引文格式:张爱竹,李忍忍,梁树能,等.联合样本扩充和谱空迭代的高光谱影像分类[J].武汉大学学报(信息科学版),2025,50(1):97-109.DOI:10.13203/j.whugis20220708

Citation:ZHANG Aizhu,LI Renren,LIANG Shuneng,et al.Hyperspectral Image Classification Based on Sample Augment and Spectral Space Iteration[J].Geomatics and Information Science of Wuhan University,2025,50(1):97-109.DOI:10.13203/j.whugis20220708

联合样本扩充和谱空迭代的高光谱影像分类

张爱竹[1,2] 李忍忍[1] 梁树能[3] 孙根云[1,2] 付 航[1]

1 中国石油大学(华东)海洋与空间信息学院,山东 青岛,266580

2 青岛海洋科学与技术试点国家实验室海洋矿产资源评价与探测技术功能实验室,山东 青岛,266237

3 自然资源部国土卫星遥感应用中心,北京,100048

摘 要:光谱和空间信息结合可以显著提升高光谱影像的分类性能。然而,真实场景中标记样本数量有限制约了分类精度。为充分利用高光谱的谱空信息并解决标记样本数量不足问题,提出了一种基于嵌套滑动窗口样本扩充和谱空迭代的高光谱影像分类方法。首先,对高光谱影像进行主成分变换,降低光谱维数;然后,提出一种基于嵌套滑动窗口的样本扩充方法,在最优子窗口中选取代表性像素加入训练集;最后,使用迭代支持向量机-联合双边滤波器进行分类,得到最终分类图。在印第安松、帕维亚大学和萨利纳斯数据集上分别选取2%、0.2%和0.2%的训练样本,所提算法分类精度分别高达94.42%、95.82%和96.39%。实验结果表明,扩充训练样本集和充分利用光谱空间信息能有效提升分类精度,所提算法在有限训练样本情况下优于其他先进对比算法。

关键词:高光谱;影像分类;样本扩充;谱空迭代;小样本

中图分类号:P237 **文献标识码**:A **收稿日期**:2023-05-17

DOI:10.13203/j.whugis20220708 **文章编号**:1671-8860(2025)01-0097-13

Hyperspectral Image Classification Based on Sample Augment and Spectral Space Iteration

ZHANG Aizhu[1,2] *LI Renren*[1] *LIANG Shuneng*[3] *SUN Genyun*[1,2] *FU Hang*[1]

1 College of Oceanography and Space Informatics, China University of Petroleum (East China), Qingdao 266580, China

2 Laboratory for Marine Mineral Resources, Qingdao National Laboratory for Marine Science and Technology, Qingdao 266237, China

3 Land Satellite Remote Sensing Application Center, Ministry of Natural Resources, Beijing 100048, China

Abstract: **Objectives**: The combination of spectral and spatial information can significantly improve the classification performance of hyperspectral images. However, the number of labeled training samples is limited in real scenes, which restricts the classification accuracy. To make full use of spectral spatial information and solve the problem of limited number of hyperspectral image labeled samples, we propose a hyperspectral image classification method based on nested sliding window sample augment and spectral space iteration. **Methods**: First, principal component transform is used to reduce spectral dimension of hyperspectral image. Then, a sample augment method based on nested sliding windows is proposed, in which representative pixels are selected from the optimal sub windows and added to the training set. Finally, iterative support vector machine and joint bilateral filter are used for classification, and a decision rule is proposed to terminate iteration to obtain the final classification diagram. **Results**: It is verified on three hyperspectral datasets: Indian Pines, Pavia University and Salinas. The experimental results show that when the training samples are limited and the samples of the three datasets are 2%, 0.2% and 0.2% respectively, the classification accuracy of the algorithm reaches 94.42%, 95.82% and 96.39% respectively. Compared with spectral classi-

基金项目:国家自然科学基金(42271347,42371350,41971292)。

第一作者:张爱竹,博士,副教授,主要从事城市遥感、高光谱遥感等方面的研究。zhangaizhu789@163.com

通信作者:梁树能,博士,高级工程师。liangsn83@163.com

fier support vector machine, the overall classification accuracy of the proposed algorithm on the three datasets is improved by 28.1%, 20.1% and 13.1% respectively. Compared with S^3-PCA based on small samples, the overall classification accuracy of the proposed algorithm on the three datasets is improved by about 3%, 5.5% and 4.5% respectively. **Conclusions**: The proposed algorithm can obtain satisfactory classification results in the case of limited training samples, which is superior to other advanced comparison algorithms.

Key words: hyperspectral; image classification; sample augment; spectral space iteration; small sample

高光谱影像(hyperspectral image,HSI)是由二维的空间维和一维的光谱维组成的拥有数百条连续光谱波段的三维立方体,包含丰富的空间和光谱信息[1-3]。HSI能够对地物进行精细表征,被广泛应用于农业检测[4]、食品检查[5]、环境监测[6]等领域。HSI分类是高光谱应用的前提和基础,一直是高光谱领域的研究热点[7-8]。

早期研究者们基于光谱信息提出了一系列分类器,如K近邻[9]、支持向量机(support vector machine,SVM)[10]、随机森林[11]等。其中,SVM是应用最广泛的分类器,但SVM没有考虑到像素之间的空间相关性。为解决这一问题,研究人员考虑使用空间滤波器来获取SVM分类图中的空间信息,并提出一系列算法。比如,文献[12]在SVM分类后采用马尔可夫随机场正则化提取空间和边缘信息,对分类图进行细化。文献[13]使用SVM进行光谱分类,使用保持边缘滤波(edge preserving filter,EPF)技术从SVM分类图中捕获空间上下文信息。文献[14]将EPF改进为迭代EPF(iterative EPF,IEPF),IEPF通过迭代反馈循环从SVM分类图中反复学习空间信息,进一步提升了分类精度。然而,这些方法的分类性能依赖于训练样本数量,而真实场景中训练样本数量有限,标记训练样本通常比较困难或昂贵。

为了解决标记训练样本数量有限问题,研究者们通过构造判别特征来增强不同类别的可分性,提出了一系列光谱空间特征提取方法[15]。文献[16]堆叠不同参数设置获得的EPF,利用主成分分析(principal component analysis,PCA)有效融合EPF,并提高了EPF中的类可分性。文献[17]利用局部协方差矩阵提取空间光谱信息。文献[18]通过利用从不同空间尺度上得到的一系列协方差图来共同利用HSI的空间和光谱信息。文献[19]提出了一种基于PCA和分段PCA的多尺度二维奇异光谱分析融合方法,用于联合光谱-空间HSI特征提取和分类。文献[20]提出超像素PCA(superpixelwise PCA,SuperPCA)方法,SuperPCA通过超像素分割将空间上下文信息纳入无监督降维。在此基础上,增加基于超像素局部重建和全局PCA,文献[21]提出光谱空间和SuperPCA(spectral - spatial and SuperPCA,S^3-PCA)方法,S^3-PCA获得了全局-局部和光谱-空间特征,进一步提高了分类精度。此外,研究人员开发半监督学习(semisupervised learning,SSL)方法增加训练集,以解决标记训练样本数量有限问题。SSL是通过预测未标记样本的类别来标记伪标签。文献[22]针对标记样本不足问题,提出一种主动学习和半监督学习相结合的HSI分类方法。文献[23]构建了一个空间光谱图,将标签从标记样本传播到未标记样本。文献[24-26]使用图像分割方法扩充训练样本,但这些方法依赖于图像分割技术。文献[27-29]中提出全局空间和局部光谱相似度的样本扩充方法,但这些方法都在固定窗口中进行样本扩充,忽略了不同地物交界处,相邻像素具有较低概率,拥有相同类别标签。这些半监督学习仅使用一次相似度标准扩充训练样本,可能会引入误标记样本。

为了解决光谱空间信息利用不充分及标记样本数量有限问题,本文提出了一种基于嵌套滑动窗口样本扩充和谱空迭代的HSI分类方法(nested sliding window sample augment and spectral space iteration,NSWSA-SSI)。该方法在最优子窗口中扩充训练样本,双重相似度增加了扩充样本的准确性,更多更准确的训练样本能提供更多有效信息;基于迭代SVM-联合双边滤波器(joint bilateral filter,JBF)迭代自学习光谱空间特征进行分类,并提出一种判定规则终止迭代,充分利用了HSI光谱空间信息,提高了分类精度。

