}, \quad (3)$$

式(3)中,  $A, B, m, n, i, j$  的意义同(1)式,  $\bar{A}, \bar{B}$ —分别表达在融合处理前、后, 同一波段 Hyperion 图像的灰度均值。  $REF$  值越接近 1, 表明融合图像与源 Hyperion 图像的同向相似度越高, 图像融合质量也就越好。

首先, 对比判读两种方法的融合图像 (图 4(c)~(d)/图 5(c)~(d)): 可以发现在 Gram-Schmidt 光谱锐化方法的融合图像中 (图 4(c)/5(c)), 5 种植被地类 (灌溉耕地/有林地/灌木林地/旱耕地/草地), 沙地、水泥地表, 这 7 种地类图斑的色度与源 Hyperion 图像 (图 4(a)/5(a)) 的存在明显偏差, 特别是灌木林地、草地的光谱特征被严重扭曲; 而在 WP-GS 方法的融合图像 (图 4(d)/图 5(d)) 中, 尽管上述各植被地类、沙地、水泥地表图斑的色度与源 Hyperion 图像也有一定程度偏离, 但偏离程度均明显小于图 4(c)/5(c)。其中, 灌溉耕地、有林地、沙地、草地、水泥地表、沥青路面图斑的色度与源 Hyperion 图像接近一致。

其次, 定量分析偏差  $DIF$ ,  $RMSE$ ,  $REF$  的计算结果: 表 2 显示相较于 Gram-Schmidt 光谱锐化方法所得融合图像, WP-GS 方法的融合图像各波段的  $DIF$  值下降幅度为: 13.89%、13.16%、12.20%、13.95%、12.82%、14.63%、14.29%、17.78%、

表 2 融合前、后图像相对偏差、均方根误差和相关系数比较

Table 2 Comparison of  $DIF$ ,  $RMSE$  and  $REF$  for fusion images

	B25			B35			B50			B85			B100		
	DIF	RMSE	REF	DIF	RMSE	REF	DIF	RMSE	REF	DIF	RMSE	REF	DIF	RMSE	REF
WP-GS 方法	0.31	15.59	0.87	0.33	16.37	0.88	0.36	19.57	0.86	0.37	20.67	0.88	0.34	19.87	0.90
Gram-Schmidt 光谱锐化	0.36	18.24	0.76	0.38	19.19	0.77	0.41	22.84	0.76	0.43	24.17	0.78	0.39	23.25	0.80
	B115			B145			B160			B195			B210		
	DIF	RMSE	REF	DIF	RMSE	REF	DIF	RMSE	REF	DIF	RMSE	REF	DIF	RMSE	REF
WP-GS 方法	0.35	21.02	0.90	0.36	19.94	0.89	0.37	22.46	0.89	0.34	23.12	0.87	0.32	24.74	0.86
Gram-Schmidt 光谱锐化	0.41	24.91	0.79	0.42	24.06	0.78	0.45	26.12	0.77	0.39	27.45	0.75	0.38	28.93	0.75

注: 限于篇幅, 表 2 数据仅为兰州市 Hyperion 图像计算所得之结果

12.82%、15.79%；*RMSE* 值下降幅度为 14.59%、14.70%、14.32%、14.48%、14.54%、15.62%、17.12%、14.011%、15.77%、14.48%；而 *REF* 值的增加幅度为：14.47%、14.29%、13.16%、12.82%、12.50%、13.92%、14.10%、15.58%、16.00%、14.67%。上述计算结果表明，较之于 Gram-Schmidt 光谱锐化方法，WP-GS 方法能够更有效减少目标地物光谱特征的扭曲程度，实现融合图像各波段的光谱信息保真。

(2) 空间信息融入度评价采用标准差 (*SD*, 公式(4))，平均梯度 (*MD*, 公式(5)) 和信息熵 (*EH*, 公式(6))<sup>[16,19-20]</sup> 这三项指标定量评价融合图像空间信息的改善程度(表2)。

$$SD = \sqrt{\frac{1}{m \times n} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (F(i,j) - \bar{F})^2}, \quad (4)$$

式(4)中，*F*—代表某一波段 Hyperion 图像， $\bar{F}$ —图像灰度的平均值，是反映到人眼的图像的平均亮度。*m*、*n*、*i*、*j* 的意义同式(1)。*SD* 反映相较于  $\bar{F}$ ，图像元灰度的离散程度。其值越大，表明图像的灰度级分布越离散。

$$MD = \frac{1}{(m-1) \times (n-1)} \sum_i^{m-1} \sum_j^{n-1} \sqrt{\frac{F(i,j) - F(i+1,j))^2 + (F(i,j) - F(i,j+1))^2}{2}}, \quad (5)$$

式(5)中，*F*、*m*、*n*、*i*、*j* 的意义同式(4)。*MD* 能够反映图像细节反差变化的速率，代表图像的清晰度。

$$EH = -\sum_0^k P_s \times \ln P_s, \quad (6)$$

式(6)中，设图像的灰度级为  $[0, 1, 2, \dots, k]$ ， $P_s$  为图像第 *s* 级灰度值出现的概率，由图像灰度直方图获得。信息熵 *EH* 表征图像内部信息丰富程度。其

