**基于松弛策略和多分类器的半监督高光谱图像分类**

谢福鼎，刘梦滢，杨俊，金翠[[1]](#footnote-1)

(辽宁师范大学地理科学学院，辽宁 大连 116029)

**摘要：**高光谱图像分类是高光谱遥感研究的热点之一。然而，高光谱数据容易获取但难以标记，以及数据中包含大量噪音点的特征，为准确的地物分类带来了困难。基于不连续松弛策略和多分类器策略，提出了一种高光谱图像的半监督分类方法。在标记有限训练样本点的情况下，该方法通过多分类器策略扩大了训练集。在数据预处理阶段和后处理阶段使用松弛策略，可以分别达到去噪和改善分类精度的目的。在两个AVIRIS (92AV3C)数据集上的测试结果和比较结果表明，在标记有限样本的情况下，所提出方法能够获得良好的分类结果。

**关键词：**高光谱图像；半监督分类；松弛策略；多分类器

**中图分类号： 文献标识码： 文章编号：**

由于高光谱图像具有数以百计的电磁波段，从而包含了丰富的地表光谱信息和空间信息。近年来，高光谱遥感在环境监测、精细农业、矿物勘探和城市规划等领域取得了成功的应用[1~2]。但如何准确高效地提取高光谱图像中包含的地表信息，仍存在着诸多挑战。例如高维数据造成的数据冗余、样本点标记困难、大量噪音点的存在、数据量巨大等问题，都严重影响了地物信息的识别。特别地，样本点的标记不仅费时费力，而且还依赖于专家的知识和经验。因此，如何在有限训练样本下，提高高光谱图像分类精度，是高光谱图像分类的重要研究方向之一。

去噪是高光谱图像分类中的一个重要预处理步骤。流行的去噪方法有高斯滤波，形态滤波，马尔科夫随机场 (MRF), 概率松弛 (PR)等方法 [3~6]。Wang[7]等利用各向异性扩散算法减少图像的光谱变异性，同时保留了地物的边缘，从而提高了高光谱图像的分类精度。Yu[8]等将支持向量机(SVM)与自适应MRF结合，用概率支持向量机(PSVM)输出像素点隶属概率后，再利用MRF进行后处理，提高了分类精度。2016年，Li[9]等提出了一种不连续概率松弛算法(DPR)，DPR算法能够在平滑地物类内像元的基础上，较好地保留地物的类边界信息，且该算法可以分别在预处理和后处理中使用。

一般地，半监督分类器的分类精度往往依赖于训练集的容量。常用的半监督分类器有多元逻辑回归(MLR)，k最近邻分类(KNN)和支持向量机(SVM)。SVM通过求解二次规划问题得到最优化问题，适用于高维特征和小样本的数据集分类，所以在高维模式识别中普遍使用并能取得较好的分类结果[10~12]。在SVM的基础上，研究者又提出了概率SVM(PSVM)和直推式SVM(TSVM)。PSVM根据贝叶斯思想对SVM输出结果进行处理，得到样本点属于每类的隶属度[13]。TSVM是基于小样本的情况对SVM的改进，和经典的监督SVM算法相比，TSVM的优势在于利用了无标签样本点的隐含信息，即利用了待分类点周围的样本信息进行训练 [14~15]。KNN是一种应用广泛的分类算法，具有易于实现和容易理解的特点，但KNN算法在样本离散度高和样本不平衡的条件下表现较差。局部平均伪近邻分类器(LMPNN)是通过待测点的k个伪邻居进行分类，能够克服奇异点对分类结果的影响，进而提高了分类性能[16~17]。

显然，分类器的性能会受到诸多因素的影响，如地物类别、样本数量、数据离散程度和分类器本身的局限性等，模式识别和机器学习理论表明，没有一个分类器在本质上优于其他所有的分类器[18]。集成学习可以增加分类器之间的互补性，提高学习的精度和稳定性,采用多分类器技术是提高分类结果的有效途径之一 [19]。鲍[20]等人利用多数投票进行弱分类器集成，取得了理想的分类效果。