1 算法原理

本文提出的NSWSA-SSI算法流程如图1所示,主要分为3个步骤:(1)使用PCA进行降维;(2)基于嵌套滑动窗口进行样本扩充;(3)使用迭代SVM-JBF进行分类,得到最终分类结果图。

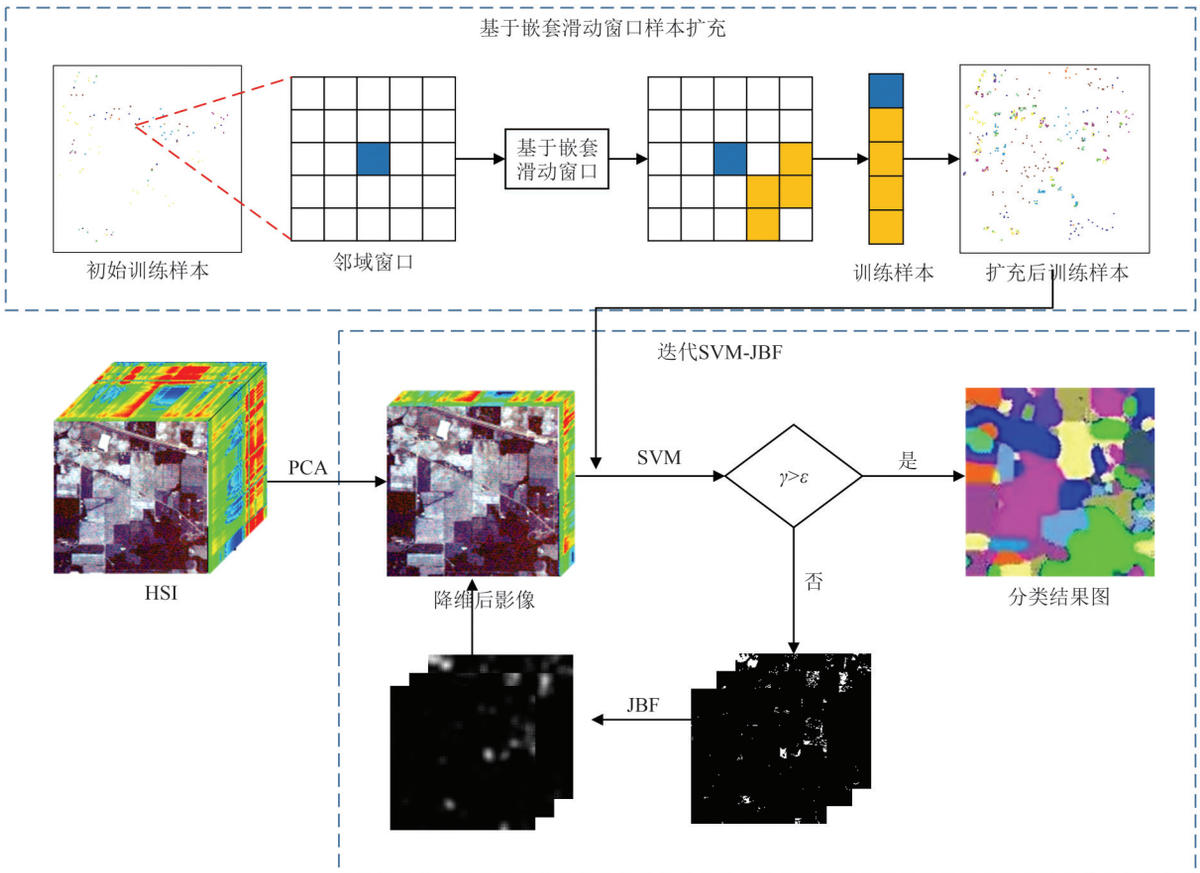


图 1　NSWSA-SSI算法流程图

Fig. 1　Flowchart of NSWSA-SSI Algorithm

假设高光谱数据 $D\in\mathrm{R}^{H\times W\times B}$,其中 H 和 W 表示两个空间维度,B 表示光谱维度。为后续 PCA 降维,将三维立方体 D 转换为二维矩阵 $Y\in\mathrm{R}^{B\times P}(P=HW)$。使用 PCA 得到降维后数据 $Z\in\mathrm{R}^{K\times P}$,$K$ 表示降维数目。为了后续样本扩充操作,将数据 Z 转换为三维矩阵 $X\in\mathrm{R}^{H\times W\times K}$。

1.1　光谱降维

HSI维度高,每个波段范围很窄,相邻波段间具有较强相关性,因此会存在很多冗余波段,不仅增加了计算复杂度,而且波段信息冗余会增强不同类地物的相似信息、减弱差异信息,容易导致类别混淆。PCA 通过构造一个转换矩阵,将HSI的大多数光谱特征保留在较少维的主成分中。它不仅可以降低高光谱数据的维度,还能提高像素的光谱可分性[16]。

对于高光谱二维矩阵 $Y\in\mathrm{R}^{B\times P}$,PCA 通过线性变换,将原始 B 维空间映射到 K 维空间,得到降维数据 $Z\in\mathrm{R}^{K\times P}$。假设变换矩阵表示为 $W\in\mathrm{R}^{B\times K}$,PCA 的目标函数为:

$$W^{*}=\underset{W^{\mathrm{T}}W=I}{\arg\max}\ \mathrm{tr}\left(W^{\mathrm{T}}C(Y)W\right)\tag{1}$$

式中,I 表示单位矩阵;$C(Y)$ 表示 Y 的协方差矩阵,计算 $C(Y)$ 的特征值,选前 K 个特征值对应的特征向量构成变换矩阵 W^{*},则 Y 和 Z 之间的线性投影表示为 $Z=\left(W^{*}\right)^{\mathrm{T}}Y$。

1.2　基于嵌套滑动窗口的样本扩充

目前研究者提出了许多SSL方法,这些方法都基于如下假设:在局部区域中,相邻的像素具有较高的概率,拥有相同的类别标签[25]。但在不同地物的交界处,这一概率比较低。现有方法都使用一次相似度标准扩充训练样本,可能会引入错误标记样本。为了解决这一问题,本文基于嵌套滑动窗口,使用双重相似度提出一种新的样本扩充方法。

首先,设 X 的第 i 行和第 j 列的像素向量为 X_{ij},假设 X_{ij} 为目标训练样本,以 X_{ij} 为中心像素定义一个大小为 $T\times T$ 的邻域窗口。若训练样本处于边缘位置,则对HSI数据边缘采用零像素扩充。根据邻域窗口 $T\times T$,得到目标训练样本 X_{ij} 的邻域 $N\left(X_{ij}\right)$:

$$N\left(X_{ij}\right)=\left\{X_{pq}|p\in[i-a,i+a],\ q\in[j-a,j+a]\right\}\tag{2}$$

式中，$\boldsymbol{X}_{pq}$表示$\boldsymbol{X}_{ij}$邻域中的任意像素，$a=(T-1)/2$。

然后，在邻域$N(\boldsymbol{X}_{ij})$中，设置一个大小为$\omega\times\omega(\omega=a+1)$的滑动窗口$S_{mn}(\boldsymbol{X}_{ij})$，$m(0\leqslant m\leqslant a)$和$n(0\leqslant n\leqslant a)$表示滑动窗口的位置。$S_{mn}(\boldsymbol{X}_{ij})$的定义如下：

$$S_{mn}(\boldsymbol{X}_{ij})=\{\boldsymbol{X}_{pq}|p\in[i-a+m,i+m],\ q\in[j-a+n,j+n]\} \tag{3}$$

对于目标训练样本$\boldsymbol{X}_{ij}$和滑动子窗口中任意像素向量$\boldsymbol{X}_{pq}$的皮尔逊相关系数R_{co}的计算公式为：

$$R_{co}(\boldsymbol{X}_{ij},\boldsymbol{X}_{pq})=\frac{C(\boldsymbol{X}_{ij},\boldsymbol{X}_{pq})}{\sqrt{V(\boldsymbol{X}_{ij})\times V(\boldsymbol{X}_{pq})}} \tag{4}$$