值越大，表明图像空间信息越多。评比 *EH* 可判定图像的细节表达能力。

首先，判读检查 WP-GS 方法的融合图像(图4(d)/图5(d))，可以发现较之源图像，融合图像中道路、水泥地表、建筑物、水体、灌溉耕地图斑均反映出更加清晰的边缘轮廓；沙地、草地、灌木林地图斑内部可以看到由灰度差异产生的细致纹理。在融合图像中没有出现边界模糊、伪轮廓寄生效应，图像清晰度与全色图像 ALI-band 1 完全一致(图4(b)/图5(b))，较之图4(a)/图5(a)能够更准确辨识、定位各种地类小斑的受相邻植被光谱遮蔽或光谱特征微弱的边界(如黄河滩地与水体交界线/4 等级公路线/梁崩与沟谷的边界等)。进一步与 Gram-Schmidt 光谱锐化方法的融合图像(图4(c)/图5(c))对比，可以发现这两种方法对图像空间结构信息的增加效果接近一致，无显著差距。

其次，分析 *SD*、*MD*、*EH* 的计算结果，表3显示相较于源 Hyperion 图像，WP-GS 方法的融合图像的 *SD*、*MD* 和 *EH* 值均显著增加，*SD* 增加幅度为：4.41%、4.42%、4.39%、4.41%、4.08%、4.66%、4.74%、4.80%、4.68%、4.72%；*MD* 增加幅度为 79.51%、78.54%、80.99%、80.08%、80.90%、80.12%、80.43%、81.33%、81.45%、81.52%；*EH* 增加幅度为：4.87%、4.94%、5.03%、5.24%、5.08%、5.05%、5.17%、5.38%、5.26%、5.15%。上述计算结果表明，应用 WP-GS 方法，能够使 Hyperion 图像各波段有效融入全色图像 ALI-band 1 的空间结构信息，显著增强图像空间细节表达能力，提升清晰度。

无论是定量评价，还是定性判读检查，均显示 WP-GS 方法能够使融合后的 Hyperion 图像各波段

表3 融合图像与源图像的标准差、平均梯度和信息熵比较

Table 3 Comparison of *SD*, *MD*, *EH* for fusion images

	B20			B35			B50			B85			B100		
	<i>SD</i>	<i>MD</i>	<i>EH</i>	<i>SD</i>	<i>MD</i>	<i>EH</i>	<i>SD</i>	<i>MD</i>	<i>EH</i>	<i>SD</i>	<i>MD</i>	<i>EH</i>	<i>SD</i>	<i>MD</i>	<i>EH</i>
源 Hyperion 图像	593.32	6.59	7.39	612.59	7.13	7.49	615.33	6.89	7.56	642.85	7.18	7.63	654.67	7.75	7.68
WP-GS 方法	619.46	11.83	7.75	639.64	12.73	7.86	642.37	12.47	7.94	671.22	12.93	8.03	681.37	14.02	8.07
Gram-Schmidt 光谱锐化	630.32	12.45	7.77	652.08	13.32	7.90	655.34	13.11	7.96	687.41	13.55	8.07	696.25	14.88	8.09
	B115			B145			B160			B195			B210		
	<i>SD</i>	<i>MD</i>	<i>EH</i>	<i>SD</i>	<i>MD</i>	<i>EH</i>	<i>SD</i>	<i>MD</i>	<i>EH</i>	<i>SD</i>	<i>MD</i>	<i>EH</i>	<i>SD</i>	<i>MD</i>	<i>EH</i>
源 Hyperion 图像	667.26	8.15	7.72	656.81	8.79	7.73	667.32	8.41	7.8	674.28	8.68	7.79	676.43	8.93	7.77
WP-GS 方法	698.37	14.68	8.11	687.96	15.86	8.13	699.38	15.25	8.22	705.84	15.75	8.2	708.34	16.21	8.17
Gram-Schmidt 光谱锐化	709.34	15.25	8.13	697.27	16.62	8.15	706.67	15.72	8.25	713.28	16.19	8.24	717.04	16.63	8.19

注：限于篇幅，表3数据仅为兰州市 Hyperion 图像计算所得之结果

在加入全色图像 ALI-band1 高频空间结构信息的同时,更为完整的保持其在源 Hyperion 图像中的光谱信息,有效减少 5 种植被、水体、沙地、水泥地表图斑光谱特征的扭曲程度,性能优于常用的 Gram-Schmidt 光谱锐化融合。

## 2.3 导数变换与面向对象分割

### 2.3.1 导数变换与敏感谱段设置

选用的 Hyperion 图像有效波段有 152 个,光谱分辨率高、连续性强,其经过一阶求导运算(导数变换)后,能够发掘目标地类波谱曲线变化拐点,增强谱线之间的分异特征,从而提升目标识别精度;此外,导数变换还能够去除谱线中的线性及接近线性成分,从而压缩地形起伏、太阳高度角差异对地表光照强度的影响,消除因“同物异谱”现象引起的误判。导数变换公式如下:

$$D(\lambda_i) = [R(\lambda_{i+1}) - R(\lambda_{i-1})] / (\lambda_{i+1} - \lambda_{i-1}), \quad (7)$$

式(7)中, $i$ 为波段序号,取值范围为表1中 Hyperion 图像在 VNIR/SWIR 区的波段编号; $\lambda_i$ 表示波长位置; $R(\lambda_i)$ 表示波长位置  $\lambda_i \text{ nm}$  处的原始光谱反射率; $D(\lambda_i)$ 表则示波长位置  $\lambda_i \text{ nm}$  处的一阶导数波谱值。

