

DOI: 10.3969/j.issn.1673-6141.2020.02.005

基于高光谱影像多维特征的植被精细分类

苗宇宏^{1,2}, 杨敏^{3*}, 吴国俊^{1,2}

(1 中国科学院西安光学精密机械研究所陕西省海洋光学重点实验室, 陕西 西安 710119;

2 青岛海洋科学与技术试点国家实验室海洋观测与探测联合实验室, 山东 青岛 266235;

3 国家海洋局北海海洋技术保障中心, 山东 青岛 266033)

摘要: 目前, 高光谱植被精细分类存在三个问题: 单纯利用光谱信息得到的分类精度较低; 光谱数据存在噪声影响了最终的分类结果; 缺少针对具体应用场景而设计的分类方法。为此, 提出了一种基于高光谱影像多维特征的植被精细分类方法, 通过光谱数据降维、纹理特征提取以及植被指数选择三个方面对高光谱影像数据进行分析与利用, 依靠前期现场调查得到的地面植被分布情况, 选择训练样本并进行支持向量机 (Support vector machine, SVM) 监督分类, 完成地面植被的精细分类, 对分类结果进行验证, 总体精度可达 99.6%。结果表明, 基于高光谱影像多维特征的植被分类方法能够有效地减小数据噪声、提高信息利用率, 为植被生态监测提供更为准确的数据支撑。

关键词: 高光谱; 光谱降维; 纹理特征; 植被指数; 支持向量机

中图分类号: P237

文献标识码: A

文章编号: 1673-6141(2020)02-0117-08

Sophisticated Vegetation Classification Based on Multi-Dimensional Features of Hyperspectral Image

MIAO Yuhong^{1,2}, YANG Min^{3*}, WU Guojun^{1,2}

(1 Key Laboratory of Marine Optics (Shaanxi), Xi'an Institute of Optics and Fine Mechanics, Chinese Academy of Sciences, Xi'an 710119, China;

2 Joint Laboratory of Marine Observation and Exploration, Pilot National Laboratory for Marine Science and Technology (Qingdao), Qingdao 266235, China;

3 North China Sea Marine Technical Support Center, State Oceanic Administration, Qingdao 266033, China)

Abstract: At present, there are three major challenges in the sophisticated vegetation classification using hyperspectral image. The first is that the accuracy of classification obtained simply by using spectral information is low. The second is that the presence of noise in the spectral data affects the final classification results, and the third is the lack of classification methods designed for specific application scenarios. To this end, a

基金项目: Supported by Key Special Projects of National Key R & D Program of China (国家重点研发计划重点专项项目, 2018YFC0307902)

作者简介: 苗宇宏 (1995 -), 男, 陕西西安人, 硕士, 助理工程师, 主要从事高光谱分析和图像处理方面的研究。

E-mail: miaoyuhong@opt.ac.cn

收稿日期: 2019-11-29; **修改日期:** 2020-02-14

* **通信作者.** E-mail: yangmin@ncs.mnr.gov.cn

method for sophisticated vegetation classification based on multi-dimensional features of hyperspectral images is proposed. In this method, hyperspectral image data are analyzed and utilized firstly through three aspects of spectral data dimension reduction, texture feature extraction and vegetation index selection. And then, based on the distribution of ground vegetation obtained from previous field surveys, training samples are selected and Support Vector Machine (SVM) supervised classification is performed, which results in the sophisticated classification of ground vegetation at last. To verify the classification results, the overall accuracy can reach 99.6%. The result shows that vegetation classification based on multi-dimensional features of hyperspectral image can effectively reduce data noise and improve information utilization rate, and can provide more reliable data support for vegetation ecological monitoring work.