式中，$C(\cdot,\cdot)$表示协方差；$V(\cdot)$表示方差。根据式(4)计算目标训练样本$\boldsymbol{X}_{ij}$与滑动窗口中像素的平均皮尔逊相关系数，选出最大平均皮尔逊相关系数的窗口作为最优子窗口$S^{*}_{mn}(\boldsymbol{X}_{ij})$。

最后，在最优子窗口$S^{*}_{mn}(\boldsymbol{X}_{ij})$中，计算目标训练样本和最优子窗口中其他像素之间的余弦距离，选择光谱相似度高的像素作为新增训练样本。余弦相似度对光谱趋势变化敏感，能够较好地描述局部区域中像元的差异。目标训练样本$\boldsymbol{X}_{ij}$和最优子窗口中其他任意像素$\boldsymbol{X}_{pq}$之间的余弦距离计算公式为：

$$\cos(\boldsymbol{X}_{ij},\boldsymbol{X}_{pq})=\frac{\boldsymbol{X}_{ij}\cdot\boldsymbol{X}_{pq}}{\|\boldsymbol{X}_{ij}\|\times\|\boldsymbol{X}_{pq}\|} \tag{5}$$

式中，$\boldsymbol{X}_{ij}\cdot\boldsymbol{X}_{pq}$表示两个向量的内积，即$\boldsymbol{X}_{ij}\cdot\boldsymbol{X}_{pq}=\boldsymbol{X}_{ij}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{X}_{pq}$；$\|\boldsymbol{X}_{ij}\|$和$\|\boldsymbol{X}_{pq}\|$分别表示向量$\boldsymbol{X}_{ij}$和$\boldsymbol{X}_{pq}$的模。将余弦相似度按降序排列，选出前$k(k=\lfloor(\omega\times(\omega-1))/2\rfloor)$个加入训练样本集中，得到新增的训练样本集。

为了方便理解，以中心像素为$\boldsymbol{X}_{33}$、窗口$T=5$举例说明，图2中，为方便表示，使用c表示皮尔逊相关系数，ρ表示余弦距离，T为5，a为2，邻域范围为$N(\boldsymbol{X}_{33})=\{\boldsymbol{X}_{pq}|p\in[1,5],q\in[1,5]\}$；$\omega$为3，$m(0\leqslant m\leqslant 2)$和$n(0\leqslant n\leqslant 2)$表示滑动窗口位置，共有9个滑动窗口，滑动窗口$S_{mn}(\boldsymbol{X}_{33})=\{\boldsymbol{X}_{pq}|p\in[1+m,3+m],q\in[1+n,3+n]\}$。例如，第1个滑动窗口$S_{00}(\boldsymbol{X}_{33})=\{\boldsymbol{X}_{pq}|p\in[1,3],q\in[1,3]\}$，第9个窗口为$S_{22}(\boldsymbol{X}_{33})=\{\boldsymbol{X}_{pq}|p\in[3,5],q\in[3,5]\}$。

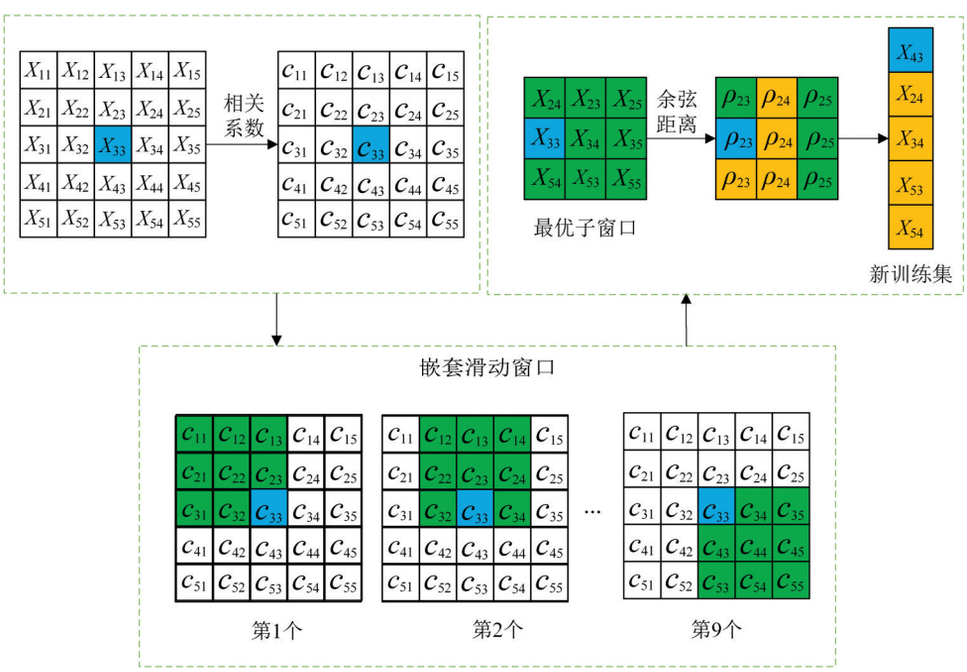


图2 基于嵌套滑动窗口的样本扩充

Fig. 2 Sample Augment Based on Nested Sliding Windows

1.3 谱空迭代

为充分利用光谱空间信息，NSWSA-SSI使用迭代SVM-JBF进行分类，并提出一种判定规则终止迭代，得到最终分类图。主要包括两部分：(1)使用SVM分类器对HSI进行分类；(2)判断分类图是否满足判定规则，如满足，则本次分类图即为最终分类图。如不满足，则使用JBF从SVM分类图中提取空间信息，叠加到输入图像

中,作为新的输入图像,进行下次迭代,直至满足判定规则。

1.3.1　JBF

JBF 是在双边滤波器(bilateral filter,BF)的基础上提出的。相比于BF,JBF将值域高斯函数的输入图像替换为与输入图像具有同样像素尺寸的引导图像。JBF 考虑了空域权重和值域权重,即考虑了像素在空间距离上的关系和像素与中心像素之间的像素灰度值差异,不仅具有保边平滑能力,还能够将引导图中的边缘细节信息转移到输出图像中,其表达式为:

$$J(p)=\frac{1}{K(p)}\sum_{q\in S}\exp\left(-\left(\frac{\|p-q\|^2}{\delta_s^2}+\frac{\|G(p)-G(q)\|^2}{\delta_r^2}\right)\right)I(q) \tag{6}$$

式中,S 表示中心像素 p 的局部窗口;$G(p)$ 和 $G(q)$ 分别表示引导图像中像素 p 和 q 处的像素灰度值;$I(q)$ 表示原始图像中像素 q 的像素灰度值;δ_s 表示空域参数;δ_r 表示值域参数;$K(p)$ 为归一化参数;$J(p)$ 为滤波后输出。根据实验经验,本文 JBF 空域参数 δ_s 和值域参数 δ_r 分别设置为 4 和 0.2。

1.3.2　判定规则

为了实现自动停止迭代功能,NSWSA-SSI 提出判定规则来终止迭代。如果满足判定规则,则得到最终分类图;如果不满足判定规则,则继续进行迭代。本文提出的判定规则的思想是基于第 i 次和第 $i-1$ 次迭代中生成的两个分类图是否足够接近。为了衡量这种接近,定义 $\gamma(i)$ 作为判定规则,表达式为:

$$\gamma(i)=\frac{\left|\left(C_M^i-C_M^{i-1}\right)==0\right|}{H\times W} \tag{7}$$

式中,$\gamma(i)$ 表示第 i 次迭代的值;C_M^i 和 C_M^{i-1} 分别表示第 i 和第 $i-1$ 次的分类图;$H\times W$ 表示 HSI 像素个数。

设定 ε 为阈值,根据经验阈值 ε 设置为 0.99。当 $\gamma(i)$ 小于或等于规定的阈值 ε 时,执行迭代;当 $\gamma(i)$ 大于规定的阈值 ε 时,说明第 i 和第 $i-1$ 次的分类结果几乎相同,在这种情况下,迭代被终止。

1.3.3　迭代SVM-JBF

相比于传统的光谱分类器-空间滤波器,迭代 SVM-JBF 能更充分利用 HSI 光谱空间信息,提高分类性能。具体步骤如下:

首先,将 HSI 数据 $\boldsymbol{X}$ 作为初始输入,将其表示为 $\boldsymbol{X}^0$,利用扩充的训练样本对高光谱数据 $\boldsymbol{X}^0$ 进行 SVM 分类,得到分类图 M^0。