对于绿色植物的波谱曲线,在“红边”谱段内(波长 630~760 nm),光谱反射率快速增加,从“红谷”(中心波长 680 nm)跃升至“近红外反射平台”(波长 760~1350nm)(图 6(a)),这一特征显著区别于水体、土壤、沙地等其它典型地物的波谱特征,其形成机理与植被冠层叶绿素密度和叶片细胞结构密切相关。目前,“红边”谱段已成为开展植被物种识别与长势监测首选的敏感谱段。图 6(a)~(b)分别显示了在兰州 Hyperion 图像上,5 种植被同名像元的原始波谱、导数波谱。在图 6(a)中,从“红谷”至“近红外反射平台”,5 种植被原始波谱的分异规律并不明确,虽然可以辨识出灌溉耕地、有林地 A、草地 B 的波谱曲线,但容易将有林地 B 的波谱曲线与灌木林地 A/B 混分为一类;草地 A 的波谱曲线与旱耕地 A/B 混分为一类。

然而在经过导数变换后得到导数波谱,如图 6(b)。在“红边”谱段的 630~760 nm 内,植被导数波谱形成特征峰,不但与水体、沙地、水泥地表等非植被地类的导数波谱(7(b))存在显著差异,而且对于待识别的 5 种植被地类,其特征峰的“红边振幅”、“红边面积”(导数波谱的最大值、特征峰面积)按照灌溉耕地-有林地-灌木林地-旱耕地-草地的次序

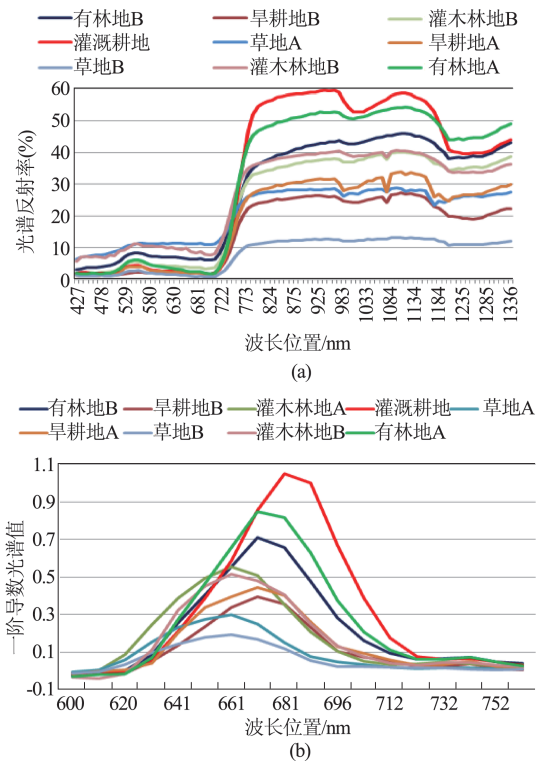


图 6 5 种植被地类的原始波谱和导数波谱(a)原始波谱曲线,(b)导数波谱曲线

Fig. 6 Original spectrum and derivative spectrum for 5 kinds of vegetation types(a) Original spectrum curve, (b) Derivative spectrum curve

依次降低、减小,特征峰的次高点(次峰)也逐步消失;并且,同一类别特征峰的“红边位置”(“红边振幅”的波长位置)聚集靠拢,接近一处。而不同类别植被之间,“红边位置”前后差异明确。较之图 6(a),在图 6(b)中 5 种植被波谱曲线之间的形态分异特征更为明确,易于辨识,有力的消除灌木林地与有林地,旱耕地和草地之间的混分误判现象。鉴于此,将导数波谱的谱段 630~763 nm(对应 Hyperion 图像波段序号 28~41),设置为区分植被类别的敏感谱段(如表 4)。

在非植被类别地物的波谱识别中,沙地与高反照度的干燥水泥地表、水体与低反照度的沥青路面之间的混分误判现象是一个识别难点<sup>[18,22]</sup>。图 7(a)~(b)分别显示了在兰州 Hyperion 图像上,上述 4 种地物同名像元的原始波谱、导数波谱。在图 7(a)中,沙地的原始波谱在波长范围 427~864nm 内快速上升,然后平缓增加,谱线波形整体呈倾斜的“凸”状形态;而水泥地表的原始波谱,在波长范围 427~539 nm 内呈陡坡型急速增长,之后在波长范围 539~630 nm 内达到最大值,然后平缓下降。沙地、水泥



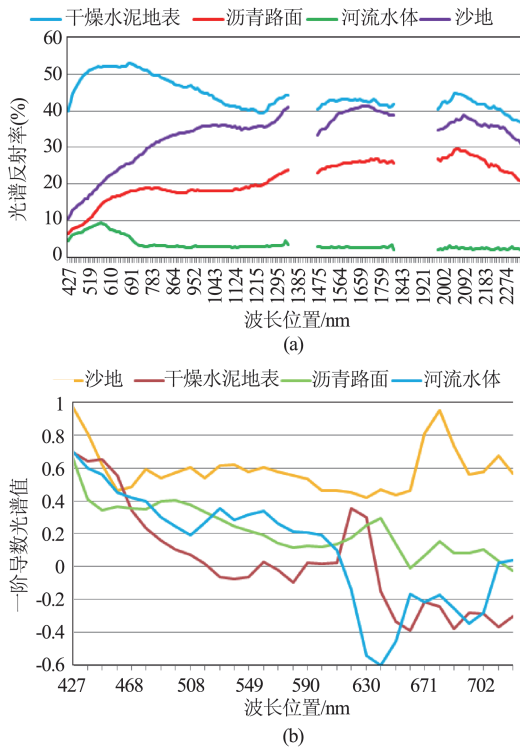


图7 4种非植被地类的原始波谱和导数波谱(a)原始波谱曲线,(b)导数波谱曲线

Fig.7 Original spectrum and derivative spectrum for 5 kinds of non-vegetation types(a) Original spectrum curve, (b) Derivative spectrum curve