Key words: hyperspectral; spectral dimension reduction; texture feature; vegetation index; support vector machine

1 引言

植被生态调查通过植被分类与识别方法来确定区域内植被类型与分布情况,在生态环境监测、评估与管理工作中具有非常重要的作用^[1]。目前的植被调查主要通过实地调查的方式进行,存在调查精度低、覆盖范围小、危险程度高等问题。高光谱影像具有获取简单、数据维度高、覆盖范围广等特性,在地面植被的属性探测与分类识别研究中具有广泛的应用前景^[2-3]。

传统的高光谱分类研究基于影像在光谱维度上的优势,采用不同的方法实现分类。包括最小距离法^[3] (Minimum distance)、光谱角制图法^[4] (Spectral angle mapping)、最大似然法^[5] (Maximum likelihood)、神经网络法^[6-7] (Neural net) 以及支持向量机法^[8-9] (Support vector machine) 等。这些方法在理论研究中均能取得不错的分类效果,但是由于植被同物异谱、同谱异物的光谱属性以及地面植被混生现象等的影响,在实际应用时仍存在诸多限制。现有方法主要存在如下问题:分类过程仅简单地挖掘了影像的光谱信息,对于高光谱影像数据的利用不够充分;直接利用光谱信息无法避免数据噪声与数据冗余对于分类精度产生的负面影响;面向具体应用场景中存在的植被种类丰富、分布复杂现象,提取普适性的高光谱影像特征无法实现区域内植被的精细分类。

针对上述问题与分析,本文提出了一种基于高光谱影像多维特征的植被精细分类方法,通过结合多个维度特征,能够有效地解决单一光谱特征在描述地物特性时的不足,优化高光谱分类过程,实现复杂场景下的植被精细分类。

2 高光谱影像多维特征

高光谱影像具有光谱维、空间维以及特征维三个不同维度的特征,从不同角度展现了地物的不同属性。本文分别从这三个维度进行了特征分析,提取并构建了更深层次的高光谱影像多维特征,指导地面植被的精细分类工作。

2.1 光谱维特征变换

高光谱影像包含了丰富的光谱信息,具有光谱波段数目多、数据间隔小的特点,一方面导致了信息的冗余性以及处理的复杂性,另一方面也不可避免的存在噪声。为了分离数据噪声、去除波段冗余、提高处理效率与分类精度,采用了最小噪声分离 (Minimum noise fraction, MNF) 变换^[10] 对高光谱影像进行光谱数据降维。

图 1 显示了经过 MNF 变换后的波段特征值变化直方图。可以看出, 前几个波段的特征值变化速度较快且有用信息多, 而后面的波段特征值变化缓且噪声更多, 最终选择前 10 个主分量作为数据降维后的光谱特征。

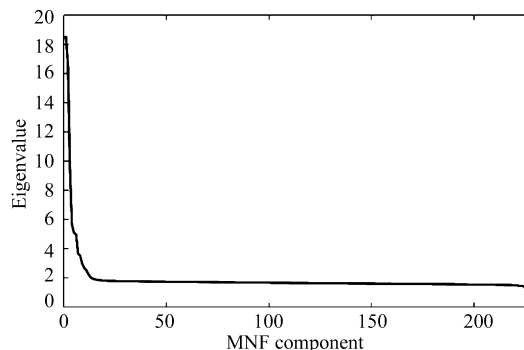


图 1 MNF 变换特征直方图

Fig.1 MNF transform feature histogram

2.2 空间维特征提取

仅利用光谱特征无法有效地进行复杂的地面植被分类, 空间纹理特征的加入能够找到同一植被间的共性并放大不同植被间的差异, 实现植被的区域化、精细化分类^[11]。灰度共生矩阵作为一种常用的纹理特征分析方法, 在空间纹理特征提取方面具有广泛的应用, 因此考虑将高光谱影像的灰度共生矩阵特征作为空间维特征。

由于近红外波段反射率高, 在一定程度上能够提高植被分类的精度, 因此, 考虑针对伪彩色影像的合成波段进行纹理特征分析与提取, 合成波段的计算公式为

$$R_{\text{Gray}} = \frac{R_G + R_R + R_{\text{NIR}}}{3} . \quad (1)$$

其中, R_G 、 R_R 和 R_{NIR} 分别代表了绿、红、近红外三个波段的反射率影像, R_{Gray} 为得到的合成波段影像。针对高光谱影像的合成波段, 采用 5×5 大小的滤波窗口, 提取了 8 类灰度共生纹理特征, 包括均值、方差、同质性、对比度、相异性、熵、角二阶矩以及相关性。