然后,假设执行第 i 次迭代,当前数据为 $\boldsymbol{X}^i$,得到分类图为 C_M^i。根据式(7)计算第 i 次迭代的值 $\gamma(i)$,如果 $\gamma(i)>\varepsilon$,则终止迭代,得到最终分类图。如果首次执行或 $\gamma(i)\leqslant\varepsilon$,则继续执行,将 C_M^i 二值化得到 N_C(N_C 表示 HSI 分类的类别数)个二值图 $B_j^i(j\in[1,N_C])$。具体来说,第 i 次迭代中,像素 (x,y) 的二值图 $B_j^i(x,y)$ 定义为:

$$B_j^i(x,y)=\begin{cases}1, C_M^i(x,y)=j\\ 0, \text{其他}\end{cases} \tag{8}$$

将 JBF 应用到二值图 B^i 上,生成 N_C 个软概率图 S_j^i。将 N_C 个软概率图堆叠并与当前的数据 $\boldsymbol{X}^i$ 结合起来,为重新实现 SVM 分类提供一个新的数据 $\boldsymbol{X}^{i+1}$,继续执行迭代,直至满足判定规则,最终得到分类结果。

2　高光谱数据集分类结果与分析

2.1　实验数据及设置

实验使用了 3 个高光谱标准数据集,详细信息如下:

1)印第安松(Indian Pines)数据集是由美国机载可见/红外成像光谱仪(airborne visible infrared imaging spectrometer,AVIRIS)拍摄,拍摄场景为美国印第安纳州西北部的农业实验田。该数据集包含 16 个地物类别,空间大小为 145×145,空间分辨率为 20 m,光谱范围为 0.4~2.5 μm,共有 220 个光谱波段,去除 20 个吸水带后,剩余 200 个波段用于后续分类研究。

2)帕维亚大学(Pavia University)数据集是由反射光学系统成像光谱仪拍摄,拍摄场景为意大利帕维亚大学的区域。该数据集包含 9 个地物类别,空间大小为 610×340,空间分辨率为 1.3 m,光谱范围为 0.43~0.86 μm,共有 103 个光谱波段。

3)萨利纳斯(Salinas)数据集是由 AVIRIS 拍摄,拍摄场景为美国加利福尼亚州萨利纳斯山谷。该数据集包含 16 个地物类别,空间大小为 512×217,空间分辨率为 3.7 m,共有 224 个光谱波段,删除 20 个吸水波段,保留 204 个波段用于后续分类研究。

为了验证 NSWSA-SSI 的有效性,选取基于

光谱分类器的SVM[10]、基于光谱空间分类器的EPF[13]、IEPF[14]、基于滤波器的IFRF[30]、基于小样本的LCMR[17]、S^3-PCA[21]作为对比算法。对比算法实验参数分别使用对应文献中默认参数。表1总结了不同算法对应每个数据集的参数设置。

表1 不同算法对应每个数据集的参数设置

Table 1 Parameter Settings for Each Dataset Corresponding to Different Algorithms

分类方法	数据集		
	Indian Pines	Pavia University	Salinas
SVM	高斯RBF核函数,5倍交叉验证		
EPF	引导图像为PCA前3个主成分,δ_s=4,δ_r=0.2		
IFRF	降维数目=20,δ_s=200,δ_r=0.3		
LCMR	MNF降维数目=20,局部邻域像素数=220,窗口大小25		
IEPF	引导图像=PCA前3个主成分,δ_s=4,δ_r=0.2		
S^3-PCA	超像素个数=100 最佳空间邻域数=15	超像素个数=30 最佳空间邻域数=13	超像素个数=100 最佳空间邻域数=15
NSWSA-SSI	降维数目=45,窗口大小=11	降维数目=15,窗口大小=17	降维数目=25,窗口大小=23

本文使用的SVM算法都是通过LIBSVM开源库实现,采用高斯径向基核函数(radial basis function,RBF),并使用5倍交叉验证的寻优方法获取最优核函数参数。为了定量评价分类结果,使用4个客观质量指标[31-32]:总体精度(overall accuracy,OA)、平均精度(average accuracy,AA)、类别精度(class accuracy,CA)和Kappa系数进行评价。为减少因训练样本的随机选择而造成的结果不稳定性,所有实验独立运行10次,并记录所有评价指标的平均值和标准差。实验在MATLAB 2017b上实现,测试设备为一台8 GB内存和i3-6100中央处理器的计算机。

2.2 参数分析

本文有两个关键参数,即降维数目K和邻域窗口大小T。PCA为非自适应降维算法,降维数目K需要提前确定。邻域窗口大小T决定了滑动窗口ω的值,影响样本扩充过程中新增训练样本的质量,进一步影响分类精度。

对于每个数据集,固定T为5,将降维数目K的范围设置为[10,50],间隔为5,得到最优K值。如图3(a)所示,OA最大值对应K的最优值,Indian Pines、Pavia University和Salinas的最优K值分别为45、15和25。对于每个数据集,固定每个像素的最优K值,将邻域窗口大小T的范围设置为[3,27],间隔为2,选出最优T值。如图3(b)所示,OA值整体随T的增大先增后减,OA最大值对应T的最优值,Indian Pines、Pavia University和Salinas的最优T值分别为11、17和23。

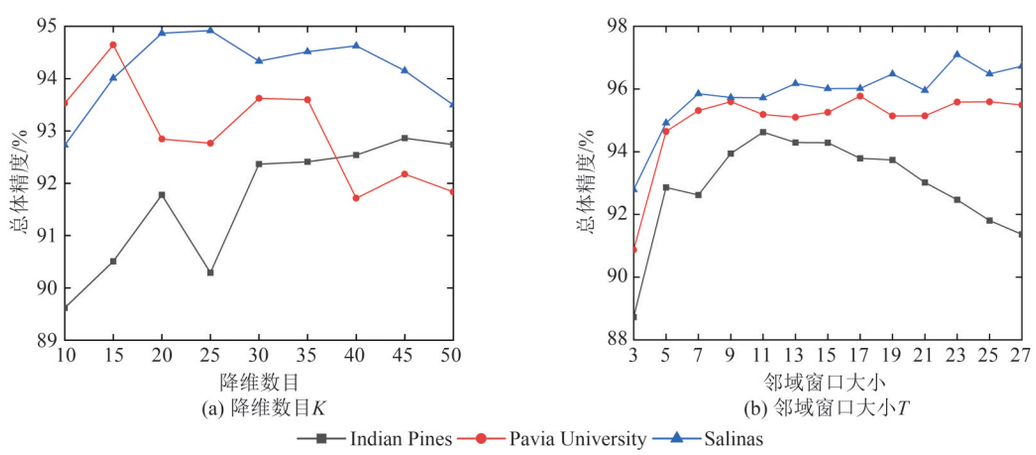


图3 参数降维数目K和邻域窗口大小T的敏感性

Fig. 3 Sensitivity of Parameters Dimension Reduction Number K and Neighborhood Window Size T

2.3 有效性分析

为验证NSWSA-SSI的有效性,进行了消融实验。总共设置6种消融模式,其中NSWSA表示基于嵌套滑动窗口样本扩充,SSI表示迭代光

谱空间分类器(迭代SVM-JBF),SS表示光谱空间分类器(SVM-JBF),SVM表示光谱分类器。6种消融算法分别为NSWSA-SSI、NSWSA-SS、NSWSA-SVM、SSI、SS和SVM算法。这些算法在3个数据集上的分类精度见表2,可以看出:

1)在3个数据集上,对于SVM,样本扩充后,NSWSA-SVM的分类精度比SVM分别提高约15%、12%和9%;对于光谱空间分类器SS,样本扩充后,NSWSA-SS的分类精度比SS分别提高约20%、15%和4%;对于迭代光谱空间分类器SSI,样本扩充后,NSWSA-SSI的分类精度比SSI分别提高约11%、6%和5%。使用3个分类器的实验结果表明基于嵌套滑动窗口的样本扩充可以显著提高分类精度。