地表的原始波谱谱线的整体变化趋势相近。然而在图7(b)中,沙地的导数波谱曲线整体位于0.4以上,并且在波长范围651~722 nm内形成特征峰;而水泥地表的导数波谱则在波长范围529~651 nm内形成特征峰,在谱段529~722 nm范围内,这两个地类导数波谱曲线形态呈现显著差异。鉴于此,本文此将导数波谱的谱段529~722 nm(对应Hyperion图像波段号18~37),设置为识别沙地、水泥地表的敏感谱段(如表4)。

此外,在图7(b)中还可以发现,河流水体的导

数波谱,在波长范围447~610 nm内整体呈平缓下降趋势,此后在610~671 nm范围内形成特征峰,谱线的整体变化趋势与沥青路面的导数波谱存在显著差异,特别是在波长范围498~671 nm内,很容易将河流水体、沥青路面的谱线区分。鉴于此,本文此将导数波谱的谱段498~671 nm(对应Hyperion图像波段号15~32),设置为识别河流水体、沥青路面的敏感谱段(如表4)。

2.3.2 4尺度面向对象分割去噪

兰州、榆林两市从城区到城郊,地表自然、人为景观类型细碎混杂。在Hyperion图像中,在植被类、居民用地类图斑内部,通常散布有其它类别的噪声像元和小斑,以致“椒盐效应”显著,影响后续波谱识别算法的准确性和可靠性。因此,有必要对两地Hyperion图像进行适当的去噪处理,以减弱“椒盐效应”。

当前,常用的高光谱遥感图像去噪方法主要是:Savitzky-Golay 卷积滤波<sup>[23]</sup>、移动均值滤波<sup>[24]</sup>,这两种方法是很多光谱分析软件支持的标准算法。Savitzky-Golay 卷积滤波和移动均值滤波,实质上是在单一尺度下,基于宽度固定的邻域窗口,通过对邻域内各像元进行加权平均运算来实现图像平滑处理,图像的平滑效果与邻域窗口的宽度密切相关。对于具有相近尺度特征的多个目标地类,指定邻域窗口宽度平滑图像,虽然能够确保对它们的平滑效果,但难免会导致其它具有不同尺度特征的地类的波谱曲线的峰谷特征畸变或者丢失,以致模糊这些地类图斑边缘轮廓,降低图像清晰度。

为此,本文设计4尺度面向对象分割,消除各种地类图斑内部的噪声像元和小斑,抑制“椒盐效应”。相较于Savitzky-Golay 卷积滤波、移动均值滤波,面向对象分割方法首先依据目标地类的尺度特征、光谱特征、形状特征,将9种地类划入4个尺度层(表4);再通过人机交互,在各尺度层采用适宜的

表4 4个尺度层目标地类的敏感谱段和分割参数

Table 4 Parameters used in 4-scales segmentation and sensitive bands

尺度层序号	一级地类名称	尺度参数	光谱因子	形状因子	紧致度	光滑度	二级地类	敏感谱段/mm	Hyperion 波段序号
1	A类植被	27	0.7	0.3	0.5	0.5	灌溉耕地*,有林地*,B类植被,高照度地类,低照度地类	630-763	28-41
2	B类植被	20	0.8	0.2	0.4	0.6	灌溉耕地*,旱耕地*,草地,高照度地类,低照度地类	630-763	28-41
3	高照度地类	15	0.8	0.2	0.3	0.7	水泥地表*,沙地*,低照度地类	529-722	18-37
4	低照度地类	10	0.9	0.1	0.5	0.5	沥青路面*,河流水体*	498-671	15-32

注:\*表示该地类为本尺度层二级目标地类,将从各尺度层提取出的二级目标地类叠加复合,即可生成全域识别结果。

参数分割图像。图像被分割后,其基本单元已不再是单个像元,而是光谱特征完全匀质的对象。采用表4的尺度参数能够确保各类别对象的边缘清晰、位置准确,并且内部融入噪声像元和小斑。

图8(a)~(d)分别为尺度 $SC=27$ 、 $20$ 、 $15$ 、 $10$ 时的面向对象分割结果;图8(e)~(f)则分别是Savitzky-Golay卷积滤波、移动均值滤波结果。对比这6图可以发现:(1)在面向对象分割结果中,无论是灌溉耕地、有林地(图8(a)),旱耕地、草地、灌木林地(图8(b)),还是水泥地表(图8(c)),河流水体、沥青路面(图8(d)),这些地类内部的像元均聚合构成对象,对象内部消除了由于像元灰度差异生成的纹理,并融入了孤立散布的噪声像元和小斑,因而色度完全一致,消除“椒盐效应”效果显著;并且对于相邻同类别的对象,它们再进一步聚合形成面积更大的图斑。由于在4个尺度层,依次选取了各层次适宜的分割参数,因而上述各种目标地类大图斑的边界轮廓清晰,位置准确,没有出现由于过分割,导致其对象融入其它类别像元的情况;或者由于欠分割,导致本类别像元被相邻其它类别对象侵蚀的情况。

(2)在Savitzky-Golay卷积滤波、移动均值滤波的结果中(图8(e)~(f)),在灌溉耕地、有林地这2种地类图斑内部,噪声像元和小斑都被去除,同时图斑的边界轮廓基本保持完整、清晰,平滑效果较好。然而,对于灌木林地、草地、旱耕地、沙地、水泥地表这5种地类图斑,在经过平滑处理后,其图斑边界线两侧渐变过渡区域增宽,对比度下降,图斑的轮廓变得模糊不清,无法被准确识别、定位,严重影响识别精度。较之面向对象分割,应用两种经典方法去除“椒盐效应”时,具有明确的类别选择性,难以同时照顾到所有类别。