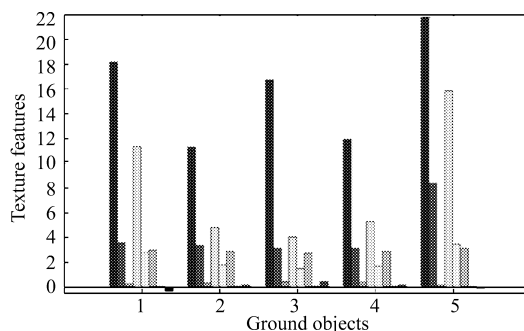


图 2 不同地物的纹理特征

Fig.2 Texture features of different types of ground objects

随机选择并分析了 5 类不同植被的纹理特征, 如图 2 所示。可以看出, 不同植被在 8 类纹理特征表征上均存在差异, 可以将这种差异用于进行不同植被的区分。

2.3 特征维特征分析

植被指数通过高光谱影像中多个波段的组合计算获得,能够增强植被信息并放大植被差异,是从高光谱影像数据中反演植被特性的重要途径之一,在高光谱植被分类中具有重要作用^[12]。针对地面植被精细分类这一具体的分类任务,考虑以植被指数来构建高光谱影像的特征维。

选择 4 类具有代表性的植被指数:归一化植被指数 (NDVI) 能够度量植被生长状况,但对于植被茂密区域敏感度较低;增强植被指数 (EVI) 同样能够度量植被生长状况,常用与植被茂密区;优化土壤调节植被指数 (OSAVI) 弥补了前两类指数对于土壤敏感的问题;改进红边归一化植被指数 (mNDVI705) 能够度量叶冠层的微小变化,相对前几种指数更为灵敏。这 4 类指数能够从不同角度进行植被特性的描述,对于复杂环境下的植被区分具有显著优势。4 类植被指数的计算公式如表 1 所示。

表 1 植被指数及计算公式

Table 1 Vegetation indices and formulas

| Vegetation indices | Formulas |
|-------------------------------------------------------------------------------------------------|-------------------------------------------------------------------------------|
| Normalized different vegetation index (NDVI) ^[13] | $NDVI = \frac{R_{NIR} - R_{RED}}{R_{NIR} + R_{RED}}$ |
| Enhanced vegetation index (EVI) ^[14] | $EVI = \frac{2.5(R_{NIR} - R_{RED})}{R_{NIR} + 6R_{RED} - 7.5R_{BLUE} + 1.0}$ |
| Optimize soil adjusted vegetation index (OSAVI) ^[15] | $OSAVI = \frac{1.16(R_{NIR} - R_{RED})}{R_{NIR} + R_{RED} + 0.16}$ |
| Modified red edge normalized different vegetation index (mNDVI ₇₀₅) ^[16] | $mNDVI_{705} = \frac{R_{750} - R_{705}}{R_{750} + R_{705}}$ |

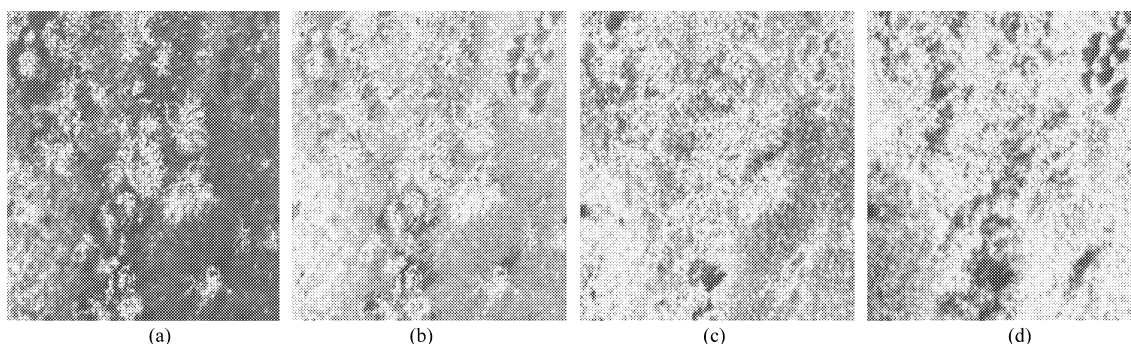


图 3 不同植被指数特征图。(a) NDVI; (b) EVI; (c) OSAVI; (d) mNDVI705

Fig.3 Feature maps of different vegetation indices. (a) NDVI, (b) EVI, (c) OSAVI, (d) mNDVI705