2)在3个数据集上,样本扩充前,SSI的分类精度比SVM分别提高约17%、14%和9%;样本扩充后,NSWSA-SSI的分类精度比NSWSA-SVM分别提高约13%、7%和5%。样本扩充前,SSI比SS分别提高约11%、11%和2%;样本扩充后,NSWSA-SSI的分类精度比NSWSA-SS分别提高约2%、2%和2%。实验结果验证了迭代光谱空间分类器即迭代SVM-JBF的优势。

表2　不同框架模式在3个数据集上的分类精度/%

Table 2　Classification Accuracy of Different Framework Patterns on 3 Datasets/%

数据集	分类精度	NSWSA-SSI	NSWSA-SS	NSWSA-SVM	SSI	SS	SVM
Indian Pines	OA	94.42±0.84	92.98±1.68	81.18±0.96	83.5±1.98	72.79±2.69	66.37±1.52
	AA	93.57±3.08	87.35±3.52	77.8±2.7	60.17±2.2	49.94±2.77	61.33±3.72
	Kappa系数	93.63±0.96	91.97±1.93	78.5±1.11	80.91±2.33	67.97±3.31	61.17±1.77
Pavia University	OA	95.82±0.75	93.68±1.34	88.25±1.05	89.95±1.88	78.84±1.89	75.77±1.04
	AA	93.81±1.06	89.88±2.12	84.64±1	82.33±4.28	58.51±4.28	63±1.49
	Kappa系数	94.48±0.98	91.52±1.82	84.32±1.4	86.67±2.48	70.33±2.74	66.54±1.17
Salinas	OA	96.64±1.46	94.86±1.1	91.77±0.58	91.97±2.19	90.24±2.76	82.72±1.5
	AA	96.67±1.19	96.78±0.82	94.87±0.6	91.11±3.82	91.15±2.18	87.94±1.41
	Kappa系数	96.26±1.62	94.27±1.22	90.83±0.64	91±2.48	89.1±3.08	80.74±1.68

2.4　对比实验

为了验证NSWSA-SSI的有效性,对分类结果进行定性和定量评价。具体分析如下:

1)在Indian Pines数据集上,每类随机选取2%作为训练样本,不同算法的定量和定性结果见表3和图4。如表3所示,NSWSA-SSI在大部分类别和3个指标上都获得了最高的分类精度。SVM只利用了光谱信息,分类精度最低。EPF小类别分类精度低,相比之下,IEPF迭代利用空间信息,分类精度略优于EPF。IFRF分类精度也优于EPF,但分类精度提高有限。LCMR、S^3-PCA已被证明在有限样本情况下是有效的,但相比于NSWSA-SSI,分类精度分别低约2.6%和3%,因为NSWSA-SSI考虑不同地物交界处,相邻像素具有较低概率,拥有相同类别标签,使用嵌套滑动窗口扩充训练样本能提供更多有效信息,因此分类精度更高。同时,如图4所示,定性结果也证实了NSWSA-SSI的优越性。NSWSA-SSI有效消除了分类图噪声的影响,改善了类别错分现象,类别边界更明显。总之,NSWSA-SSI的分类精度优于其他6个对比方法,尤其是对于弱耕犁大豆、非耕玉米地等需要更多训练样本需求的大类别农作物,优势更明显。

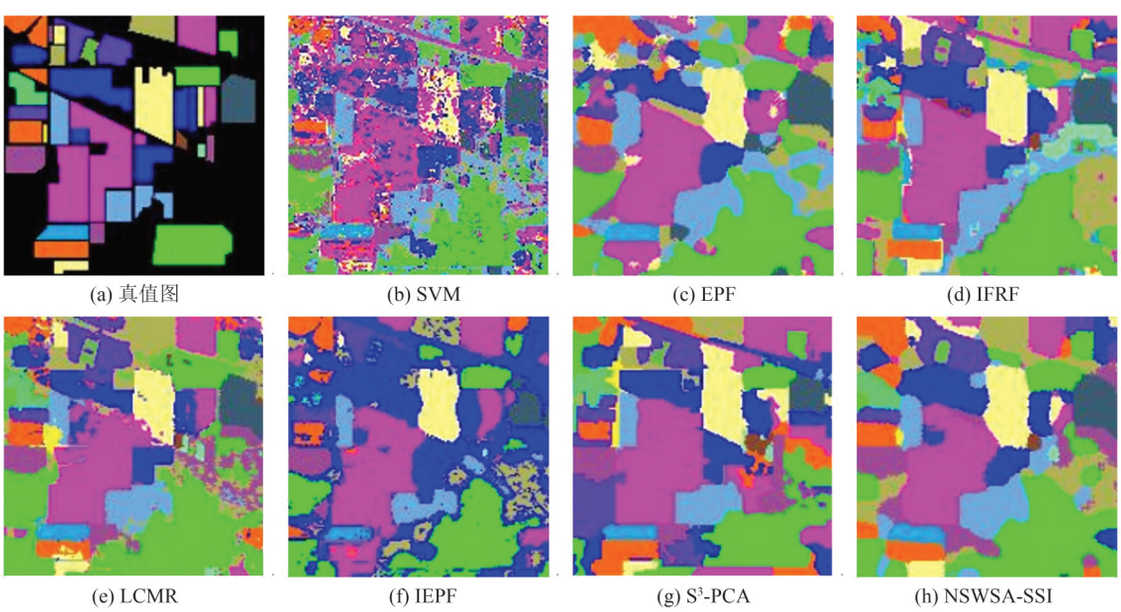
2)在Pavia University数据集上,随机选取0.2%作为训练样本进行实验。Pavia University数据集中地物具有小而不规则的特点。表4和图5分别给出了不同算法的定量和定性结果。如表4所示,NSWSA-SSI的分类精度最高,OA值高于95%,比其他对比方法都有一定程度的提高。由图5可知,SVM分类图有大量噪声,且类别错分严重,如沙砾、沥青、裸土,这是因为Pavia University数据集的空间分辨率远高于Indian Pines,光谱异质性更明显。虽然光谱空间分类方法EPF、IEPF和IFRF错分现象减轻,但仍存在类别错分,如沙砾、沥青等地物。NSWSA-SSI获得的分类图从目视上来看分类效果最佳。证实了所提算法NSWSA-SSI对具有小而不规则地物的数据集的可行性。

3)在Salinas数据集上,随机选取0.2%作为训练样本进行实验,定量结果如表5所示,不同算

表3 不同算法在Indian Pines数据集上的分类精度/%

Table 3 Classification Accuracy of Different Algorithms on Indian Pines Dataset/%

类别	CA的均值与方差						
	SVM	EPF	IFRF	LCMR	IEPF	S^3-PCA	NSWSA-SSI
紫花苜蓿	17.01±15.03	0.00±0.00	94.30±12.42	88.67±13.56	2.00±3.54	93.24±2.42	82.00±28.31
非耕玉米地	57.89±4.44	68.07±7.83	87.44±4.53	89.15±3.34	87.58±7.38	87.27±4.51	91.67±2.08
弱耕玉米地	56.88±9.92	84.94±10.24	88.99±6.69	83.91±6.05	71.51±9.70	92.20±5.99	92.96±4.74
玉米	39.36±8.50	92.81±11.95	93.4±4.88	74.44±21.96	16.59±9.93	76.23±2.85	87.89±8.89
牧草	78.94±9.41	95.74±6.45	92.9±5.34	92.56±2.51	67.72±13.34	96.48±8.59	92.35±4.71
稀疏草原	76.80±3.63	68.52±4.99	92.04±6.82	94.7±4.45	82.03±6.93	98.66±2.55	97.50±2.10
已收割牧草	60.12±27.76	0.00±0.00	58.47±20.06	96.3±6.98	21.11±19.29	84.03±11.81	97.41±4.64
干草料堆	85.31±2.31	86.61±4.08	99.92±0.21	99.77±0.16	68.01±20.88	100.00±0.00	100.00±0.00
燕麦	25.12±22.88	0.00±0.00	53.76±23.37	78.42±22.66	16.84±11.32	35.07±24.2	93.16±10.24
非耕犁大豆	60.32±5.52	79.15±8.16	86.02±8.62	85.26±4.07	81.13±8.23	91.21±6.47	89.47±4.52
弱耕犁大豆	62.27±2.29	66.10±6.49	94.15±1.82	94.06±2.89	92.43±3.83	89.17±5.51	96.03±2.36
已收割大豆	46.03±7.75	81.38±13.33	82.08±7.03	85.94±7.69	51.36±18.2	81.64±4.21	91.19±6.69
小麦	82.14±3.13	99.36±1.39	86.84±14.95	98.9±0.91	71.35±22.49	100.00±0.00	98.5±1.87
树林	86.09±2.30	89.62±2.08	95.48±2.70	99.85±0.16	93.03±5.15	97.50±1.20	99.02±0.84
建筑	51.43±9.51	76.72±26.72	86.07±8.18	95.26±6.26	47.41±15.97	97.10±3.05	92.62±7.55
石铁堡	95.56±9.33	67.24±46.57	98.53±0.97	90.99±3.27	7.36±9.87	91.06±1.15	95.38±2.19
OA	66.37±1.52	74.64±2.14	90.3±1.67	91.82±0.99	78.26±5.18	91.14±1.54	94.42±0.84
AA	61.33±3.72	66.02±3.49	86.9±2.51	90.51±2.55	54.84±7.59	88.18±1.88	93.57±3.08
Kappa系数	61.17±1.77	70.33±2.66	88.93±1.9	90.67±1.12	74.57±6.51	89.85±1.79	93.63±0.96