## 2.4 多谱段SAM

经过4尺度面向对象分割,Hyperion导数变换图像被投射到4个尺度层;然后基于各尺度层导数波谱的敏感谱段,利用SAM识别、提取各尺度层所属的目标二级地类(表4);最后,再复合各尺度层的提取结果。

Hyperion图像的每一个像元对应一条波谱曲线,将这条波谱曲线投射到多维波谱空间中,则对应一个波谱矢量。SAM通过判断待识别波谱矢量与端元波谱矢量之间的匹配程度,确认像元的类别归属,如式(8)。

$$\alpha = \arccos \frac{X \cdot Y}{\|X\| \cdot \|Y\|} \quad (8)$$

式(8)中, $X$ 、 $Y$ 分别代表待识别地类像元的波谱矢量、已确认类别的端元波谱矢量; $\|X\|$ 、 $\|Y\|$ 分别为 $X$ 、 $Y$ 的模长;波谱角 $\alpha$ 为 $X$ 与 $Y$ 之间的夹角,取值范围 $[0, \pi/2]$ 。 $\alpha$ 值越小,表明 $X$ 与 $Y$ 的匹配程度越高。

在多维波谱空间中,每一个波谱矢量具有两个特征:“方向”和“模长”。“方向”反映与波谱矢量对应的波谱曲线的形态,代表地物“色度”;“模长”则反映地物受太阳光照射的光照强度,高光照强度像元对应波谱矢量的“模长”大;反之“模长”小。兰州、榆林两市均地处丘陵河谷,地形地貌复杂,处于山体沟谷阴坡、阳坡的同类地物,以及位于山体不同坡度的同类地物,受到的太阳光光照强度存在差异,这使得在兰州、榆林的Hyperion图像上,同类别地物像元的波谱矢量的“模长”也存在差异(即同物异谱现象);但是,同类地物波谱矢量的“方向”特征,即波谱曲线的形态却不会因光照强度不同而发生改变。

因此,若依据波谱矢量“模长”差异辨识地物,

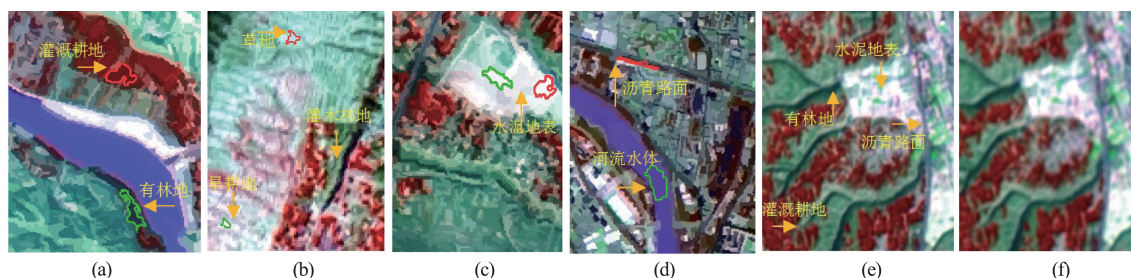


图8 图像4尺度分割和两种滤波方法对比单个对象(a)图像分割 $SC=27$ , (b)图像分割 $SC=20$ , (c)图像分割 $SC=15$ , (d)图像分割 $SC=10$ , (e)SG卷积滤波, (f)移动均值滤波

Fig.8 Comparison of segmented images with 4 scales and 2 kinds of image filtering methods (a) Segmented image  $SC=27$ , (b) Segmented image  $SC=20$ , (c) Segmented image  $SC=15$ , (d) Segmented image  $SC=10$ , (e) Convolution filtering image, (f) Moving average filtering image



如支持向量机(SVM)监督分类,会因“同物异谱”现象导致误判,将同属一类的像元归入多个类别;而SAM波谱识别则是依据波谱矢量的“方向”特征<sup>[16]</sup>,即由Hyperion图像多个波段提供的波谱曲线的形态特征来识别地物,因而能够更充分利用高光谱信息压缩光照强度和地形差异的影响,消除因“同物异谱”现象引起的误判。

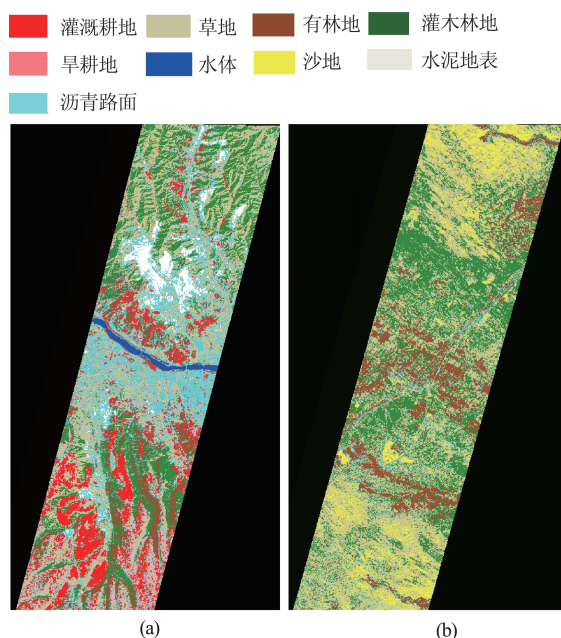


图9 分层波谱识别结果(a)兰州市图像分类,(b)榆林市图像分类

Fig.9 Resultsof hierarchical spectrum recognition (a)Classified image of Qilihe district in Lanzhou, (b)Classified image of Yulin Yuyang district in Yulin