图 3 展示了某一区域内不同植被指数的特征图,可以看出不同植被指数在分析与表征植被特性时存在差异,可以将这种差异性表示用于进行植被分析与分类。

3 实验结果与分析

3.1 实验数据

所用的实验数据为在青岛某区域采集得到的无人机载高光谱影像。影像的光谱范围为 400~1000 nm,

光谱分辨率为 2.8 nm, 空间分辨率为 13 cm, 最终得到具有 226 个光谱波段的高光谱影像数据。通过前期预处理, 将采集影像中没有实际物理意义的像素量化值 (DN 值) 转化为具有一定物理意义的光谱反射率值, 再进行后续的处理与应用。

于同一时期开展了现场调查工作, 通过样方布设方式获取了区域内地物种类与覆盖情况, 利用 GPS 仪获得各类植被的分布位置信息。相关现场调查结果用于数据处理时训练样本的选择以及数据处理后植被分类的结果验证。

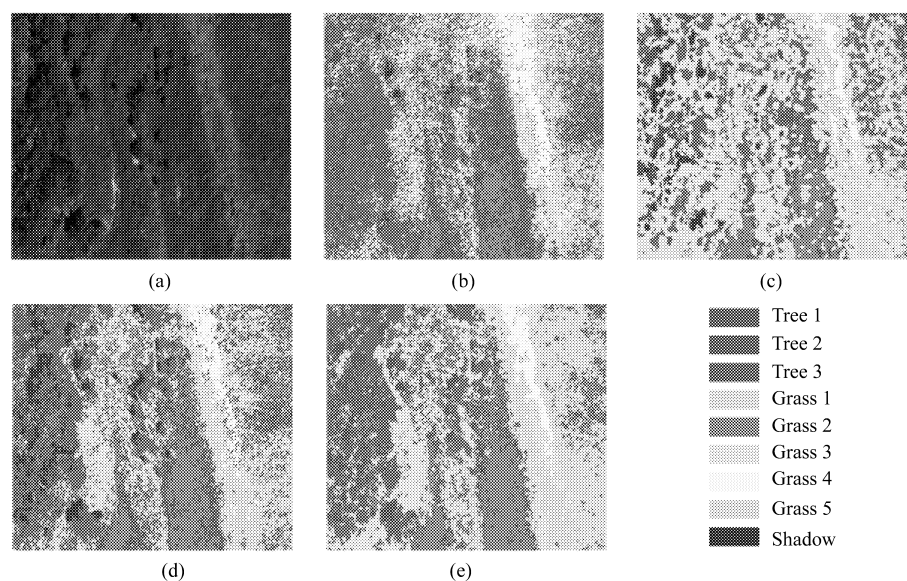


图 4 区域一分类结果比较。(a) 原始伪彩色图; (b) 全波段 +SAM; (c) 多维特征 +SAM; (d) 全波段 +SVM; (e) 多维特征 +SVM

Fig.4 Comparison of classification on region 1. (a) Original pseudo-color image, (b) full-band SAM, (c) multi-feature SAM, (d) full-band SVM, (e) multi-feature SVM