(a) 真值图 (b) SVM (c) EPF (d) IFRF

(e) LCMR (f) IEPF (g) S^3-PCA (h) NSWSA-SSI

图4 不同算法在Indian Pines数据集上的分类图

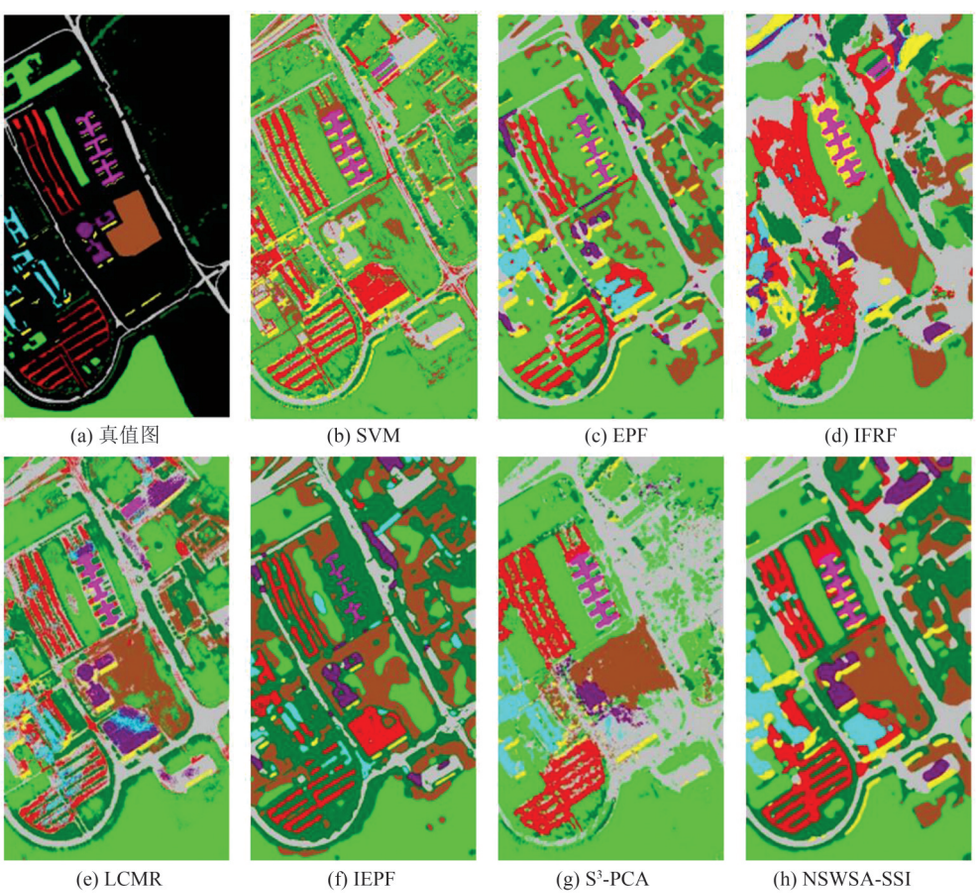
Fig. 4 Classification Maps of Different Algorithms on Indian Pines Dataset

法在Salinas数据集上的分类结果与前两个数据集的分类结果具有一致的趋势,光谱空间信息的结合可以提高HSI分类精度,NSWSA-SSI分类精度优于其他对比方法。相比于Indian Pines,Salinas数据集空间分辨率高,光谱异质性更严重。由图6可知,SVM分类图中,未结果的葡萄和未结果葡萄园很容易混淆,仅利用光谱信息无法区分两类别。相比之下,其他对比光谱空间结合的方法可以提升分类结果。EPF、IFRF、IEPF分类图中未结果的葡萄和未结果葡萄园两

表 4　不同算法在 Pavia University 数据集上的分类精度/%

Table 4　Classification Accuracy of Different Algorithms on Pavia University Dataset/%

类别	CA 的均值与方差						
	SVM	EPF	IFRF	LCMR	IEPF	S^3-PCA	NSWSA-SSI
柏油路	87.67±5.28	81.71±5.96	69.50±5.81	86.98±5.96	85.67±5.58	82.39±3.97	96.63±2.64
草地	93.64±3.79	79.76±6.55	91.99±3.27	98.14±1.04	90.31±0.46	92.02±2.25	97.97±1.07
沙砾	10.53±11.09	49.22±36.09	60.74±16.15	75.14±12.02	41.67±10.39	97.08±2.96	84.51±9.59
树木	72.49±11.10	86.09±20.53	87.51±10.39	93.13±5.66	72.83±13.73	90.10±9.13	91.68±3.37
金属板	79.25±11.02	99.55±0.48	99.90±0.16	87.51±13.26	40.06±8.73	99.99±0.02	99.97±0.05
裸土	26.43±7.50	78.48±15.13	89.92±6.94	87.50±6.68	74.28±20.25	91.92±9.50	98.84±1.55
沥青	9.69±11.69	56.38±40.88	61.53±20.34	76.67±17.98	68.37±29.53	91.82±3.62	95.76±6.12
砖体	87.47±8.92	73.86±11.94	59.85±9.44	77.90±6.09	84.39±14.47	88.71±4.38	89.42±5.64
阴影	99.84±0.12	98.11±1.19	61.64±23.26	77.52±16.37	71.29±20.91	94.03±9.20	89.46±8.06
OA	75.77±1.04	78.95±4.83	81.44±3.20	90.47±1.09	80.88±3.00	90.26±1.97	95.82±0.75
AA	63.00±1.49	78.13±10.28	75.84±3.65	84.50±1.91	69.88±1.85	92.01±1.88	93.81±1.06
Kappa 系数	66.54±1.17	70.84±7.16	75.22±4.36	87.33±1.44	74.15±4.24	86.84±2.72	94.48±0.98