在导数变换和4尺度面向对象分割的基础上,本文提出多谱段SAM方法,算法流程为:(1)依据表4中第1尺度层的参数,对Hyperion导数变换图像进行分割;(2)利用MNF变换和PPI运算<sup>[16]</sup>,从导数变换图像上为该层次下属5个二级地类选取端元;选择敏感谱段630~760 nm(即Hyperion图像波段序号28~41),设置识别阈值为0.1弧度,执行SAM,提取出第1尺度层的2个二级目标地类:灌溉耕地、有林地;(3)利用掩模运算将从第2步提取出的二级目标地类从Hyperion导数变换图像上扣除。在进行掩模运算时,在分类图像中勾绘出除灌溉耕地、有林地以外的区域,并制作成感兴趣区(ROI);让感兴趣区与原导数变换图像相乘。那么在感兴趣区覆盖范围内的图像值保持不变,而在感兴趣区覆盖范围以外图像的灰度值则为0。之后再基于Majority/Clump

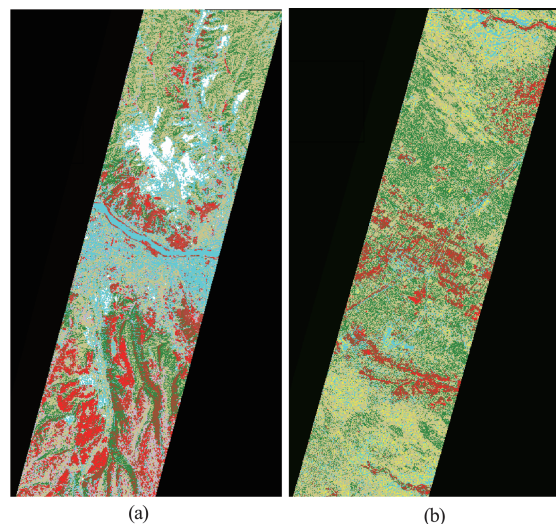


图10 SVM分类结果(a)兰州市图像分类,(b)榆林市图像分类

Fig.10 Resultsof SVM supervised classification (a)Classified image of Qilihe district in Lanzhou, (b)Classified image of Yulin Yuyang district in Yulin

运算整饬图幅。(4)循环执行(1)~(3)步,依次处理表4所示的第2~4尺度层,依次识别提取第2~4尺度层各自所属的二级目标地类。(5)复合从4个尺度层提取出的9个二级目标地类,得到波最终识别结果(图9(a)、(b))。

### 3 实验结果与讨论

为了与本文提出的协同分层波谱识别法进行比较,本文对兰州、榆林两地的Hyperion图像均进行了基于支持向量机(SVM)的监督分类。在SVM分类前,采用Gram-Schmidt光谱锐化方法将Hyperion图像与ALI-band 1图像进行融合;然后对融合后Hyperion图像进行Savitzky-Golay卷积滤波;之后对Hyperion图像的152个波段进行主成分变换,选取前9个分量(PCA1-9)作为分类特征,PCA1-9的数据方差累计百分比为96.23%。图10(a)、(b)是SVM分类的结果。

分别从目视评判的定量评价两方面,分析对比图9(a)~(b)和图10(a)~(b)。通过目视评判可以发现:(1)对于河流水体、湖泊库塘、灌溉耕地这3种地类,分层波谱识别法和SVM分类的识别效果接近一致。在图9(a)~(b)和图10(a)~(b)上,上述3种地类的边界位置准确,错误或遗漏识别的像元/小斑少。(2)在图9(a)~(b)中,地处山体沟谷阴坡、阳坡或具有坡度差异的同一类别地物,包括灌木林地、草地、旱耕地、有林地,很少因“同物异谱”现象被误



表5 两种方法识别精度指标对比

Table 5 Comparison of classification accuracy index with two methods

图像编号/地理区域	评价指标	分层波谱识别	SVM 监督分类	图像编号/地理区域	评价指标	分层波谱识别	SVM 监督分类
Hyp-L1G-1 兰州七里河区	总体精度	89.52%	75.43%	Hyp-L1G-2 榆林榆阳区	总体精度	91.12%	77.35%
	Kappa 系数	0.852	0.725		Kappa 系数	0.873	0.747
	总体精度提升幅度	\	18.68%		总体精度提升幅度	\	17.80%
	Kappa 系数提升幅度	\	17.52		Kappa 系数提升幅度	\	16.89%

判, 辨识效果优于图 10(a)~(b)。(3)在图 10(a)~(b)中, 区分沙地与干燥水泥地表、水体与沥青路面、灌木林地与草地、有林地与灌溉耕地的效果不及图 9(a)~(b); 并且在图 10(a)~(b)中, 在水泥地表、沥青路面、灌木林地、草地、沙地图斑边界的外侧渐变过渡区域, 误判图斑类别归属的情况明显多于图 9(a)~(b)。(4)在图 10(a)~(b)中, 在灌木林地、有林地、草地、旱耕地、居民地、沙地图斑内部, 噪声像元和小斑显著多于图 9(a)~(b), “椒盐效应”突出。

在定量评价方面: 从图 9~10 中分别随机抽取 220 个点, 逐点判别类别属性, 据此计算图 9(a)~(b)和图 10(a)~(b)的总体精度、Kappa 系数。总体精度的计算式为:

$$OA = \frac{\sum_{i=1}^k X_{ii}}{N}, \quad (9)$$

式中,  $k$ —在一次分类过程中要识别的地物类别数目;  $X_{ij}$ —在实际分类结果中, 真实第  $i$  类地物被识别为第  $j$  类地物的像元数量, 因此  $X_{ii}$  即为被正确分类的像元的数目。  $N$ —被分类图像像元的总数。