Xie[21]等人通过运用两个分类器的组合，结合不同分类器优势，达到了小样本情况下提高分类精度的效果。

针对小训练样本集的情形，本文提出了一种基于松弛策略和多分类器的半监督高光谱图像分类方法。该算法首先利用DPR对高光谱图像进行去噪预处理；其次采LMPNN和TSVM 对高光谱图像进行预分类；最后用PSVM对高光谱图像进行分类，并再次采用DPR策略进行分类后处理。为了说明本文提出方法(DLTPD)的有效性，在Indian Pines数据集和Salinas数据集进行了测试比较。结果表明，该算法可用少量训练样本取得较高分类精度。

**1** 预备知识

**1.1不连续松弛(DPR)**

高光谱数据集X有*m*类地物标签，*n*个像素点，设是像素点*i*属于第*h*类的概率。*U*是经松弛处理后的*m*维概率向量，是像素点*i*的Moore邻居。松弛结果通过求解下列目标函数的最优解获得[9]：

(1)

其中是平衡式(1)中两项的参数，可通过式(2)计算：

(2)

()代表算子,可检测第*s*个波段图像的不连续性，*B*(*s*)是高光谱数据集X的第*s*波段。

在预处理步骤，由于没有概率，DPR通过式(3)对像素进行松弛:

(3)

是在第*t*次迭代中像素点的第*s*波段的DN值。

迭代终止条件如下：

(4)

是预设参数。

**1.2 局部平均伪近邻(LMPNN)**

LMPNN算法步骤如下：

对待分类样本*i*，在第*h*类训练样本中寻找离它最近的*k*个样本点：（按距离升序排列）。再通过式(5)计算出每类中前*k*个最近邻样本点的局部均值：

(5)

通过式(6)计算样本点x到第h类的距离：

(6) 表示*x*到第*h*类的距离。

样本点*x*的类别由下式给出:

(7)

**1.3支持向量机**

SVM通过在高维空间中构造以最大间隔把两类样本分开的最佳超平面或超平面集合实现分类。对于样本集X，以二分类情况为例，SVM通过求解目标函数, 使得X在超平面*w*的分割下类间方差最大[12]：

(8)

其中*C*为惩罚系数，为每个样本可以容忍的误差值。

PSVM利用sigmoid函数对SVM输出的样本标签进行预测，从而得到了每个样本点属于每个类的概率为[13]。TSVM通过在目标函数(8)中增加了一个新的惩罚系数，试图利用无标签样本点隐含的类信息改善分类效果[15~16]。

**2** 基于多分类器和松弛策略的分类算法

高光谱图像标签样本点的获取往往是十分困难的。针对有限训练集的情形，本文提出了基于松弛算法和多分类器的高光谱图像分类算法。

算法描述如下：

步骤1:预处理

采用式(3)和(4)对高光谱图像X进行去噪，得到预处理后的高光谱图像PreX。使用DPR去噪的优势是，在平滑类内像素点的同时，有效地保留地物边缘信息。迭代初始值为像素*xi*的原始波段值。

步骤2：预分类

对于有限的训练样本集，我们分别使用分类器LMPNN和TSVM对PreX进行预分类。假设利用这两个分类器得到待分类样本点*xi*的类标签分别为YL(*xi*)和YT(*xi*)，如果YL(*xi*)=YT(*xi*)，则像素点*xi*被并入训练集；否则，将其并入待分类样本集。显然，预分类过程达到了扩大训练样本集的目的。

步骤3:分类

利用新的训练样本集，利用PSVM分类器对PreX进一步分类。此时，我们完成了整个的分类过程。

这里使用PSVM分类器的目的是为了获取每个待分类点属于某类的概率，为后处理阶段再次使用DPR提供基础。

步骤4:后处理

为了提高分类精度，我们再次使用DPR策略，利用式(1)和式(2)对分类图进行去噪。去噪后的分类结果为我们最终的分类结果。

**3** 实验结果分析

本文采用AVIRIS传感器获取的美国印第安纳州测试地(Indian Pines)的高光谱影像数据和加利福尼亚州萨利纳市(Salinas)山谷的高光谱影像数据进行试验。Indian Pines 数据集共220个波段，空间分辨率20m，图像大小为145×145，除去受水汽和噪音影响严重的20个波段，剩余200个波段用于分类。Salinas数据集共224个波段，空间分辨率3.7m，图像大小为512×217，除去受水汽和噪音影响严重的20个波段，剩余204个波段用于分类。