(a) 真值图　(b) SVM　(c) EPF　(d) IFRF

(e) LCMR　(f) IEPF　(g) S^3-PCA　(h) NSWSA-SSI

图 5　不同算法在 Pavia University 数据集上的分类图

Fig. 5　Classification Maps of Different Algorithms on Pavia University Dataset

类地物边界仍不明显,LCMR 和 S^3-PCA 边界较清晰,但仍存在小块或条状错分。NSWSA-SSI 分类图获得最令人满意的分类结果。

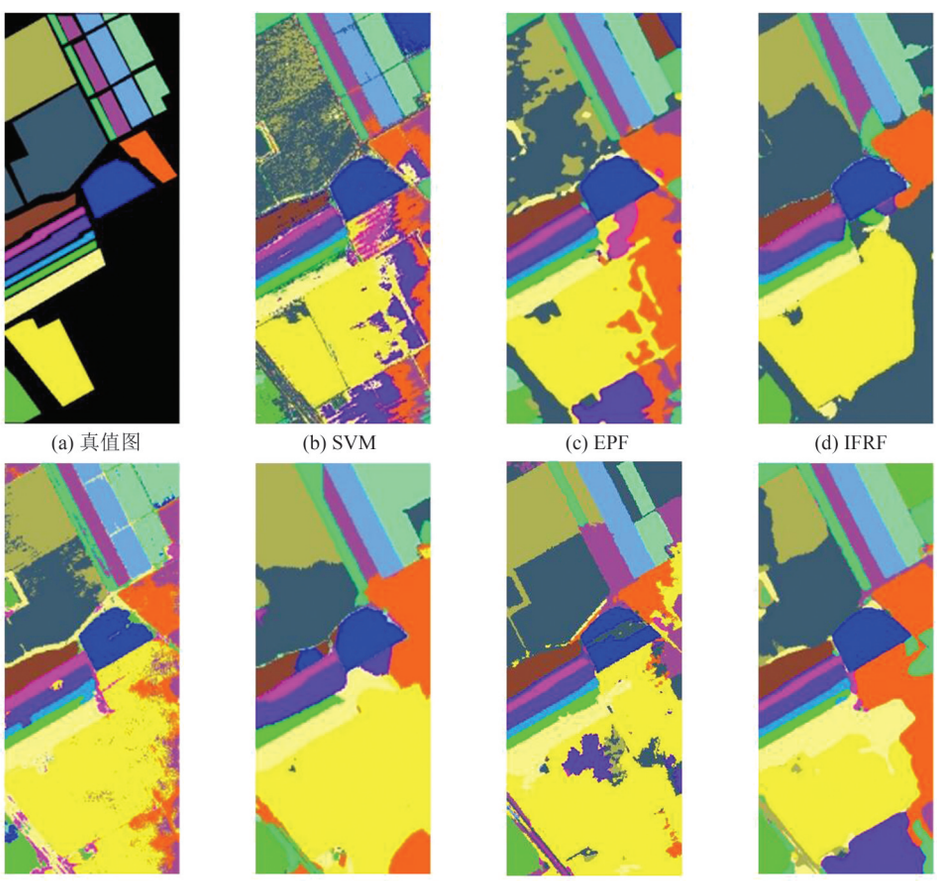
2.5　不同训练样本大小下的分类结果对比

对比分析不同训练样本情况下 NSWSA_SSI 和其他 6 种对比方法的分类结果。如图 7 所示,对于 Indian Pines 数据集,随机选取训练样本中各类别样本数目的 1%、2%、3%、4% 和 5%,对于 Pavia University 和 Salinas 数据集,随机选取训练样本中各类别样本数目的 0.1%、0.2%、0.5%、1% 和 5%。由图 7 可知,随着样本数量的增加,3 个数据集上各算法的分类精度都有所提高,且 NSWSA_SSI 获得最高的分类精度。在样本数量足够的情况下,分类精度趋于一致。但在小样本

表5 不同算法在Salinas数据集上的分类精度/%

Table 5 Classification Accuracy of Different Algorithms on Salinas Dataset/%

类别	CA的均值与方差						
	SVM	EPF	IFRF	LCMR	IEPF	S^3-PCA	NSWSA-SSI
野草_1	96.98±1.60	100.00±0.00	78.05±16.37	99.57±1.27	99.95±0.12	100.00±0.00	97.6±3.32
野草_2	98.66±0.73	99.79±0.32	92.21±8.39	91.67±5.61	99.74±0.15	82.75±14.52	100.00±0.00
休耕地	71.94±10.74	93.30±4.73	99.98±0.05	98.17±1.92	85.44±16.36	78.08±17.64	95.12±15.32
粗糙的休耕地	92.98±11.99	97.57±0.74	82.37±9.38	97.66±6.45	98.90±1.41	81.38±25.84	88.96±19.43
平滑的休耕地	96.14±3.10	98.21±3.44	90.45±4.43	96.3±1.81	98.11±0.76	93.16±11.37	98.18±0.42
残株	97.23±2.33	99.88±0.23	99.74±0.12	98.86±1.00	99.14±1.69	74.14±7.01	99.97±0.06
芹菜	99.16±0.50	95.11±4.45	99.83±0.14	98.14±1.59	99.59±0.10	98.27±2.94	99.92±0.07
未结果的葡萄	72.26±7.24	78.89±6.96	86.63±2.95	92.85±4.02	83.83±6.91	96.27±3.21	94.08±3.48
土壤	98.47±1.06	98.94±0.53	100±0.01	99.02±0.62	99.66±0.33	91.38±11.38	99.96±0.06
玉米	80.59±6.56	90.43±6.69	89.88±6.82	94.08±7.97	88.17±9.23	84.40±19.63	94.33±7.37
莴苣(4周)	82.85±8.66	92.10±9.67	79.10±31.31	99.99±0.03	91.02±8.45	80.90±20.09	99.16±2.00
莴苣(5周)	95.51±2.09	95.08±5.08	97.92±6.25	88.61±10.66	100±0	89.88±8.55	99.69±0.60
莴苣(6周)	96.98±2.50	96.09±4.76	1.53±4.58	89.4±16.16	89.42±29.7	98.25±0.00	98.18±1.67
莴苣(7周)	89.27±2.93	98.58±1.58	96.05±1.77	89.52±7.34	92.38±3.78	84.67±15.94	92.38±6.80
未结果葡萄园	53.36±10.65	74.56±13.94	97.57±3.00	88.77±5.69	78.65±9.34	94.74±8.07	91.68±6.17
葡萄园小路	79.24±10.85	100±0.00	98.75±0.45	84.84±7.81	82.9±10.47	99.14±0.30	98.4±1.29
OA	83.30±1.27	89.85±3.14	91.69±1.76	94.13±0.94	91.17±2.63	91.81±2.65	96.39±1.16
AA	87.60±1.55	94.28±1.50	86.88±2.89	94.22±1.95	92.93±3.08	89.39±3.15	96.73±1.80
Kappa系数	81.37±1.42	88.68±3.49	90.77±1.96	93.46±1.05	90.15±2.94	90.82±2.99	95.98±1.29



(a) 真值图 (b) SVM (c) EPF (d) IFRF

(e) LCMR (f) IEPF (g) S^3-PCA (h) NSWSA-SSI

图6 不同算法在Salinas数据集上的分类图

Fig. 6 Classification Maps of Different Algorithms on Salinas Dataset

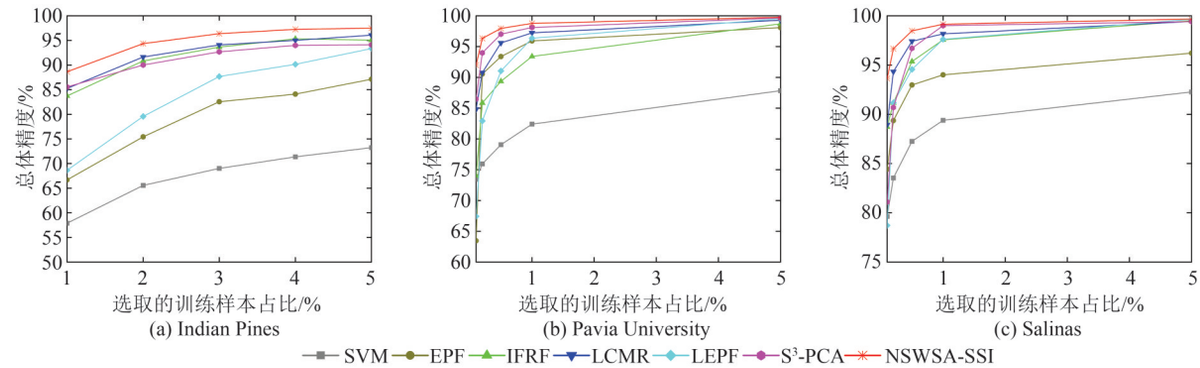


图 7　3个数据集不同训练样本大小下的OA曲线

Fig. 7　OA Curves of Three Datasets with Different Training Sample Sizes

情况下,NSWSA-SSI具有明显优势。

2.6　运行时间对比

表6列出了7种对比算法在3个数据集上的运行时间。总体来看,基于滤波IFRF花费时间最短,光谱空间分类器EPF、IEPF比光谱分类器SVM花费时间长,因为后续使用了空间滤波器。NSWSA-SSI包括样本扩充,必然导致计算量增加,需进一步提高NSWSA-SSI的效率。