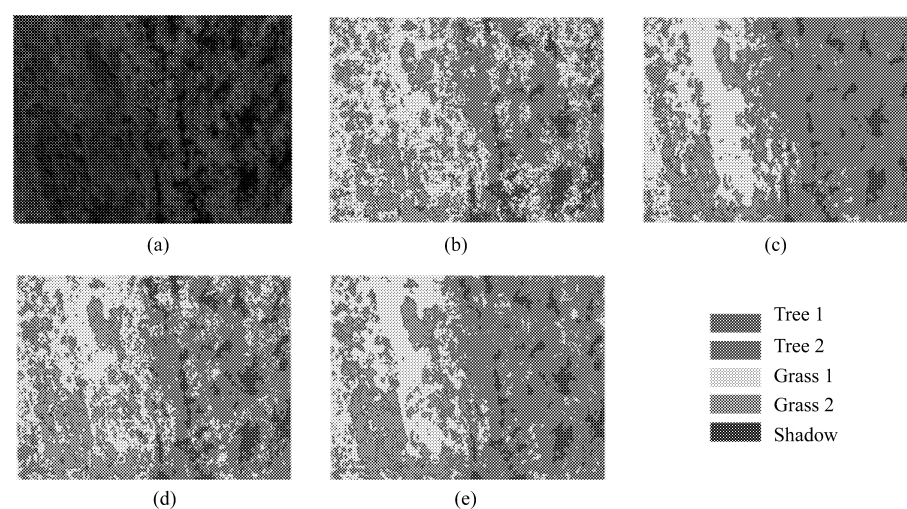


图 5 区域二分类结果比较。(a) 原始伪彩色图; (b) 全波段 +SAM; (c) 多维特征 +SAM; (d) 全波段 +SVM; (e) 多维特征 +SVM

Fig.5 Comparison of classification on region 2. (a) Original pseudo-color image, (b) full-band SAM, (c) multi-feature SAM, (d) full-band SVM, (e) multi-feature SVM

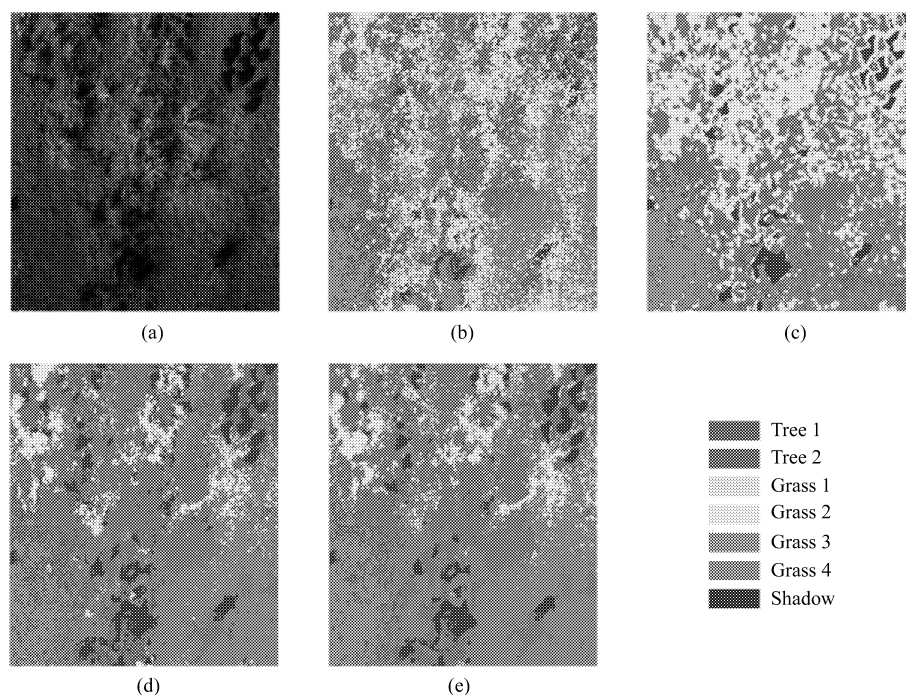


图 6 区域三分类结果比较。(a) 原始伪彩色图; (b) 全波段 +SAM; (c) 多维特征 +SAM; (d) 全波段 +SVM; (e) 多维特征 +SVM

Fig.6 Comparison of classification on region 3. (a) Original pseudo-color image, (b) full-band SAM, (c) multi-feature SAM, (d) full-band SVM, (e) multi-feature SVM