评价分类精度指标采用总体分类精度(OA)和Kappa系数(κ)。 OA值由正确分类的像元数和总像元数的比值求得；κ代表每类之间分类精度一致性，κ值越高代表每类分类正确的一致性越高。

为了方便描述，我们简写如下算法：

DKTP: DPR+KNN+TSVM+ PSVM

DKTPM: DPR+KNN+TSVM+PSVM+MRF

DKTPD: DPR+KNN+TSVM+PSVM+DPR

DLTP: DPR+LMPNN+TSVM+PSVM

DLTPM: DPR+LMPNN+TSVM+ PSVM+MRF

DLTPD: DPR+LMPNN+TSVM+PSVM+DPR

**3.1 实验结果**

我们从每类中分别随机选取5、10、15个样本构成训练集，其余的为测试集。为了减少随机标记样本对最终分类结果产生的偏差，我们将每个实验独立重复20次，以它们的平均值和标准差作为最终的实验结果。在两个数据集上的分类结果如表1所示。

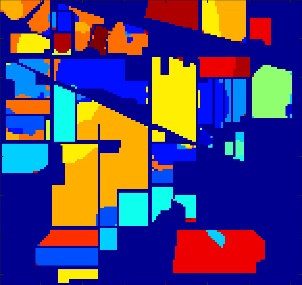
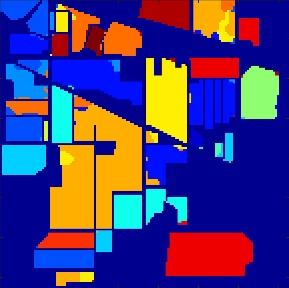
从表1可看出，每类标记15个样本点时（Indian Pines数据集约标记2.3%，Salinas数据集约标记0.4%），本文提出的DLTPD算法在两个数据集均取得了理想的分类结果，特别是对Salinas数据集，分类精度达到了96.66%。Indian Pines数据集的数据不平衡性影响了其最终的分类结果。对于Salinas数据集，即使在标记0.15% (每类标记5个样本)的情况下，我们的算法依然能取得很高的分类精度，这说明了所提方法在小样本情况下的有效性。

在Indian Pines数据集的分类结果表明，在算法中采用LMPNN分类器比使用KNN分类器，分类精度有明显的提高。两个数据集上的实验结果表明，后处理的使用明显地改善了分类精度，DPR的优势更加明显。这是因为DPR利用了邻域的梯度以及光谱信息，而MRF技术仅仅使用了邻域的光谱信息。宋6号书，

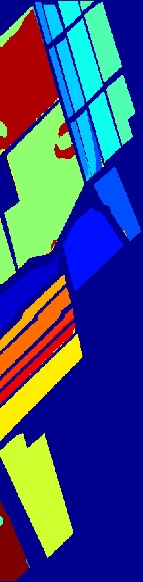
表1 Indian Pines和Salinas数据集在不同标签个数下的分类结果

Tabel 1 Classification results on Indian Pines and Salinas data sets with different numbers of labeling samples

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 数据集 | 分类方法 | 5 | | 10 | | 15 | |
| OA | κ | OA | κ | OA | κ |
| Indian Pines | DKTP | 62.64±5.82 | 58.22±5.41 | 76.77±7.66 | 73.89±0.93 | 83.53±6.81 | 81.43±0.83 |
| DKTPM | 66.43±6.35 | 62.43±7.68 | 79.98±0.93 | 77.48±1.15 | 86.26±0.75 | 84.49±0.94 |
| DKTPD | 66.48±5.51 | 62.42±6.67 | 80.50±0.83 | 80.65±1.38 | 86.88±0.71 | 85.16±8.91 |
| DLTP | 71.88±1.93 | 68.36±2.64 | 82.93±1.91 | 80.72±2.40 | 87.04±0.60 | 85.34±0.78 |
| DLTPM | 77.89±4.80 | 75.22±5.79 | 86.38±3.42 | 84.65±4.08 | 89.47±1.40 | 88.10±1.76 |
| DLTPD | 77.55±4.20 | 74.77±5.31 | 86.96±5.84 | 85.29±7.20 | 91.20±0.04 | 90.01±0.05 |
| Salina | DKTP | 86.66±2.59 | 85.20±3.23 | 92.25±0.42 | 91.40±0.51 | 93.26±0.36 | 92.26±0.44 |
| DKTPM | 88.29±3.43 | 87.00±4.27 | 93.49±0.47 | 92.77±0.70 | 94.31±0.40 | 93.68±0.49 |
| DKTPD | 88.36±3.20 | 87.07±3.99 | 94.07±0.47 | 93.41±0.57 | 94.88±0.41 | 94.31±0.50 |
| DLTP | 86.92±3.23 | 85.47±4.03 | 92.57±0.21 | 91.76±2.66 | 93.72±1.71 | 93.02±2.10 |
| DLTPM | 88.28±3.72 | 86.96±4.64 | 93.87±2.17 | 93.20±2.66 | 94.66±1.72 | 94.07±0.21 |
| DLTPD | 94.04±2.81 | 93.39±3.43 | 95.91±0.48 | 95.45±0.58 | 96.66±0.02 | 96.29±0.32 |