Kappa 系数的计算式为:

$$Kappa = \frac{N \times \sum_{i=1}^k X_{ii} - \sum_{ij=1}^k (\sum_{j=1}^k X_{ij} \times \sum_{i=1}^k X_{ij})}{N^2 - \sum_{ij=1}^k (\sum_{j=1}^k X_{ij} \times \sum_{i=1}^k X_{ij})}, \quad (10)$$

式中  $i, X_{ij}, N$  的意义同式(9)。

表 5 显示图 9(a)波谱识别的总体精度、Kappa 系数分别为 89.52%、0.852, 较之图 10(a)分别提高 18.68% 和 17.52%。图 9(b)波谱识别的总体精度、Kappa 系数分别为 91.12%、0.873, 较之图 10(b)分别提高 17.80% 和 16.89%。综合目视评判和定量评价可以发现, 协同分层波谱识别法基于导数波谱的敏感谱段, 能够有效辨识原始波谱特征相近的地类, 如灌木林地与草地、沙地与干燥水泥地表、水体与沥青路面、有林地与灌溉耕地; 并可消除因“同物异谱”现象引起的误判; 去除“椒盐效应”, 目标识别精度显著优于 SVM 监督分类。

## 4 结论

Hyperion 图像有效波段有 152 个, 波谱信息丰富, 但目标识别过程复杂, 涉及难点多。鉴于此, 本文提出了协同分层波谱识别法, 综合应用 WP-GS 融合、导数变换、4 尺度面向对象分割和多谱段 SAM, 依次解决了光谱信息高保真融合、基于导数波谱特征提取敏感谱段、多尺度抑制“椒盐效应”、消除“同物异谱”现象引起的误判这 4 个问题, 实验结果显示该方法的目标识别精度优于 SVM 监督分类。

当前, 我国在可见光—短波红外谱段的高光谱成像系统研制领域<sup>[2,15]</sup>, 已取得了显著进展, 高分 5 号星图像、珠海一号星座群 OHS/01-04 图像将陆续对外正式发布。在下一步工作中, 项目团队将以上述图像作为基础数据源, 在黄土丘陵沟壑区其它地域进一步调试、改进协同分层波谱识别法, 提升其在复杂环境下目标探测准确性和可靠性; 推进基于国产星载高光谱数据, 开展高光谱、高空间、高辐射分辨率的精准成像光谱观测。

## References

- [1] TONG Qing-Xi, XUE Yong-Qi, ZHANG Li-Fu. Progress in hyperspectral remote sensing science and technology in China over the past three decades [J]. *IEEE Journal of Selected Topics Applied Earth Observation Remote Sensing*, 2014, 7(01): 70-91.
- [2] He Yong, ZHAO Chun-Jiang, WU Di, et al. Fast detection technique and sensor instruments for crop-environment information: A review [J]. *Chinese Science: Information Science*, (何勇, 赵春江, 吴迪, 等. 作物-环境信息的快速获取技术与传感仪器. 中国科学: 信息科学) 2010, 40(S1): 1-20.
- [3] Tong Q X, ZHANG B, ZHANG L F. Current progress of hyperspectral remote sensing in China [J]. *Journal of Remote Sensing*, (童庆禧, 张兵, 张立福. 中国高光谱遥感的前沿进展. 遥感学报) 2016, 20(05): 689 - 707.
- [4] PAN Yi-Fan, ZHANG Xian-Feng, TONG Qing-Xi, et al. Progress on road pavement condition detection based on remote sensing monitoring [J]. *Journal of Remote Sensing*, (潘一凡, 张显峰, 童庆禧, 等. 公路路面质量遥感监测研究进展. 遥感学报) 21(05): 796 - 811
- [5] ZHAO Chun-hui, WANG Xin-peng, YAO Xi-feng,