3.2 实验设置

支持向量机 (SVM) 是一种基于统计学习理论的机器学习技术, 以核函数理论为指导, 将原始的非线性数据映射至高维特征空间中, 通过在特征空间中寻找最优超平面使得类内间距最小化、类间间距最大化, 实现原始数据的最优分类。由于该算法在高维数据处理方面具有出众的分类性能和泛化能力, 在高光谱领域得到了广泛的应用。

在进行分类实验时, 将光谱维、空间维以及特征维三个维度的特征进行叠加构建高光谱影像多维特征, 利用 SVM 方法进行训练并分类。

为验证基于高光谱影像多维特征的分类方法 (Multi-feature SVM) 在植被分类研究中的作用, 考虑在同样的训练样本条件下设置三组对比实验, 分别为基于光谱全波段的 SAM 分类 (Full-band SAM)、基于多光谱多维特征的 SAM 分类 (Multi-feature SAM) 以及基于光谱全波段的 SVM 分类 ((Multi-feature SVM))。

3.3 实验结果分析

选择了部分植被种类丰富且植被生长状况复杂的代表性区域进行分类结果的展示, 如图 4~ 图 6 所示。可以看出, 基于全波段光谱信息的 SAM 分类方法简单地考虑光谱信息的角度距离相似度, 因而分类效果最差; SVM 分类方法在高维信息处理方面存在优势, 因而具有较好的分类结果。在考虑高光谱影像多维特征之后, 避免了噪声与光谱孤立性的影响, 在一定程度上解决了不同植被之间的混杂现象产生的问题, 分类效果具有显著提升。

为了对分类效果进行定量比较, 采用了分类精度与 Kappa 系数对分类结果进行分析与评价, 结果参见表 2。可以看出, 考虑影像多维特征之后, 利用 SAM 和 SVM 分类方法对植被进行分类的精度均比原始

光谱数据植被分类的精度高; 基于高光谱影像多维特征的 SVM 分类方法分类最高, 且针对具有不同植被类别数的区域进行分类时, 均能保持较高的分类精度。

表 2 不同方法分类结果定量评价

Table 2 Quantitative evaluation of classification of different methods

| | | Full-band SAM | Multi-feature SAM | Full-band SVM | Multi-feature SVM |
|---------|----------|---------------|-------------------|---------------|-------------------|
| Region1 | Accuracy | 84.8411% | 91.8093% | 97.5550% | 99.6024% |
| | Kappa | 0.8274 | 0.9069 | 0.9721 | 0.9954 |
| Region2 | Accuracy | 75.7794% | 95.1239% | 94.6443% | 98.8010% |
| | Kappa | 0.6863 | 0.9371 | 0.9308 | 0.9845 |
| Region3 | Accuracy | 63.8462% | 70.9135% | 92.5000% | 96.2500% |
| | Kappa | 0.5780 | 0.6592 | 0.9104 | 0.9552 |

利用所提方法对于获得的整个区域进行了植被分类工作, 与现场样方、GPS 调查得到的植被类别与植被分布区域结果基本一致, 且分类结果更全面、更精细。

4 结 论

目前的高光谱植被分类研究较多, 相关方法存在受数据噪声影响大、未全面考虑影像信息、无法针对具体应用场景设计分类特征等问题。针对上述问题, 综合了降维后的光谱特征、空间纹理特征以及植被指数特征三个方面, 构建了高光谱影像多维特征, 并在此基础上进行分类, 明显改善了错分、误分现象, 提升了分类精度。

相关的研究结果已应用于区域内植被覆盖与分布情况调查, 为植被生态监测、评估与管理提供了的数据支撑, 在生态环境评估方面具有重要意义。

参考文献:

- [1] Chen Dan. *Vegetation Classification Based on the HIS Hyperspectral Data of HJ-1A Satellite* [D]. Nanjing: Master Thesis of Nanjing Agricultural University of China, 2012 (in Chinese).
陈丹. 基于 HJ-1A 星 HSI 高光谱数据的植被分类研究 [D]. 南京: 南京农业大学硕士学位论文, 2012.
- [2] Pu Ruiliang, Gong Peng. *Hyperspectral Remote Sensing and Its Application* [M]. Beijing: Higher Education Press, 2000 (in Chinese).
浦瑞良, 宫鹏. 高光谱遥感及其应用 [M]. 北京: 高等教育出版社, 2000.
- [3] Liang Zhilin, Zhang Liyan, Zeng Xianling, et al. Hyperspectral remote sensing for urban vegetation identification [J]. *Geospatial Information*, 2017, 15(2): 72-75 (in Chinese).
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.
- [4] Ming Qunjie. *Identification and Extraction of Typical Vegetation on Qinghai-Tibetan Plateau* [D]. Beijing: Master Thesis of China University of Geosciences of China, 2017 (in Chinese).
明群杰. 基于光谱匹配技术的青藏高原典型植被识别与提取 [D]. 北京: 中国地质大学硕士学位论文, 2017.

- [5] Sylvain J, Mireille G. A novel maximum likelihood based method for mapping depth and water quality from hyperspectral remote-sensing data [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2014, **147**(18): 1211-1232.
- [6] Cheng Boyan, Liu Qiang, Li Xiaowen, et al. Building simplification using backpropagation neural networks: a combination of cartographers' expertise and raster-based local perception [J]. *Mapping Sciences and Remote Sensing*, 2013, **50**(5): 527-542.
- [7] Zhou Y M, Zhang R Q, Ma H Y, et al. Retrieving of salt lake mineral ions salinity from hyper-spectral data based on BP neural network [J]. *Remote Sensing for Land and Resources*, 2016, **28**(2): 34-40 (in Chinese).
周亚敏, 张荣群, 马鸿元, 等. 基于 BP 神经网络的盐湖矿物离子含量高光谱反演 [J]. *国土资源遥感*, 2016, **28**(2): 34-40.
- [8] Maulik U, Chakraborty D. Learning with transductive SVM for semisupervised pixel classification of remote sensing imagery [J]. *Isprs Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 2013, **77**: 66-78.
- [9] Liu Yanling. *Physicochemical Parametric Inversion and Refined Classification of Vegetation based on Hyperspectral Remote Sensing Image* [D]. Harbin: Master Thesis of Harbin Institute of Technology of China, 2018 (in Chinese).
刘艳玲. 基于高光谱图象的植被理化参数反演及精细分类 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学硕士论文, 2018.
- [10] Luo Guangchun, Chen Guangyi, Tian Ling, et al. Minimum noise fraction versus principal component analysis as a preprocessing step for hyperspectral imagery denoising [J]. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 2016, **42**(2): 106-116.
- [11] Wang C W, Wang H W, Hu B, et al. A new spectral-spatial algorithm method for hyperspectral image target detection [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2016, **36**(4): 1163-1169 (in Chinese).
王彩文, 王洪伟, 胡炳等. 一种新的空谱联合探测高光谱影像目标探测算法 [J]. *光谱学与光谱分析*, 2016, **36**(4): 1163-1169.
- [12] Qiao Yu. *Study on Spectral Reflectance Characteristics of Representative Vegetation and Its Application in The Middle Section of The Qilian Mountains* [D]. Lanzhou: Master Thesis of Lanzhou University of China, 2017 (in Chinese).
乔 雨. 祁连山中段典型植被的光谱特征研究与应用 [D]. 兰州: 兰州大学硕士论文, 2017.
- [13] Rouse J W, Haas R H, Schell J A, et al. Monitoring Vegetation Systems in the Great Plains with ERTS[C]// *Proceedings of Third Earth Resources Technology Satellite-1 Symposium. Greenbelt*, 1974 (351): 310-317.
- [14] Villamuelas M, Fernandez N, Albanell E, et al. The enhanced vegetation index (EVI) as a proxy for diet quality and composition in a mountain ungulate [J]. *Ecological Indicators*, 2016, **61**: 658-666.
- [15] Rondeaux G, Steven M, Baret F. Optimization of soil-adjusted vegetation indices [J]. *Remote Sensing of Environment*, 1996, **55**(2): 95-107.
- [16] Elvidge C D, Chen Z K. Comparison of broad-band and narrow-band red and near-infrared vegetation indices [J]. *Remote Sensing of Environment*, 1995, **54**(1): 38-48.