表6　不同对比算法的运行时间/s

Table 6　Running Time of Different Comparison Algorithms/s

数据集	不同算法的运行时间						
	SVM	EPF	IFRF	LCMR	IEPF	S^3-PCA	NSWSA-SSI
Indian Pines	4.095 3	3.137 3	1.057 8	9.382 0	48.538 4	4.876 0	53.325 4
Pavia University	4.317 8	18.339 0	4.724 1	88.246 8	335.190 9	172.328 6	170.520 2
Salinas	4.985 2	17.020 0	3.191 2	50.281 3	113.194 2	31.658 1	140.985 4

3　结　语

为充分利用光谱空间信息,并在有限训练样本情况下获得满意的分类结果,本文提出NSWSA-SSI,首先利用PCA对HSI进行光谱降维并增强类别可分性,然后基于嵌套滑动窗口进行样本扩充,更多的训练样本能提供更多的有效信息,最后基于迭代SVM-JBF迭代自学习光谱空间特征进行分类,得到最终分类结果。3个公开高光谱数据集的实验结果表明,NSWSA-SSI能在有限训练样本情况下获得满意分类结果,优于其他先进对比算法。基于嵌套滑动窗口样本扩充未考虑全局空间信息,后续研究将考虑如何结合全局空间信息进行样本扩充。

参　考　文　献

[1] HE L, LI J, LIU C, et al. Recent Advances on Spectral-Spatial Hyperspectral Image Classification: An Overview and New Guidelines[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2018, 56(3): 1579-1597.

[2] IMANI M, GHASSEMIAN H. An Overview on Spectral and Spatial Information Fusion for Hyperspectral Image Classification: Current Trends and Challenges [J]. *Information Fusion*, 2020, 59: 59-83.

[3] 张良培, 刘蓉, 杜博. 使用量子优化算法进行高光谱遥感影像处理综述[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2018, 43(12): 1811-1818.
ZHANG Liangpei, LIU Rong, DU Bo. Hyperspectral Remote Sensing Image Processing by Using Quantum Optimization Algorithm [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2018, 43(12): 1811-1818.

[4] FABIYI S D, VU H, TACHTATZIS C, et al. Varietal Classification of Rice Seeds Using RGB and Hyperspectral Images[J]. *IEEE Access*, 2020(8): 22493-22505.

[5] KHAN M J, KHAN H S, YOUSAF A, et al. Modern Trends in Hyperspectral Image Analysis: A Review[J]. *IEEE Access*, 2018(6): 14118-14129.

[6] MORONI M, LUPO E, MARRA E, et al. Hyperspectral Image Analysis in Environmental Monitoring: Setup of a New Tunable Filter Platform [J].

Procedia Environmental Sciences, 2013, 19: 885-894.

[7] SUN G, FU H, REN J, et al. SpaSSA: Superpixelwise Adaptive SSA for Unsupervised Spatial-Spectral Feature Extraction in Hyperspectral Image[J]. *IEEE Trans Cybern*, 2022, 52(7): 6158-6169.

[8] 高奎亮, 余旭初, 张鹏强, 等. 利用胶囊网络实现高光谱影像空谱联合分类[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2022, 47(3): 428-437.
GAO Kuiliang, YU Xuchu, ZHANG Pengqiang, et al. Hyperspectral Image Spatial-Spectral Classification Using Capsule Network Based Method [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2022, 47(3): 428-437.

[9] JIA X, RICHARDS J A. Cluster-Space Classification: A Fast *k*-Nearest Neighbour Classification for Remote Sensing Hyperspectral Data [C]//IEEE Workshop on Advances in Techniques for Analysis of Remotely Sensed Data, GreenBelt, MD, USA, 2003.

[10] MOUNTRAKIS G, IM J, OGOLE C. Support Vector Machines in Remote Sensing: A Review[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2011, 66(3): 247-259.

[11] ZHANG Y, CAO G, LI X, et al. Cascaded Random Forest for Hyperspectral Image Classification [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2018, 11(4): 1082-1094.

[12] TARABALKA Y, FAUVEL M, CHANUSSOT J, et al. SVM- and MRF-Based Method for Accurate Classification of Hyperspectral Images [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2010, 7(4): 736-740.

[13] KANG X, LI S, BENEDIKTSSON J A. Spectral-Spatial Hyperspectral Image Classification with Edge-Preserving Filtering [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2014, 52(5): 2666-2677.

[14] ZHONG S, CHANG C L, ZHANG Y. Iterative Edge Preserving Filtering Approach to Hyperspectral Image Classification[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2019, 16(1): 90-94.

[15] 职露, 余旭初, 邹滨, 等. 多层级二值模式的高光谱影像空-谱分类[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2019, 44(11): 1659-1666.
ZHI Lu, YU Xuchu, ZOU Bin, et al. A Multi-Layer Binary Pattern Based Method for Hyperspectral Imagery Classification Using Combined Spatial-Spectral Characteristics[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2019, 44(11): 1659-1666.

[16] KANG X, XIANG X, LI S, et al. PCA-Based Edge-Preserving Features for Hyperspectral Image Classification[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2017, 55(12): 7140-7151.

[17] FANG L, HE N, LI S, et al. A New Spatial-Spectral Feature Extraction Method for Hyperspectral Images Using Local Covariance Matrix Representation[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2018, 56(6): 3534-3546.

[18] HE N, PAOLETTI M E, HAUT J M, et al. Feature Extraction with Multiscale Covariance Maps for Hyperspectral Image Classification[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2019, 57(2): 755-769.

[19] FU H, SUN G, REN J, et al. Fusion of PCA and Segmented-PCA Domain Multiscale 2-D-SSA for Effective Spectral-Spatial Feature Extraction and Data Classification in Hyperspectral Imagery [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2022, 60(1): 1-14.

[20] JIANG J, MA J, CHEN C, et al. SuperPCA: A Superpixelwise PCA Approach for Unsupervised Feature Extraction of Hyperspectral Imagery [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2018, 56(8): 4581-4593.

[21] ZHANG X, JIANG X, JIANG J, et al. Spectral-Spatial and Superpixelwise PCA for Unsupervised Feature Extraction of Hyperspectral Imagery [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2022, 60(2): 1-10.

[22] 田彦平, 陶超, 邹峥嵘, 等. 主动学习与图的半监督相结合的高光谱影像分类[J]. 测绘学报, 2015, 44(8): 919-926.
TIAN Yanping, TAO Chao, ZOU Zhengrong, et al. Semi-supervised Graph-Based Hyperspectral Image Classification with Active Learning[J]. *Acta Geodetica et Cartographica Sinica*, 2015, 44(8): 919-926.

[23] 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(1): 123-137.

[24] CUI B, MA X, ZHAO F, et al. A Novel Hyperspectral Image Classification Approach Based on Multiresolution Segmentation with a Few Labeled Samples[J]. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 2017, 14(3): 1-10.

[25] ZHENG C,WANG N,CUI J. Hyperspectral Image Classification with Small Training Sample Size Using Superpixel-Guided Training Sample Enlargement [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2019, 57(10): 7307-7316.

[26] CUI B, CUI J, HAO S, et al. Spectral-Spatial Hyperspectral Image Classification Based on Superpixel and Multi-classifier Fusion[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2020, 41(16): 6157-6182.

[27] YU H, GAO L, LIAO W, et al. Group Sparse Representation Based on Nonlocal Spatial and Local Spectral Similarity for Hyperspectral Imagery Classification[J]. *Sensors* , 2018, 18(6): 1695.

[28] SHEN X, YU H, YU C, et al. Global Spatial and Local Spectral Similarity Based Sample Augment and Extended Subspace Projection for Hyperspectral Image Classification [C]//IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Brussels, Belgium, 2021.

[29] HU J, SHEN X, YU H, et al. Extended Subspace Projection Upon Sample Augmentation Based on Global Spatial and Local Spectral Similarity for Hyperspectral Imagery Classification[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2021, 14(1): 8653-8664.

[30] KANG X, LI S, BENEDIKTSSON J A. Feature Extraction of Hyperspectral Images with Image Fusion and Recursive Filtering[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2014, 52(6): 3742-3752.

[31] YUAN Y, JIN M. Multi-type Spectral Spatial Feature for Hyperspectral Image Classification[J]. *Neurocomputing*, 2021, 492:637-650.

[32] CHENG C, LI H, PENG J, et al. Hyperspectral Image Classification via Spectral-Spatial Random Patches Network[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2021, 14(1): 4753-4764.