- TIAN Ming-hua. A background refinement method based on local density for hyperspectral anomaly detection [J]. *Journal of Central South University*, 2018, **25**(01): 84-94.
- [6] AN Ru, LU Cai-Hong, WANG Hui-Lin, et al. Remote sensing identification of rangeland degradation using Hyperion hyperspectral image in a typical area for three-river headwater region, Qinghai, China [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, (安如, 陆彩红, 王慧麟, 等. 三江源典型区草地退化 Hyperion 高光谱遥感识别研究. *武汉大学学报: 信息科学版*) 2018, **43**(03): 399-405.
- [7] WANG Gui-Zhen, ZHANG Li-Fu, SUN Xue-Jian, et al. Mineral alteration information extraction based on SREM fusion data [J]. *Earth Science—Journal of China University of Geosciences*, (王桂珍, 张立福, 孙雪剑, 等. 基于 SREM 融合数据的矿物蚀变信息提取. *地球科学(中国地质大学学报)*) 2015, **40**(038): 1330-1338.
- [8] TAN Bing-Xiang, LI Zeng-Yuan, Chen Er-Xue, et al. Estimating forest crown closure using Hyperion hyperspectral data [J]. *Journal of Beijing Forestry University*, (谭炳香, 李增元, 陈尔学, 等. Hyperion 高光谱数据森林郁闭度定量估测研究. *北京林业大学学报*) 2006, **28**(03): 95-101.
- [9] YANG Bin, WANG Bin. Review of nonlinear unmixing for hyperspectral remote sensing imagery [J]. *J. Infrared Millim. Waves*, (杨斌, 王斌. 高光谱遥感图像非线性解混研究综述. *红外与毫米波学报*) 2017, **36**(02): 173-185.
- [10] FENG Xiao, XIAO Peng-Feng, LI-Qi, et al. Hyperspectral image classification based on 3-D gabor filter and support vector machines [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, (冯逍, 肖鹏峰, 李琦, 等. 三维 Gabor 滤波器与支持向量机的高光谱遥感图像分类. *光谱学与光谱分析*) 2014, **34**(08): 2218-2224.
- [11] ZHANG Xi-Ya, XU Hai-Qin, LI Pei-Jun. Lithologic mapping using EO-1 Hyperion data and extended OCSVM [J]. *Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Pekinensis*, (张西雅, 徐海卿, 李培军. 运用 EO-1 Hyperion 数据和单类支持向量机方法提取岩性信息. *北京大学学报(自然科学版)*) 2012, **48**(03): 411-418.
- [12] Sun X J, Zhang L F, Yang H, Wu T X, Cen Y and Guo Y. Enhancement of spectral resolution for remotely sensed multispectral image [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2015, **8**(5): 2198 - 2211
- [13] WANG Yue-Ming, JIA Jian-Xin, HE Zhi-Ping, et al. Key technologies of advanced hyperspectral imaging system [J]. *Journal of Remote Sensing*, (王跃明, 贾建鑫, 何志平, 等. 若干高光谱成像新技术及其应用研究. *遥感学报*) 2016, **20**(05): 850 - 857.
- [14] NIU Yu-Bin, WANG Bin. A novel target spectrum learning algorithm for small target detection in hyperspectral imagery [J]. *J. Infrared Millim. Waves*, (钮宇斌, 王斌. 一种新的用于高光谱图像小目标探测的目标光谱学习算法. *红外与毫米波学报*) 2017, **36**(04): 471-480.
- [15] WANG Jian-Yu, LI Chun-Lai, LU Gang, et al. The calibration of infrared hyperspectral imager and its flight test validation in laboratory [J]. *J. Infrared Millim. Waves*, (王建宇, 李春来, 吕刚, 等. 红外高光谱成像仪的系统测试标定与飞行验证. *红外与毫米波学报*) 2017, **36**(01): 69-74.
- [16] ZHAO Chun-hui, WANG Li-Guo, QI Bin. Image processing method and application of hyperspectral remote sensing [J]. *Beijing: Publishing House of Electronics Industry*, (赵春晖, 王立国, 齐滨. 高光谱遥感图像处理及应用. 北京: 电子工业出版社.) 2016.
- [17] LIU Chunyan, GUO Hongqin, ZHANG Xuehong, CHEN Jian. Combining Decision Trees with Angle Indices to Identify Mangrove Forest at Shenzhen Bay, China [J]. *Journal of Resources and Ecology*, 2017, **8**(05): 545-549.
- [18] TANG Fei, XU Han-Qiu. A LSMA-based comparison of the performances in retrieving impervious surface between Landsat ETM+ and EO-1 ALI [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, (唐菲, 徐涵秋. 不同传感器线性光谱分解反演不透水面的对比——以 Landsat ETM+ 和 EO-1 ALI 为例. *武汉大学学报(信息科学版)*) 2013, **38**(09): 1068-1072.
- [19] YANG Ke-Ming, ZHANG Tao, WANG Li-bo, et al. Harmonic analysis fusion of hyperspectral image and its spectral information fidelity evaluation [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis* (杨可明, 张涛, 王立博, 等. 谐波分析法高光谱影像融合及其光谱信息保真度评价 [J]. *光谱学与光谱分析*), 2013, **33**(09): 2496-2501
- [20] LI Cun-Jun, LIU Liang-Yun, WANG Ji-Hua, et al. Comparison of two methods of fusing remote sensing images with fidelity of spectral information [J]. *Journal of Image and Graphics*, (李存军, 刘良云, 王纪华, 等. 两种高保真遥感影像融合方法比较. *中国图象图形学报*) 2004, **9**(11): 1376-1385.
- [21] WU Yi-Quan, ZHOU Yang, SHENG Dong-Hui, et al. Band selection of hyperspectral image based on optimal linear prediction of principal components in subspace [J]. *J. Infrared Millim. Waves*, (吴一全, 周杨, 盛东慧, 等. 基于子空间中主成分最优线性预测的高光谱波段选择. *红外与毫米波学报*) 2018, **37**(01): 119-128.
- [22] XU Han-Qiu, WANG Mei-Ya. Remote sensing-based retrieval of ground impervious surfaces [J]. *Journal of Remote Sensing*, (徐涵秋, 王美雅. 地表不透水面信息遥感的主要方法分析. *遥感学报*) 2016, **20**(05): 1270 - 1289.
- [23] HE Ying-Jie, XIE Dong-Hai, ZHONG Ruo-Fei. Research on SG filtering algorithm based on hyperspectral image [J]. *Journal of Capital Normal University (Natural Science Edition)*, (何英杰, 谢东海, 钟若飞. 基于高光谱影像的 SG 滤波算法的研究. *首都师范大学学报(自然科学版)*) 2018, **39**(02): 70 - 75.
- [24] YUAN Ying, WANG Wei, ZHE Xuan, et al. Selection of characteristic wavelength using SPA and qualitative discrimination of mildew degree of corn kernels based on SVM [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, (袁莹, 王伟, 褚璇, 等. 光谱特征波长的 SPA 选取和基于 SVM 的玉米颗粒霉变程度定性判别. *光谱学与光谱分析*) 2016, **36**(01): 226-230.