(a) (b) (c) (d)

(e) (f) (g) (h)

图1 DLTPD算法在两个高光谱数据集上的分类结果示意图

(a) Indian Pines真实地物标签。 (e) Salinas真实地物标签。 (b)-(d), (e)-(h)分别为每类标记5、10、15个样本点时的分类结果示意图

Fig.1 Classification maps of DLTPD algorithm on two hyperspectral datasets

(a) Indian Pines Ground-truth. (e) Salinas Ground-truth. (b)-(d) , (f)-(h) are classification maps with 5, 10, 15 labeled samples from each class, respectively.

图1(a)和图1(e)为Indian Pines和Salinas数据集的真实地物分布图。每个数据集皆包含16类地物，图1(b)~(d)和(f)~(h)分别为每类标记5、10、15个样本点情况下，DLTPD的分类结果图。对于Indian Pines数据集，随着标签样本个数的上升，分类错误的区域面积逐渐减小，且全部在类边缘处。这是由于Indian Pines地区的地物大多是植被，植被光谱曲线的相似度较高，且Indian Pines地区地物分布较紧凑，当利用空间信息分类时，边缘处地物容易受到相邻地物的影响。对于Salinas数据集，误分区域较为稳定。主要原因是因为这两类地物皆为葡萄科属，光谱曲线非常相似，很容易被误分，这也是该数据集被普遍用来测试高光谱图像算法的根本原因。

**3.2 比较实验**

为了客观评价所提出算法的分类性能，我们选择TSVM，LabSVM [22], prMLRpr [10]算法作为对比试验,每类地物标记十五个样本点。其中TSVM，LabSVM为单分类器算法，prMLRpr同样是基于松弛策略的算法。对比结果如表2所示。

**表2 几种分类算法在两个数据集的分类结果**

Tabel 2 Classification results of several classification algorithms on two datasets

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Method | Indian Pines |  | | | Salinas |
| OA | |  | OA | |
| TSVM | 65.42±0.02 | | 69.12±1.32 | |
| LabSVM | 69.12±1.32 | | 77.93±2.42 | |
| ppMLRpr | 91.05±1.87 | | 93.79±4.46 | |
| DKTP | 83.53±6.81 | | 93.26±0.36 | |
| DKTPM | 86.26±0.75 | | 94.31±0.40 | |
| DKTPD | 86.88±0.71 | | 94.88±0.41 | |
| DLTP | 87.04±0.60 | | 93.72±1.71 | |
| DLTPM | 89.47±1.40 | | 94.66±1.72 | |
| DLTPD | 91.20±0.04 | | 96.66±0.02 | |

从表2可看出，本文提出的DLTPD算法整体高于其他算法，多分类器的分类结果皆优于单分类器LabSVM和TSVM的结果。这证明了采用多分类器技术可以有效地扩大训练样本集。在同样的分类框架下，即预处理、分类、后处理，在Indian Pines数据集上，DLTPD和prMLRpr两者的分类精度没有明显的差异。在Salinas 数据集上DLTPD优于prMLRpr 算法3%左右，体现了多分类器的优势。

**3.3 参数分析**

一般来说，分类算法中参数往往会影响算法的分类结果，而预先指定算法中的最优参数值是十分困难的。图2给出了本文算法的分类结果随不同参数的变化情况。图2(a)显示，在DPR策略中权重因子*γ*=0.9时，算法得到了最优的分类结果，说明了边缘检测算子在松弛策略中起了决定性的作用。图2(b)表明，不同的数据集对应了不同的最优值。在*k*=2 (Indian Pines)和*k*=3(Salinas)的情况下，本文提出的算法获得了最优的分类结果。

(a)

(b)

图2 不同参数值对DLTPD算法分类结果的影响

(a) OA值随参数*γ*的变化情况

(b) OA值随参数*k*的变化情况

Fig.2 Effect of different parameter values on classification result of DLTPD algorithm.

(a) The variation of OA value with parameter *γ*

(b) The variation of OA value with parameter *k*

**4** 结语

针对小训练样本集情况下高光谱图像分类精度不高的问题，本文提出了一种基于多分类器和不连续松弛的半监督分类方法。实验结果表明，在高光谱图像分类的预处理和后处理中采用DPR，可以分别达到有效降噪和提高分类精度的目的。多分类器方法结合了不同分类器的优点，在小样本条件下，可有效扩大训练样本集。在后处理中使用DPR比使用MRF有更好的优势，这是因为MRF仅利用了局部信息，而DPR策略使用了全局信息。

值得注意的是，在扩大训练集的过程中，虽然使用了多分类器方法，但依然存在误分的情况。如何解决这一问题，值得我们进一步的研究。

**参考文献(Reference):**

[1] Paoletti M E, Haut J M, Plaza J,et al. A new deep convolutional neuralnetwork for fast hyperspectral image classification[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing,2018,145:120-147.

[2] Wang Fang,Zhuo Li,Li Xia et al.Urban vegetation stress level moni-toring based on hyperspectral feature selection and RBF neural Network. Scientia Geographica Sinica,2008,28(1):77-82. [王芳,卓莉,黎夏,等.基于高光谱特征选择和RBFNN 的城市植被胁迫程度监测[J].地理科学, 2008, 28(1):77-82.]

[3] Lv Jirong.Hyper spectral data denosing based on wavelet analysis and mathematical morphology[J].Laser Journal, 2018, 39(06):94-97. [吕纪荣.基于小波分析和数学形态学相融合的高光谱数据去噪[J].激光杂志,2018,39(06):94-97.]

[4] Zhang Xia,Qi Wenchao,Sun Weichao. Research on Vegetation Spectrum Denoising Method based on Mathematical Morphology Filtering[J].Remote Sensing Technology and Application, 2016, 31(05):846-854+863.[张霞,戚文超,孙伟超.基于数学形态滤波的植被光谱去噪方法研究[J].遥感技术与应用, 2016, 31(05):846-854+863.]

[5] Gao Q, Lim S, Jia X. Hyperspectral image classificationusing joint sparse model and discontinuity preserving relaxation[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2018，15(1):78-82.

[6] Y Wang,R Niu, and X Yu. Anisotropic diffusion for hyperspectral imagery enhancement[J]. IEEE Sensors Journal,2010,10(3):469-477.

[7] Yu H, Gao L, Li J, et al. Spectral-spatial hyperspectral image classification using subspace-based support vector machines and adaptive Markov random fields[J]. Remote Sensing,2016,8(4):355.

[8] Hu L, Qi C, Wang Q. Spectral-Spatial Hyperspectral Image Classification Based on Mathematical Morphology Post-Processing[J]. Procedia Computer Science, 2018, 129:93-97.

[9] Li J, Khodadadzadeh M, Plaza A, et al. A discontinuity preserving relaxation scheme for spectral–spatial hyperspectral image classification[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2016, 9(2): 625-639.

[10] Xie Fuding,Yao Rao.A Feature Selection Strategy for Hyper-spectral ImagesClassification Based on GANBPSO-SVM. Scientia Geographica Sinica,2018,38(6):972-978.[谢福鼎，姚娆.基于GANBPSO-SVM的高光谱影像特征选择方法[J].地理科学,2018,38(6):972-978.]

[11] Mou Duoduo,Liu Lie.Comparative Study of ELM and SVM in Hyperspectral Image Supervision Classification[J].Remote Sensing Technology and Application,2019,34(1):115-124[牟多铎,刘磊.ELM与SVM在高光谱遥感图像监督分类中的比较研究[J].遥感技术与应用,2019,34(01):115-124.]

[12]Mao Qi,Peng Jian,Liu Yanxu,et al.An ecological function zoning approach coupling SOFM and SVM. Acta Geologica Sinica,2019,74(3):1-15.[毛祺,彭建,刘焱序,等.耦合SOFM与SVM的生态功能分区方法——以鄂尔多斯市为例[J].地理学报,2019,74(3):1-15.]

[13] Platt J. Probabilistic outputs for support vector machines and comparisons to regularized likelihood methods[J].Advances in large margin classifiers,1999,10(3):61-74.

[14] Joachims T. Transductive inference for text classificationusing support vector machines[M]. Proceedings of the 16thInternational Conference on Machine Learning. San Francisco:Morgan Kaufmann Publishers,1999:200-209.

[15] Sawant S S, Prabukumar M. A review on graph-based semi-supervised learning methods for hyperspectral image classification[J]. The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science,2018.

[16] Gou J, Zhan Y, Rao Y, et al. Improved pseudo nearest neighbor classification[J]. Knowledge-Based Systems,2014, 70:361-375.

[17] Gou J, Ma H, Ou W, et al. A generalized mean distance-based k-nearest neighbor classifier[J]. Expert Systems with Applications,2019,115:356-372.

[18] Du Peijun,Xia Junshi,Xue Zhaohui,et al.Review of hyperspectral remote sensing image classification.Journal of Remote Sensing,20(2):236–256. [杜培军,夏俊士,薛朝辉,等.高光谱遥感影像分类研究进展[J].遥感学报,2016,20(02):236-256.]

[19] Bin Pan, Zhenwei Shi, Xia Xu. MugNet: Deep learning for hyperspectral image classification using limited samples[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing,2018,145:108-119.

[20] Bao Rui,Xia Junshi,Xue Zhaohui,et al.Ensemble Classification for Hyperspectral Imagery based on Morphological Attribute Profiles[J].Remote Sensing Technology and Application.2016,31(4):731-738.[鲍蕊,夏俊士,薛朝辉,等.基于形态学属性剖面的高光谱影像集成分类[J].遥感技术与应用,2016,31(04):731-738.]

[21] Fuding Xie, Dongcui Hu, Fangfei Li,et al. Semi-supervised classification for hyperspectral image based on multiple classifiers and relaxation strategy[J]. International Journal of Geo-Information.2018:7(7):284.

[22] Wang L, Hao S, Wang Q, et al. Semi-supervised classification for hyperspectral imagery based on spatial-spectral label propagation[J]. ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing,2014,97:123-137.

**Semi-supervised Classification for Hyperspectral Image Based on Relaxation Strategy and Multi-classifier**

Xie Fuding, Liu Mengying, Yang Jun, Jin Cui

(School of Urban and Environment, Liaoning Normal University, Dalian 116029, Liaoning, China)

**Abstract:** Hyperspectral image classification is one of the hot topics in hyperspectral remote sensing. However, hyperspectral data is easy to be acquired, but it is difficult to label the sample points, as well as contains a large number of noise points in the data. These features of hyperspectral data lead to a difficulty to classify it accurately. Based on discontinuous relaxation strategy and multi-classifier strategy, a semi-supervised classification method for hyperspectral images is proposed.In the case of labeling limited training sample points, the training set is expanded effectively by multi-classifier strategy. The application of the relaxation strategy in the pre-processing and post-processing achieve the goal of denoising and improving the classification accuracy, respectively. The test results and comparison results on two AVIRIS (92AV3C) datasets show that the proposed method can obtain good classification results under the condition of labeling limited samples.

**Key words:** Hyperspectral image; semi-supervised classification; relaxation strategy; multi-classifier

1. 收稿日期： 修订日期：

   基金项目：国家自然科学基金项目（41771178，41801340）

   作者简介：谢福鼎（1965-），男，教授，博士，主要研究方向为模式识别与高光谱遥感图像分类。E-mail: xiefd@lnnu.edu.cn

   通讯作者：金翠。E-mail: cuijin@ lnnu.edu.cn [↑](#footnote-ref-1)